Badura · Ducki · Meyer · Baumgardt
Schröder *Hrsg.*

Fehlzeiten-Report 2025

KI und Gesundheit – Möglichkeiten nutzen, Risiken bewältigen, Orientierung geben

Springer

Fehlzeiten-Report

Reihenherausgeber
Bernhard Badura, Fakultät für Gesundheitswissenschaften, Universität Bielefeld, Bielefeld, Deutschland
Antje Ducki, Berliner Hochschule für Technik (BHT), Berlin, Deutschland
Johanna Baumgardt, Wissenschaftliches Institut der AOK, Berlin, Deutschland
Markus Meyer, Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO), Berlin, Deutschland
Helmut Schröder, Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO), Berlin, Deutschland

Bernhard Badura · Antje Ducki · Markus Meyer ·
Johanna Baumgardt · Helmut Schröder
Hrsg.

Fehlzeiten-Report 2025

KI und Gesundheit - Möglichkeiten nutzen, Risiken bewältigen, Orientierung geben

Springer

Hrsg.
Prof. Dr. Bernhard Badura
Fakultät für Gesundheitswissenschaften
Universität Bielefeld
Bielefeld, Deutschland

Prof. Dr. Antje Ducki
Berliner Hochschule für Technik (BHT)
Berlin, Deutschland

Markus Meyer
Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO)
Berlin, Deutschland

Dr. Johanna Baumgardt
Forschungsbereich Betriebliche
Gesundheitsförderung und Heilmittel
Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO)
Berlin, Deutschland

Helmut Schröder
Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO)
Berlin, Deutschland

Fehlzeiten-Report
ISBN 978-3-662-71884-1 ISBN 978-3-662-71885-8 (eBook)
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über http://dnb.d-nb.de abrufbar.

© Der/die Herausgeber bzw. der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025

Das Werk einschließlich aller seiner Teile ist urheberrechtlich geschützt. Jede Verwertung, die nicht ausdrücklich vom Urheberrechtsgesetz zugelassen ist, bedarf der vorherigen Zustimmung des Verlags. Das gilt insbesondere für Vervielfältigungen, Bearbeitungen, Übersetzungen, Mikroverfilmungen und die Einspeicherung und Verarbeitung in elektronischen Systemen.
Die Wiedergabe von allgemein beschreibenden Bezeichnungen, Marken, Unternehmensnamen etc. in diesem Werk bedeutet nicht, dass diese frei durch jede Person benutzt werden dürfen. Die Berechtigung zur Benutzung unterliegt, auch ohne gesonderten Hinweis hierzu, den Regeln des Markenrechts. Die Rechte des/der jeweiligen Zeicheninhaber*in sind zu beachten.
Der Verlag, die Autor*innen und die Herausgeber*innen gehen davon aus, dass die Angaben und Informationen in diesem Werk zum Zeitpunkt der Veröffentlichung vollständig und korrekt sind. Weder der Verlag noch die Autor*innen oder die Herausgeber*innen übernehmen, ausdrücklich oder implizit, Gewähr für den Inhalt des Werkes, etwaige Fehler oder Äußerungen. Der Verlag bleibt im Hinblick auf geografische Zuordnungen und Gebietsbezeichnungen in veröffentlichten Karten und Institutionsadressen neutral.

Planung: Dr. Christine Lerche

Fotonachweis Umschlag: © istock.com/useng

Springer ist ein Imprint der eingetragenen Gesellschaft Springer-Verlag GmbH, DE und ist ein Teil von Springer Nature.
Die Anschrift der Gesellschaft ist: Heidelberger Platz 3, 14197 Berlin, Germany

Wenn Sie dieses Produkt entsorgen, geben Sie das Papier bitte zum Recycling.

Vorwort

Künstliche Intelligenz (KI) ist zu einem *der* zentralen Themen unserer Zeit geworden. Sie hat mit atemberaubender Geschwindigkeit Einzug in die Arbeitswelt gehalten, in der ihre Einsatzmöglichkeiten nahezu unbegrenzt sind und stetig erweitert werden. Seit der als „Geburtsstunde der KI" bezeichneten Konferenz am Dartmouth College, New Hampshire, in den USA im Jahr 1956 bis zum heutigen Tag steigt ihre Relevanz in dem Maß, wie Technologien und Algorithmen fortschreiten und immer komplexere digitale Problemlösungen ermöglichen. Der Mehrwert von KI in der Arbeitswelt äußert sich v. a. in ihrer Fähigkeit, Prozesse zu optimieren und Entscheidungen zu unterstützen, große Datenmengen effizient zu verarbeiten und daraus Erkenntnisse zu ziehen, die für Menschen allein nicht möglich wären. Damit wird sie zu einem unverzichtbaren Werkzeug in der Arbeitswelt, dessen Bedeutung nicht allein in seiner technologischen Leistungsfähigkeit, sondern auch in seinem Potenzial, Innovationskraft und Wettbewerbsfähigkeit zu steigern, liegt. Gleichzeitig kann die Implementierung von KI in der Arbeitswelt erhebliche Herausforderungen und Gefahren mit sich bringen. Hierzu zählen bspw. Diskriminierung, die Verstärkung sozialer und wirtschaftlicher Ungleichheiten, Arbeitsplatzverluste, eine Beeinträchtigung bzw. Gefährdung der Privatsphäre und die Gefahr der Manipulation, wie bspw. die absichtliche Verbreitung von Falschinformationen mittels KI. Um die Effekte der Einführung von KI in der Arbeitswelt im Allgemeinen und auf die Gesundheit von Beschäftigten im Speziellen vollumfänglich überblicken zu können, bedarf es deshalb unabhängiger, longitudinaler, Setting-spezifischer wissenschaftlicher Studien. Hier zeigt sich hier aktuell eine große Lücke, die zukünftige Forschungsarbeiten systematisch und interdisziplinär schließen sollten.

Vor dem skizzierten Hintergrund beleuchtet der Fehlzeiten-Report 2025 den aktuellen Wissensstand zu Chancen und Risiken beim Einsatz von KI in der Arbeitswelt mit dem Fokus auf die Gesundheit von Beschäftigten. Für einen orientierenden Überblick zum komplexen Zusammenhang von KI und Gesundheit beinhaltet er einführende Beiträge zur technologischen Entstehung, zu ethischen Aspekten, zum Datenschutz sowie zum internationalen Forschungsstand zu KI in der Betrieblichen Gesundheitsförderung und Prävention. Des Weiteren werden in einer Vielzahl wissenschaftlicher Beiträge konkrete Einsatzmöglichkeiten von KI in der Arbeitswelt aus der Perspektive der Gesundheitsförderung dargelegt. Diese erstrecken sich vom Arbeitsschutz und der Gefährdungsbeurteilung über Weiterbildung und Arbeitsqualität bis zu Personalmanagement und Teilhabeförderung.

Zusätzlich zum Schwerpunktthema berichtet der vorliegende Fehlzeiten-Report wie gewohnt über die aktuelle Entwicklung des Krankenstands von Beschäftigten in Deutschland. Detaillierte Analysen von Abrechnungsdaten der 15 Mio. berufstätigen AOK-Versicherten, die im Jahr 2024 in mehr als 1,6 Mio. Betrieben tätig waren, ermöglichen dabei einen umfassenden Überblick über das aktuelle Krankheitsgeschehen. Dabei werden nicht nur soziodemographische und regionale Kriterien, sondern auch die unterschiedlichen Branchen und Berufe differenziert betrachtet. Der Fehlzeiten-Report 2025 berichtet zudem wie gewohnt über die Entwicklung der Krankengeldfälle und -ausgaben von AOK-Mitgliedern sowie über die Krankenstandsentwicklung in der deutschen Bundesverwaltung. Zusätzliche Auswertungen wie etwa zu Arbeitsunfällen, Langzeitarbeitsunfähigkeit, Burnout und Kinderkrankengeld sind zum festen Bestandteil

der Berichterstattung zum Arbeitsunfähigkeitsgeschehen geworden. Vor dem Hintergrund der aktuellen Diskussion um hohe berufliche Fehlzeiten wurde der Report darüber hinaus in diesem Jahr erstmals um einen Beitrag zur Einführung von Karenztagen und zu möglichen Effekten einer Absenkung der Lohnersatzrate erweitert.

Wir hoffen, dass es uns auch in dieser 27. Ausgabe des Fehlzeiten-Reports gelungen ist, Denkanstöße für aktuelle Fragestellungen und Herausforderungen rund um das Thema Arbeit und Gesundheit zu geben. Wir blicken auf eine lange, erfolgreiche Buchreihe zurück, die aufzeigen konnte, mit welchen besonderen Herausforderungen Betriebe, Führungskräfte und Beschäftigte im Themenfeld Arbeit und Gesundheit konfrontiert sind und welche Lösungen des Betrieblichen Gesundheitsmanagements existieren, mit denen die Gesundheit von Beschäftigten gestärkt werden kann.

Der vorliegende Fehlzeiten-Report wäre auch in diesem Jahr nicht ohne die professionelle Zusammenarbeit mit zahlreichen Menschen entstanden. So gilt unser herzlicher Dank allen Autorinnen und Autoren, die ihre fachliche Expertise in den einzelnen Beiträgen in hervorragender Weise eingebracht haben.

Des Weiteren danken wir allen Kolleginnen und Kollegen im Wissenschaftlichen Institut der AOK (WIdO), die an der Erstellung des diesjährigen Fehlzeiten-Reports in vielfältiger Art und Weise beteiligt waren. Zu nennen sind hier vor allem Antonia Düring, Hannes Klawisch und Miriam-Maleika Höltgen, die uns bei der Organisation, Redaktion und Umsetzung dieses Fehlzeiten-Reports exzellent unterstützt haben. Unser Dank gilt weiterhin Susanne Sollmann für das wie immer ausgezeichnete Lektorat. Danken möchten wir gleichermaßen Anja Füssel, Matthias Hell, Melanie Hoberg und Anja Michels im Backoffice des WIdO, ohne deren Unterstützung diese Buchpublikation nicht möglich gewesen wäre. Zudem bedanken wir uns sehr herzlich bei Frau Karg und Frau Dr. Lerche vom Springer-Verlag, die uns hervorragend betreut haben.

Berlin und Bielefeld
im Juli 2025

Inhaltsverzeichnis

I Einführung in das Thema

1 **Künstliche Intelligenz – eine Schlüsseltechnologie** ... 3
Hartmut Hirsch-Kreinsen
1.1 **Der KI-Boom** ... 4
1.2 **Zur Dynamik der KI** ... 5
1.2.1 KI, ein Sammelbegriff ... 5
1.2.2 Weitreichende Versprechungen ... 6
1.3 **Diffusion in Grenzen** ... 7
1.3.1 Zurückhaltende Verbreitung ... 7
1.3.2 Übersehene Anwendungsprobleme ... 8
1.4 **Moderate Folgen für Arbeit** ... 10
1.5 **Perspektiven** ... 11
Literatur ... 12

2 **Gesünder, produktiver, automatisierter? Ethische Aspekte von KI im Betrieblichen Gesundheitsmanagement** ... 15
Lou Therese Brandner
2.1 **Einleitung: KI zwischen Dystopie und Allheilmittel** ... 16
2.2 **KI-Ethik als Forschungsfeld** ... 16
2.3 **Fairness und Antidiskriminierung: Ist KI objektiv?** ... 17
2.4 **Privatheit versus Transparenz: Werte im Konflikt?** ... 19
2.5 **Menschliche Autonomie – Aufsicht und Letztentscheidung** ... 21
2.6 **Fazit** ... 23
Literatur ... 23

3 **Datenschutz- und KI-rechtliche Aspekte beim Einsatz Künstlicher Intelligenz in Unternehmen** ... 27
Rolf Schwartmann und Moritz Köhler
3.1 **KI und Gesundheitsdaten** ... 28
3.1.1 Daten im Lebenszyklus eines KI-Systems ... 28
3.1.2 Gesundheitsdaten und der European Health Data Space ... 29
3.2 **Datenschutzrechtliche Grundlagen des KI-Einsatzes** ... 30
3.2.1 Anwendbarkeit und Verantwortlichkeit ... 30
3.2.2 Rechtmäßigkeit der Verarbeitung ... 31
3.2.3 Verbot der automatisierten Entscheidung im Einzelfall ... 32
3.3 **Die Verordnung über künstliche Intelligenz** ... 33
3.3.1 Regelungsgegenstand und Akteure der KI-Verordnung ... 33
3.3.2 KI-Kompetenz ... 34
3.3.3 Risikobasierter Ansatz ... 35
3.3.4 Wechsel in die Anbieterrolle ... 36
3.4 **Zusammenfassung und Ausblick** ... 36
Literatur ... 36

4 **„KI als Medizin" für das Gesundheitswesen?** ... 39
Martin Roesler
4.1 **Handlungsbedarf und veränderte Rahmenbedingungen für die Medizin** ... 41
4.2 **Medizin ohne medizinisches Personal?** ... 42
4.3 **Entlastung von Routine- und Dokumentationsaufgaben** ... 43
4.4 **Konzentration auf Kernkompetenzen – mehr Zeit für Patienten und lebenslanges Lernen** ... 44
4.5 **Höhere Sicherheit bei der Entscheidungsfindung – psychische Entlastung für Ärztinnen und Ärzte** ... 44
4.6 **Risiken für medizinisches Personal – Überwachung, Leistungsdruck und Statusverlust** ... 45
4.7 **Gesundheitsberufe mutmaßlich unterschiedlich von Automatisierung betroffen** ... 46
4.8 **Die allgemeine Transformation des Arbeitsmarktes** ... 47
4.9 **Fazit – Chancen und Fallstricke für Gesundheitsfachkräfte** ... 47
Literatur ... 49

5 **Von der Personalplanung bis zum Gesundheitsmanagement: Nutzungsmöglichkeiten von künstlicher Intelligenz im Personalwesen** ... 51
Alexander Dregger
5.1 **Warum sich ein Einsatz von KI im HR lohnt** ... 52
5.2 **Der Personallebenszyklus und mögliche Einsatzgebiete von KI** ... 53
5.2.1 Personalplanung ... 54
5.2.2 Personalmarketing ... 55
5.2.3 Personalauswahl ... 55
5.2.4 Onboarding von Personal ... 58
5.2.5 Personalentwicklung ... 59
5.2.6 Personalmanagement und Personalbindung ... 60
5.3 **Fallstricke bei der Implementierung von KI im HR-Bereich und mögliche Lösungen** ... 61
5.4 **Fazit** ... 62
Literatur ... 62

6 **Künstliche Intelligenz in der betrieblichen Prävention und Gesundheitsförderung** ... 65
David Matusiewicz
6.1 **Einleitung** ... 67
6.2 **KI und das Wohlbefinden der Beschäftigten** ... 67
6.2.1 Personalisierte Gesundheitsförderung am Arbeitsplatz ... 68
6.2.2 Stressreduktion durch KI-gestützte Systeme ... 68
6.2.3 Psychische Gesundheit und KI ... 69
6.2.4 Digitale Gesundheitsanwendungen in der Betrieblichen Gesundheitsförderung und KI 70
6.2.5 Ergonomische Gesundheitsförderung am Arbeitsplatz durch KI ... 70
6.3 **KI und Produktivität** ... 71
6.3.1 Automatisierung von Routineaufgaben ... 71
6.3.2 Assistenzsysteme und kollaborative Roboter ... 71
6.3.3 KI-gestützte Analyse und Optimierung von Arbeitsprozessen ... 72
6.3.4 Verbesserung der Mensch-Maschine-Kollaboration ... 72
6.4 **KI als Chance für gesunde Arbeitsbedingungen** ... 72
6.4.1 Wearables zur Gesundheitsüberwachung ... 72

6.4.2 Adaptive Assistenzsysteme in der Produktion ... 73
6.4.3 Robotik für ergonomische Entlastung ... 74
6.4.4 KI in der Gefahrenvermeidung am Arbeitsplatz ... 75
6.4.5 Einsatz von KI zur Unfallverhütung ... 75
6.5 **KI und Gesundheitskompetenz** ... 75
6.5.1 KI-gestützte Schulungs- und Lernplattformen ... 76
6.5.2 KI-basierte personalisierte Trainingsprogramme ... 77
6.6 **Herausforderungen und ethische Aspekte** ... 77
6.6.1 Datenschutz und KI in der Arbeitswelt ... 77
6.6.2 Mensch-Maschine-Interaktion und Akzeptanz ... 77
6.6.3 Ethische Fragen beim Einsatz von KI ... 78
6.6.4 Regulierungen und rechtliche Rahmenbedingungen ... 78
6.7 **Fazit und Ausblick** ... 79
Literatur ... 80

7 **KI in der Betrieblichen Gesundheitsförderung und Prävention – ausgewählte Perspektiven zum internationalen Forschungsstand** ... 83
Martin Lange und Andrea Schaller
7.1 **KI: Grundlagen und Einsatzmöglichkeiten in der Gesundheitsversorgung** ... 85
7.2 **Herausforderungen der Evidenzentwicklung und -bewertung von KI-Anwendungen** 86
7.3 **Aktueller Stand zu KI in der BGF** ... 87
7.4 **BGF- und Präventions-bezogene Einsatzbereiche der identifizierten KI-Anwendungen** ... 88
7.5 **Identifizierte KI-Anwendungen und Technologien** ... 98
7.6 **Evidenz der KI-Anwendungen** ... 98
7.7 **Diskussion und Implikationen** ... 99
7.8 **Ausblick und Fazit** ... 103
Literatur ... 103

II Gesundheitsorientierter Einsatz von KI – Ebene der Organisation

8 **Auswirkungen der Künstlichen Intelligenz auf Arbeit, Beschäftigung und Gesundheit** ... 109
Martin Braun
8.1 **Einleitung** ... 111
8.2 **Kernkonzepte der Arbeitsgestaltung** ... 111
8.2.1 Verständnis und Grundlagen ... 111
8.2.2 Produktivitätssteigerung durch rationale Arbeitsteilung ... 112
8.2.3 Soziale Wirkung der Arbeitsteilung ... 112
8.2.4 Sozio-technisches Arbeitssystem ... 113
8.2.5 Humanisierung von Arbeit ... 113
8.2.6 Informatisierung von Arbeit ... 113
8.3 **Künstliche Intelligenz als Mittel der Informatisierung** ... 114
8.3.1 Verständnis und Historie ... 114
8.3.2 Anwendungen der Künstlichen Intelligenz ... 114
8.3.3 Grenzen der KI-Anwendung ... 115
8.3.4 Ethische Implikationen ... 115

8.4 **Auswirkungen des KI-Einsatzes auf die Arbeit** ... 115
8.4.1 Ebene der Arbeitsmärkte und Berufsbilder ... 116
8.4.2 Ebene der Arbeitsstrukturen und Tätigkeiten ... 117
8.4.3 Ebene der Qualifikationen ... 118
8.5 **Gesundheitliche Implikationen des KI-Einsatzes** ... 119
8.5.1 Stufen der Technisierung von Arbeit ... 119
8.5.2 Gesundheit als autoregulativer Adaptionsprozess ... 121
8.5.3 Komplementarität von Humanisierung und Rationalisierung ... 121
8.5.4 Menschengerechte Arbeitsgestaltung ... 122
8.6 **Fazit** ... 122
Literatur ... 123

9 **Künstliche Intelligenz als Gegenstand und Instrument des Arbeitsschutzes** ... 125
Lars Adolph
9.1 **Einleitung** ... 127
9.2 **Die EU-KI-Verordnung** ... 129
9.2.1 KI im Sinne der EU-KI-Regulation – Versuche einer Definition ... 129
9.2.2 Gruppierung von KI-Systemen nach Risikokriterien der EU-KI-Verordnung ... 130
9.2.3 Anforderungen an KI-Systeme nach EU-KI-Verordnung – Konkretisierung durch Normung ... 131
9.2.4 Menschliche Aufsicht: Lösung oder Problem? ... 132
9.3 **Die Sicht des Arbeitsschutzes: KI-Systeme als sichere Arbeitsmittel gestalten und im Betrieb sicher anwenden** ... 133
9.3.1 KI-Systeme als Gegenstand von Gefährdungsbeurteilungen ... 134
9.3.2 Besonderheit der Gefährdungsbeurteilung für Systeme des Algorithmischen Managements ... 135
9.4 **Chancen von KI für den Arbeitsschutz und die menschengerechte Arbeitsgestaltung** 135
9.4.1 KI als Unterstützungsinstrument für Gefährdungsbeurteilungen ... 135
9.4.2 Sensorik und KI-Analysen für Gefährdungsbeurteilungen ... 136
9.4.3 Smarte Arbeitsschutzvorschriften ... 137
9.5 **Fazit: Mit KI-Technologien sichere, gesunde und menschengerechte Arbeit gestalten** 137
Literatur ... 138

10 **Personalmix und Künstliche Intelligenz: Erfolgsfaktoren, Herausforderungen und Handlungsempfehlungen** ... 141
Sascha Stowasser
10.1 **Vielfaltsbewusste Organisationen** ... 143
10.1.1 Grundlagen sowie Vor- und Nachteile ... 143
10.1.2 Diversität als Wettbewerbsvorteil ... 143
10.1.3 Diversität strategisch fördern ... 144
10.2 **Integration von KI in vielfältigen Teams** ... 144
10.3 **Herausforderungen bei der Integration von KI in vielfältigen Teams** ... 145
10.3.1 Technologische und soziale Herausforderungen der KI-Integration in diversen Teams ... 145
10.3.2 Akzeptanzprobleme und Weiterbildungsbedarf in KI-gestützten Teams ... 146
10.3.3 Veränderungen in der Teamdynamik durch KI in diversen Teams ... 146
10.3.4 Herausforderungen in der Kommunikation zwischen Mensch und KI ... 146
10.3.5 Verantwortung und ethische Fragen in diversen Teams mit KI ... 147

10.4 **Handlungsempfehlungen für Organisationen: Erfolgreiche Integration von KI in vielfältige Teams** ... 148
10.4.1 Akzeptanz und geeignete Organisationskultur schaffen ... 148
10.4.2 Kompetenzen für eine KI-gestützte Arbeitswelt stärken ... 149
10.4.3 Rollen- und Verantwortungsstrukturen definieren ... 149
10.4.4 Ethische Richtlinien und faire KI-Nutzung fördern ... 150
10.4.5 Regelmäßige Evaluationsprozesse etablieren ... 150
10.4.6 Vielfalt und Technologie als Einheit denken ... 150
10.5 **Beispiele für Good Practice** ... 151
10.6 **Fazit: KI als Chance für Vielfalt und nachhaltige Arbeitsgestaltung** ... 151
Literatur ... 152

11 **Möglichkeiten und Bewertung von digitalem Betrieblichem Gesundheitsmanagement (BGM) mit Künstlicher Intelligenz (KI)** ... 155
Carolin Wienrich und Susanne Völter-Mahlknecht
11.1 **Einleitung** ... 156
11.2 **Potenziale für die Nutzung von KI im Bereich BGM mit besonderem Fokus auf BGF** ... 157
11.3 **Grenzen und Herausforderungen für die Nutzung von KI im Bereich BGM mit besonderem Fokus auf BGF** ... 159
11.4 **Einführung von KI im Bereich BGM und BGF** ... 160
11.5 **KI als „persönlicher Gesundheitsmanager"** ... 162
11.6 **Fazit** ... 163
11.7 **Ausblick** ... 164
Literatur ... 164

12 **Betriebliche Gesundheitsrisiken erkennen, bevor sie entstehen? Wie KI die Gefährdungsbeurteilung unterstützen kann** ... 167
Thomas Lennefer, Moritz Schneider und Ulrike Rösler
12.1 **Einleitung** ... 168
12.2 **Die Gefährdungsbeurteilung: Ein zentrales Präventionsinstrument im Betrieb** ... 169
12.2.1 Beispiel I: Fortschritte in der Sturzprävention am Arbeitsplatz: Herausforderungen und Potenziale durch Künstliche Intelligenz ... 170
12.2.2 Beispiel II: Potenziale von KI für die Prävention von physischer und psychischer Gewalt am Arbeitsplatz ... 173
12.3 **Fazit** ... 176
Literatur ... 177

13 **Mensch-KI-Symbiose: Wie der Einsatz von künstlicher Intelligenz im Unternehmen gelingen kann** ... 179
Julia Bosbach und Thomas Lennefer
13.1 **Einleitung** ... 180
13.2 **Unterschied zwischen künstlicher Intelligenz und menschlicher Intelligenz** ... 181
13.3 **Menschenzentrierte KI-Integration in Organisationen** ... 182
13.4 **Methodik** ... 183
13.5 **Ergebnisse** ... 185
13.6 **Diskussion** ... 189
13.7 **Praktische Implikationen** ... 190
Literatur ... 191

14 ***en[AI]ble* – ein Weiterbildungsangebot zur mitarbeitergerechten Implementierung und Gestaltung von KI in KMU** ... 193
Sebastian Terstegen und Martina Zahn
14.1 **Einleitung** ... 194
14.2 **KI verändert die Arbeitswelt** ... 195
14.3 **Herausforderungen und Lösungsansätze bei der Einführung von KI in KMU** ... 196
14.3.1 Kriterien für die Bewertung der Gestaltung von betrieblichen KI-Anwendungen ... 197
14.4 **Erfolgsfaktoren für ein gelingendes Change-Management der KI-Einführung** ... 200
14.4.1 Partizipation und Mitbestimmung ... 201
14.4.2 Strukturiertes Vorgehen ... 202
14.5 **Fazit und Ausblick** ... 203
Literatur ... 204

15 **Künstliche Intelligenz: Neue Potenziale für „gute Arbeit" im Büro?** ... 207
Tobias Kämpf und Thomas Lühr
15.1 **Einleitung** ... 208
15.2 **KI braucht Arbeit** ... 209
15.3 **Wie KI die Arbeit im Büro verändert** ... 212
15.3.1 Neue Potenziale für gute Arbeit ... 212
15.3.2 Entwertung statt „guter Arbeit": Die Potenziale bleiben ungenutzt ... 214
15.4 **Mehr als Technik: KI muss gestaltet werden** ... 215
Literatur ... 217

III Gesundheitsorientierter Einsatz von KI – Ebene des Individuums

16 **Einführung von KI: Anforderungen an den Transformationsprozess und an KI am Arbeitsplatz aus Sicht der Beschäftigten** ... 221
Sabine Pfeiffer
16.1 **Theoretischer Hintergrund** ... 222
16.2 **Methodisches Vorgehen** ... 223
16.3 **Zentrale Ergebnisse** ... 225
16.4 **Diskussion und Ausblick** ... 232
Literatur ... 233

17 **Künstliche Intelligenz und digitale Selbstvermessung – Technik als Trostersatz in erschöpfenden Zeiten** ... 235
Stefan Selke
17.1 **Konvergenz digitaler Selbstvermessung und künstlicher Intelligenz** ... 236
17.2 **Metamorphosen der Mensch-Technik-Beziehung im Kontext KI-basierter Selbstvermessung** ... 237
17.2.1 Differenzierung des Rollenverständnisses von KI-Anwendungen ... 238
17.2.2 KI als Werkzeug ... 239
17.2.3 KI als Assistent ... 239
17.2.4 KI als Sozialpartner ... 240
17.2.5 Vom Sozialpartner zum Super-Ego ... 241

17.3 **Schleichende Veränderungen des gesellschaftlichen Referenzrahmens für KI-basiertes Self-Tracking** ... 241
17.3.1 Kontingenzdilemma in metrischen Kulturen ... 242
17.3.2 Rationale Diskriminierung ... 243
17.4 **KI und Selbstvermessung im Kontext von Zukunftsnarrativen** ... 243
Literatur ... 245

18 **Arbeitsqualität im Kontext KI-gestützter Arbeitsorganisation** ... 247
Swantje Robelski, Sophie-Charlotte Meyer und Matthias Hartwig
18.1 **Einleitung: Künstliche Intelligenz und die Veränderung der Arbeitsorganisation** ... 248
18.1.1 Was bedeutet KI-gestützte Arbeitsorganisation? ... 248
18.1.2 Verbreitung und Einsatz ... 249
18.1.3 Folgen KI-gestützter Arbeitsorganisation für die Arbeitsqualität ... 250
18.2 **Daten und Methode** ... 250
18.3 **Ergebnisse** ... 251
18.4 **Diskussion** ... 254
18.5 **Fazit und Ausblick** ... 255
Literatur ... 256

IV Perspektiven

19 **Chancen von KI im Arbeitsschutz aus Sicht der deutschen Unternehmen** 261
Susanne Wagenmann und Elisa Clauß
19.1 **Die Nutzung von KI in deutschen Unternehmen** ... 263
19.1.1 KI als Booster für den Wirtschaftsstandort Deutschland ... 263
19.1.2 Branchen und Beschäftigte nutzen KI noch unterschiedlich intensiv ... 263
19.2 **Chancen und Risiken von KI für die Sicherheit und Gesundheit der Beschäftigten** ... 265
19.2.1 KI kann die Beschäftigten aktiv schützen und negative psychische Belastungsfaktoren reduzieren ... 265
19.2.2 KI kann bei der Umsetzung des Arbeitsschutzes unterstützen ... 266
19.2.3 Risiken von KI für den Arbeitsschutz ... 267
19.3 **Die neue KI-Verordnung als europäischer Rahmen für KI-Nutzung** ... 268
19.3.1 Arbeitsschutz im Wandel: Neue Anforderungen durch Normung ... 268
19.3.2 Bürokratie als Innovationshemmnis für den Einsatz von KI ... 269
19.3.3 Betriebliche KI-Nutzung durch klare Vorgaben stärken ... 270
19.4 **KI-Nutzung in der Praxis** ... 270
19.4.1 KI-Nutzung in der Praxis profitiert von einer offiziellen Einführung ... 270
19.4.2 KI erfolgreich in der Praxis einführen durch den „Digital Mentor“ ... 271
19.5 **Fazit** ... 272
Literatur ... 273

20 **KI für Gute Arbeit nutzbar machen** ... 275
Oliver Suchy
20.1 **KI – Chancen und Risiken** ... 276
20.2 **Transparenz und Autonomie** ... 277
20.3 **KI-Vorgehensmodelle** ... 278

20.4 **Die europäische KI-Verordnung** ... 279
20.5 **Handlungs- und Konkretisierungsbedarf** ... 279
Literatur ... 280

21 **Künstliche Intelligenz als strategische Führungsaufgabe** ... 283
Rahild Neuburger
21.1 **Einführung: KI als neues Element in der Arbeitswelt** ... 285
21.2 **Künstliche Intelligenz – Ausprägungen, Potenziale und Grenzen** ... 285
21.2.1 Ausprägungen der künstlichen Intelligenz ... 285
21.2.2 Potenziale und Grenzen des Einsatzes künstlicher Intelligenz in Organisationen ... 287
21.3 **Gesundheitliche Folgen der künstlichen Intelligenz für Beschäftigte** ... 288
21.4 **Künstliche Intelligenz für Führungsaufgaben** ... 290
21.4.1 Administrative Führungsaufgaben ... 290
21.4.2 Strategische und organisationale Führungsaufgaben ... 291
21.4.3 Personalführung und HR ... 291
21.4.4 Selbstführung ... 291
21.5 **Gestaltung und Steuerung der Implementierung von KI** ... 292
21.5.1 Planung: Prüfung konkreter Einsatzfelder ... 292
21.5.2 Einführung von KI ... 294
21.5.3 Verstetigung der KI-unterstützen Arbeitswelt ... 296
21.6 **Zusammenfassung: Führung mit KI und Führung der KI** ... 297
Literatur ... 298

22 **Zukunftsperspektiven von KI in der Betrieblichen Gesundheitsförderung** 301
Markus H. Dahm und Christian Jauch
22.1 **Einleitung** ... 303
22.2 **KI: Einsatz und Implikationen** ... 305
22.2.1 Veränderung von Arbeitsprozessen und Anforderungen ... 305
22.2.2 Chancen und Risiken im Kontext von Gesundheit und BGF ... 305
22.3 **Physische gesundheitliche Auswirkungen** ... 307
22.3.1 Veränderungen der Arbeitsbedingungen durch KI ... 307
22.3.2 Ergonomische Herausforderungen und Gestaltung der Arbeitsplätze ... 307
22.3.3 Körperliche Beschwerden und Erkrankungen ... 308
22.3.4 Präventive Maßnahmen und Betriebliche Gesundheitsförderung (BGF) ... 308
22.4 **Psychische Auswirkungen** ... 309
22.4.1 Psychische Belastungen durch den Einsatz von KI ... 309
22.4.2 Stress und Überlastung durch Informationsflut und Multitasking ... 309
22.4.3 Emotionale Auswirkungen und digitale Erschöpfung ... 309
22.4.4 Präventive Maßnahmen und psychische Gesundheitsförderung ... 310
22.5 **Ganzheitliche Betrachtung und Diskussion** ... 311
22.5.1 Zusammenführung der physischen und psychischen Auswirkungen ... 311
22.5.2 Chancen und Potenziale von KI zur Gesundheitsförderung ... 311
22.5.3 Herausforderungen und ethische Implikationen ... 311
22.5.4 Handlungsempfehlungen für Unternehmen und Führungskräfte ... 312
22.6 **Zusammenfassung** ... 313
22.7 **Fazit und Ausblick** ... 314
Literatur ... 314

V Daten und Analysen zu krankheitsbedingten Fehlzeiten

23 **Wie geht es den Beschäftigten in Deutschland – Ergebnisse aus Befragungen zwischen 2020 und 2025** ... 319
Johanna Baumgardt und Hannes Klawisch
23.1 Theoretischer Hintergrund und Fragestellungen ... 320
23.2 Methodik ... 321
23.3 Ergebnisse und Diskussion ... 325
23.4 Zusammenfassung und Ableitungen für die betriebliche Praxis ... 338
23.5 Anhang: Klassifikation der Berufe ... 340
Literatur ... 341

24 **Krankheitsbedingte Fehlzeiten in der deutschen Wirtschaft im Jahr 2024** 345
Antje Schenkel, Markus Meyer, Antonia Düring und Johanna Baumgardt
24.1 Überblick über die krankheitsbedingten Fehlzeiten im Jahr 2024 ... 347
24.2 Datenbasis und Methodik ... 350
24.3 Allgemeine Krankenstandsentwicklung ... 353
24.4 Verteilung der Arbeitsunfähigkeit ... 356
24.5 Kurz- und Langzeiterkrankungen ... 357
24.6 Krankenstandsentwicklung in den einzelnen Branchen ... 358
24.7 Einfluss der Alters- und Geschlechtsstruktur ... 363
24.8 Fehlzeiten nach Bundesländern ... 366
24.9 Fehlzeiten nach Ausbildungsabschluss und Vertragsart ... 371
24.10 Fehlzeiten nach Berufsgruppen ... 374
24.11 Fehlzeiten nach Wochentagen ... 375
24.12 Arbeitsunfälle ... 377
24.13 Krankheitsarten im Überblick ... 382
24.14 Die häufigsten Einzeldiagnosen ... 388
24.15 Krankheitsarten nach Branchen und Berufen ... 390
24.16 Langzeitfälle nach Krankheitsarten ... 403
24.17 Krankheitsarten nach Diagnoseuntergruppen ... 406
24.18 Burnout-bedingte Fehlzeiten ... 409
24.19 Arbeitsunfähigkeiten nach Städten 2024 ... 412
24.20 Inanspruchnahme von Krankengeld bei Erkrankung des Kindes ... 415
Literatur ... 421

25 **Krankheitsbedingte Fehlzeiten nach Branchen im Jahr 2024** ... 423
Antje Schenkel, Antonia Düring und Markus Meyer
25.1 Banken und Versicherungen ... 424
25.2 Baugewerbe ... 440
25.3 Dienstleistungen ... 458
25.4 Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau ... 478
25.5 Erziehung und Unterricht ... 497
25.6 Gesundheits- und Sozialwesen ... 514
25.7 Handel ... 533
25.8 Land- und Forstwirtschaft ... 551
25.9 Metallindustrie ... 567
25.10 Öffentliche Verwaltung ... 586

25.11 **Verarbeitendes Gewerbe** ... 603
25.12 **Verkehr und Transport** ... 626

26 **Entwicklung der Krankengeldfälle und -ausgaben bei AOK-Mitgliedern im Jahr 2024** ... 643
Miriam Räker und Reinhard Schwanke
26.1 **Einführung** ... 644
26.2 **Einordnung der Datenquelle** ... 645
26.3 **Entwicklung des Krankengelds** ... 646
26.3.1 Krankengeldfallzahlen ... 647
26.3.2 Krankengeldfalldauern ... 648
26.3.3 Krankengeldausgaben nach Diagnosen ... 651
26.3.4 Einfluss des Alters ... 652
26.4 **Zusammenfassung** ... 654
Literatur ... 656

27 **Krankheitsbedingte Fehlzeiten in der Bundesverwaltung und Bilanz von 15 Jahren Betrieblichen Gesundheitsmanagements in der unmittelbaren Bundesverwaltung** ... 657
Annette Schlipphak und Björn Wegener
27.1 **Gesundheitsmanagement in der Bundesverwaltung** ... 659
27.2 **Bilanz über 15 Jahre Betriebliches Gesundheitsmanagement in der unmittelbaren Bundesverwaltung** ... 659
27.2.1 Einführung ... 659
27.2.2 Was hat sich seit 2009 im BGM der unmittelbaren Bundesverwaltung getan? ... 660
27.2.3 Herausforderungen bei der Umsetzung des BGM ... 661
27.2.4 Umsetzungsstand des BGM ... 662
27.2.5 Die Ergebnisse zum Stand des BGM in der unmittelbaren Bundesverwaltung bezogen auf die Prozessschritte im Managementzyklus ... 663
27.2.6 Fazit und Blick in die Zukunft: Weiterentwicklung des BGM ... 664
27.3 **Überblick über die krankheitsbedingten Abwesenheitszeiten im Jahr 2023** ... 665
27.3.1 Methodik der Datenerfassung ... 665
27.3.2 Allgemeine Entwicklung der Abwesenheitszeiten ... 665
27.3.3 Dauer der Erkrankung ... 665
27.3.4 Abwesenheitstage nach Laufbahngruppen ... 667
27.3.5 Abwesenheitstage nach Statusgruppen ... 667
27.3.6 Abwesenheitstage nach Behördengruppen ... 668
27.3.7 Abwesenheitstage nach Geschlecht ... 668
27.3.8 Abwesenheitstage nach Alter ... 668
27.3.9 Gegenüberstellung mit den Abwesenheitszeiten der AOK-Statistik ... 670
Literatur ... 672

28 **Karenztage und Absenkung der Lohnersatzrate – eine ökonomische Einordnung** ... 675
Nicolas R. Ziebarth
28.1 **Einleitung** ... 676
28.2 **Definition von Karenztagen und Lohnersatzraten** ... 678
28.3 **Mögliche Folgen bei Einführung eines Karenztages** ... 678

28.4 **Mögliche Folgen der Absenkung der Lohnersatzrate** 680
28.5 **Handlungsempfehlungen und Fazit** 682
Literatur 683

Serviceteil 687
Die Autorinnen und Autoren 688
Internationale statistische Klassifikation der Krankheiten und verwandter Gesundheitsprobleme (10. Revision, German Modification, Version 2025) 708
Branchen in der deutschen Wirtschaft basierend auf der Klassifikation der Wirtschaftszweige (Ausgabe 2008/NACE) 718
Glossar 723
Stichwortverzeichnis 731

Einführung in das Thema

Inhaltsverzeichnis

Kapitel 1 Künstliche Intelligenz – eine Schlüsseltechnologie – 3
Hartmut Hirsch-Kreinsen

Kapitel 2 Gesünder, produktiver, automatisierter? Ethische Aspekte von KI im Betrieblichen Gesundheitsmanagement – 15
Lou Therese Brandner

Kapitel 3 Datenschutz- und KI-rechtliche Aspekte beim Einsatz Künstlicher Intelligenz in Unternehmen – 27
Rolf Schwartmann und Moritz Köhler

Kapitel 4 „KI als Medizin" für das Gesundheitswesen? – 39
Martin Roesler

Kapitel 5 Von der Personalplanung bis zum Gesundheitsmanagement: Nutzungsmöglichkeiten von künstlicher Intelligenz im Personalwesen – 51
Alexander Dregger

Kapitel 6 Künstliche Intelligenz in der betrieblichen Prävention und Gesundheitsförderung – 65
David Matusiewicz

Kapitel 7 KI in der Betrieblichen Gesundheitsförderung und Prävention – ausgewählte Perspektiven zum internationalen Forschungsstand – 83
Martin Lange und Andrea Schaller

Künstliche Intelligenz – eine Schlüsseltechnologie

Hartmut Hirsch-Kreinsen

Inhaltsverzeichnis

1.1 Der KI-Boom – 4

1.2 Zur Dynamik der KI – 5
1.2.1 KI, ein Sammelbegriff – 5
1.2.2 Weitreichende Versprechungen – 6

1.3 Diffusion in Grenzen – 7
1.3.1 Zurückhaltende Verbreitung – 7
1.3.2 Übersehene Anwendungsprobleme – 8

1.4 Moderate Folgen für Arbeit – 10

1.5 Perspektiven – 11

Literatur – 12

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_1

1

Zusammenfassung

Thema des Beitrages ist die dynamische Entwicklung der Künstlichen Intelligenz (KI). Diese Dynamik ist ohne Frage mit den schnellen Fortschritten der KI-Technologien erklärbar. Jedoch darf nicht übersehen werden, dass die rasante KI-Entwicklung zugleich von weitreichenden Versprechungen und einer großen Faszination über ihre besondere Leistungsfähigkeit angetrieben wird. Denn versprochen wird nicht nur, dass mit KI große Produktivitätsfortschritte und hohe ökonomische Wachstumsraten erzielt werden, sondern auch, dass vielfältige und drängende gesellschaftliche und ökologische Herausforderungen bewältigt werden können. Daran knüpft der folgende Beitrag an: Erstens wird der Zusammenhang zwischen der dynamischen Technologieentwicklung und den damit einhergehenden weitreichenden Versprechungen diskutiert. Zweitens wird gezeigt, dass trotz weitreichender Versprechungen bislang nur eine begrenzte Diffusion der KI in zentralen gesellschaftlichen Bereichen wie der Industrie und dem Gesundheitswesen beobachtbar ist. Eine Ursache hierfür sind oftmals übersehene technische, ökonomische und soziale Anwendungsprobleme sowie generelle Leistungsgrenzen dieser Technologie. Drittens wird gezeigt, dass in Hinblick auf die Folgen der KI für Arbeit und Beschäftigung derzeit bestenfalls moderate Folgen erkennbar sind und langfristige Konsequenzen kaum valide prognostiziert werden können. Abschließend wird begründet, dass entgegen allen Zukunftsvisionen einer sogenannten menschenähnlichen KI eine anwendungsorientierte Weiterentwicklung der KI eine realistische Perspektive ist.

1.1 Der KI-Boom

Künstliche Intelligenz (KI) bzw. im internationalen Sprachgebrauch Artificial Intelligence (AI) ist seit Jahren Gegenstand eines Booms, ja eines Hypes nicht nur in fachlichen Diskussionen, sondern auch in Politik und Gesellschaft insgesamt. Aufgrund der ihr zugeschriebenen Fähigkeit, komplexe Probleme „autonom“ und „smart“ zu bearbeiten, löst sie eine große Faszination in der Fachwelt und in der Öffentlichkeit aus. Spätestens seit Ende 2022 das sogenannte Große Sprachsystem „ChatGPT“ einer breiten Öffentlichkeit vorgestellt worden ist, hat der KI-Diskurs nochmals einen Schub erhalten.

Allerdings hat die öffentliche Faszination von KI widersprüchliche Seiten: Einerseits gilt KI aufgrund ihrer besonderen Leistungsfähigkeit als die für die Zukunft unverzichtbare „Schlüsseltechnologie“, um vielfältige und drängende ökonomische und gesellschaftliche Herausforderungen zu bewältigen und um besonders aus deutscher Sicht im globalen Technologiewettlauf nicht ins Hintertreffen zu geraten. Dies ist das zentrale Argument der KI-Strategie der Bundesregierung (Bundesregierung 2018); ähnlich äußerte sich auch schon in der zweiten Hälfte der 1970er Jahre der damalige Forschungsminister Hans Matthöfer (Ahrweiler 1995, S. 85). Andererseits aber begründet diese Faszination auch vielfältige gesellschaftspolitische Befürchtungen über unerwünschte soziale, ethische und ökologische Folgen dieser Technologie. Diese formulieren selbst renommierte KI-Experten wie der Nobelpreisträger und „Godfather“ der KI Geoffrey Hinton (NYT 2023).

Freilich lassen sich Faszination und „Hype“ nicht nur mit der schnellen technologischen Entwicklung der KI begründen. Vielmehr spielen dabei auch die damit verknüpften weitreichenden Versprechungen und Erwartungen über die besondere Leistungsfähigkeit der KI sowie die mit ihrer Hilfe erwarteten ökonomischen Gewinne und die erhoffte Bewältigung gesellschaftlicher und ökologischer Herausforderungen eine entscheidende Rolle. Denn wie die sozialwissenschaftliche Technik- und Innovationsforschung seit langem zeigt, sind Erfolg und Verbreitung neuer Technologien stets verknüpft mit Versprechungen, die bei interessierten Akteuren wie potenziellen Nutzenden, politischen Akteuren, Unternehmen oder auch generell der Öffentlichkeit Erwartungen und

Interessen wecken und vor allem Investitionen in ihre Entwicklung anstoßen. In der Forschung wird dieser Zusammenhang konzeptionell mit dem Begriff der „promising technology" gefasst (z. B. van Lente und Rip 1998; Borup et al. 2006).

Dies zeigt sich besonders ausgeprägt bei der Entwicklung der KI. Vor allem waren die mit dieser Technologie verknüpften Versprechungen in der Vergangenheit stets die Voraussetzungen dafür, dass Entwicklungsprobleme und Durststrecken in den 1970er und 1990er Jahren, die auch als „AI-Winter" (Teich 2020) bezeichnet werden, überwunden wurden. Erwartungen etwa bei potenziellen Anwendern und in der Öffentlichkeit wurden stets erneut geweckt und die KI-Dynamik nahm immer wieder Fahrt auf (Hirsch-Kreinsen 2023). Auf den Punkt bringt diese von Versprechungen und Erwartungen geprägte KI-Dynamik ein renommierter Protagonist der amerikanischen KI-Entwicklung und Gründungsmitglied der American Association for Artificial Intelligence, Bruce G. Buchanan: „*The history of AI is a history of fantasies, possibilities, demonstrations, and promise*." (Buchanan 2006, S. 53).

Daran knüpft die folgende Argumentation an: Erstens wird die Dynamik der KI in Hinblick auf den engen Zusammenhang zwischen der Technologieentwicklung und den mit ihr einhergehenden weitreichenden Versprechungen diskutiert. Zweitens wird gezeigt, dass gleichwohl bislang nur eine begrenzte Diffusion der KI in zentralen gesellschaftlichen Bereichen wie der Industrie und dem Gesundheitswesen beobachtbar ist. Eine im Diskurs oftmals übersehene Ursache hierfür sind Anwendungsprobleme und Leistungsgrenzen dieser Technologie. Drittens wird gezeigt, dass derzeit bestenfalls moderate Folgen der KI für Beschäftigung und Arbeit erkennbar sind und langfristige Effekte für den Arbeitsmarkt valide nicht prognostiziert werden können. Abschließend wird begründet, dass entgegen allen Visionen einer menschenähnlichen KI, die in Zukunft menschliche Fähigkeiten erreichen oder gar überschreiten wird, eine anwendungsorientierte Weiterentwicklung der KI eine realistische Perspektive ist.

Die methodische Basis der Argumentation umfasst eine Zusammenfassung der Ergebnisse empirischer Erhebungen und Recherchen über die Entwicklungsdynamik der KI speziell in der Bundesrepublik, die in den letzten Jahren an der TU Dortmund und der Sozialforschungsstelle Dortmund durchgeführt worden sind (vgl. hierzu Hirsch-Kreinsen 2023; Hirsch-Kreinsen und Krokowski 2023).

1.2 Zur Dynamik der KI

1.2.1 KI, ein Sammelbegriff

Es ist bis heute schwierig, eine allgemein anerkannte Definition von KI zu finden. Erstmals geprägt wurde dieser Begriff bei einer als „Geburtsstunde der KI" bezeichneten Konferenz am Dartmouth College, New Hampshire in den USA im Jahr 1956. Einer der Initiatoren dieser Konferenz, der Mathematiker und Informatiker John McCarthy, gilt als der „Gründungsvater" der KI, der damals den Begriff *Artificial Intelligence* eingeführt hat (Konrad 1998; Koehler 2021).

Zu einer Begriffsklärung kann in Anlehnung an ein renommiertes KI-Lehrbuch festgehalten werden, dass Künstliche Intelligenz eine wissenschaftliche Disziplin ist, „*… die das Ziel verfolgt, menschliche Wahrnehmungs- und Verstandesleistungen zu operationalisieren und durch Artefakte, kunstvoll gestaltete technische – insbesondere informationsverarbeitende – Systeme verfügbar zu machen*" (Görz et al. 2021, S. 2). Anders formuliert: Die entwicklungsleitende Idee der KI ist, dass kognitive Leistungen des Menschen als Informationsverarbeitungsprozesse begriffen werden und menschliches Denken als ein formalisierbarer Eingabe-Ausgabe-Prozess anzusehen ist. KI zielt entsprechend darauf, ein solches System mit Hilfe von Computertechnologien technologisch zu reproduzieren und letztlich als technisches System in verschiedensten sozialen und ökonomischen Bereichen anwendbar

zu machen (Ahrweiler 1995). Daher wird die Fähigkeit eines Systems, bestimmte Funktionen und Ziele „intelligent“ und „autonom“ zu erreichen, als entscheidendes Kriterium für eine Definition von KI angesehen.

Genau genommen hat KI aber den Charakter eines Sammelbegriffs (Bauberger et al. 2021). Er umfasst ein weites Feld verschiedener Konzepte und Methoden, die in historisch unterschiedlichen Entwicklungsphasen dieser Technologie ebenso unterschiedliche Relevanz besessen haben. Zu nennen sind hier – sehr verkürzt – Methoden der sog. symbolischen bzw. wissensbasierten KI und darauf basierende anwendungsorientierte Expertensysteme (1970er- und 1980er-Jahre), klassisches Maschinelles Lernen und beginnende Robotik (1990er-Jahre), künstliche Neuronale Netze und Deep Learning (seit den 2010er-Jahren) und aktuell die sog. generativen KI-Systeme bzw. Großen Sprachmodelle. Spätestens mit dem Beginn der zweiten Dekade der 2000er wird eine beschleunigte Dynamik der KI erkennbar, die sich seitdem kontinuierlich verstärkt. Treibende Faktoren hierfür sind die Entwicklung hochkomplexer KI-Methoden wie etwa der Statistik, die über das Internet bereitgestellte massive Zunahme global verfügbarer Daten und die Möglichkeiten, diese mit Big-Data-Methoden zu nutzen, sowie eine exponentiell steigende und sich verbilligende Rechnerleistung. In der Literatur wird dieser technologische Schub nach 2010 treffend als „Big Bang of Deep Learning“ charakterisiert (Görz et al. 2021, S. 9).

Die Methoden des Maschinellen Lernens, insbesondere sog. Deep-Learning-Netze, sind auch die Basis für die seit 2022 intensiv diskutierte generative KI, deren prominentestes Beispiel das System ChatGPT ist. Diese KI ist in der Lage, auf der Basis sehr großer Datenmengen und initiiert durch gezielte Anweisungen oder Fragen, die sog. Prompts, neue Inhalte wie Texte, Bilder, Musik oder Videos zu generieren. Die oft in diesem Zusammenhang erwähnten Großen Sprachmodelle (Large Language Models) können als ein Sonderfall generativer KI angesehen werden, der auf Textverarbeitung spezialisiert ist. Ein Überblick über die seit 2022 zunehmend große Zahl von Sprachmodellen und deren Leistungsfähigkeit findet sich auf der Plattform Chatbot Arena.[1]

1.2.2 Weitreichende Versprechungen

Mit dieser technologischen Entwicklung unmittelbar verknüpft sind weitreichende Versprechungen und vielfältige Erwartungen. Voraussetzung hierfür ist die angesprochene Mehrdeutigkeit des Sammelbegriffs KI. Insbesondere spielt hierbei die gebräuchliche und leicht zugängliche, sich an menschlichen Eigenschaften und Verhaltensweisen orientierende KI-Metaphorik mit Kategorien wie „Information“, „lernend“, „smart“ oder „autonom“ eine einflussreiche Rolle. Denn sie bietet viele scheinbar leicht verständliche Interpretations- und Anschlussmöglichkeiten für ein Verständnis der komplexen Technologie und Wunschvorstellungen über ihre zukünftige Entwicklung.

Der Kern der KI-Versprechungen ist, dass mit KI weitreichende ökonomische Wachstumsperspektiven eröffnet werden. Folgt man einer frühen Prognose aus dem Jahr 2018, so sollte die Nutzung von KI innerhalb von fünf Jahren – also bis Mitte der 2020er Jahre – eine zusätzliche Bruttowertschöpfung in Höhe von ca. 31,8 Mrd. € im produzierenden Gewerbe allein in Deutschland erbringen (Institut für Innovation und Technik 2018). Prognosen zu den ökonomischen Effekten der generativen KI gehen noch deutlich weiter: Einer Studie der Unternehmensberatung McKinsey (Chui et al. 2024) zufolge könnte generative KI pro Jahr einen Wert von 2,6 bis 4,4 Billionen US-Dollar zum globalen BIP beitragen. Dabei wird der generativen KI eine sich schnell beschleunigende Diffusion prognostiziert und es wird erwartet, dass KI im Zusammenspiel mit anderen Technologien massiv die Produktivität

1 ▶ https://lmarena.ai/.

von Arbeit steigert; gesprochen wird hier von zusätzlichen Steigerungsraten der Produktivität von 0,5 bis 3,4 % jährlich.

Allerdings gehen die Versprechungen deutlich über rein ökonomische Aspekte hinaus und sie haben explizit gesellschaftsbezogenen Charakter. So wird in der Strategie Künstliche Intelligenz der Bundesregierung (Bundesregierung 2018) ein wünschenswerter Strukturwandel von Arbeit und Arbeitsmarkt als Ziel der KI-Einführung angesprochen. KI biete die Voraussetzung, Bildung sowie Aus- und Weiterbildung zu unterstützen und damit auch den Fachkräftemangel zu reduzieren. Hervorgehoben wird zudem, KI werde geradezu zwangsläufig zu guter Arbeit, anspruchsvollen Jobs und zu neuen Arbeitsformen führen. Insgesamt biete KI die Voraussetzung, Arbeit anspruchsvoller zu gestalten und massiv aufzuwerten und neue und qualifizierte Jobs zu schaffen (Bitkom und DFKI 2017).

Darüber hinaus soll mithilfe von KI die Bewältigung der vielfältigen ökologischen Herausforderungen erleichtert werden. So wird in der deutschen KI-Strategie betont, dass KI erhebliche Chancen für den Schutz von Umwelt, Klima, Ressourcen und den Erhalt der Artenvielfalt mit sich bringe (z. B. BMU 2021; Peteranderl 2021). Auch wird das Versprechen formuliert, mittels KI könne der Energie- und Ressourcenverbrauch optimiert, ja reduziert werden (z. B. Enquetekommission 2020). Sehr zugespitzt bekräftigt dieses weitreichende Versprechen letztens Sam Altman, prominenter Entwickler von ChatGPT und Vostandsvoritzender des globalen KI-Unternehmens OpenAI, wonach mit KI die ökologische Krise der Menschheit gelöst werden könne (FAZ 2025).

1.3 Diffusion in Grenzen

Angesichts der KI-Dynamik und der weitreichenden Versprechungen liegt die Vermutung nahe, dass diese eine schnelle Diffusion und breite Anwendung von KI-Systemen nach sich ziehen. Indes zeigen die vorliegenden empirischen Daten sehr divergierende und wenig eindeutige Tendenzen der KI-Diffusion. Mit einer hohen Dynamik diffundieren KI-Systeme in den letzten Jahren weltweit vor allem in verschiedenste Dienstleistungssektoren, in IT-, Kommunikations- und Informationsbereiche sowie in viele alltäglich genutzte Systeme. So werden neuronale Netze von Onlineshops für Kaufempfehlungen und von sozialen Netzwerken für Gesichtserkennung oder das Sortieren und Optimieren von Fotos genutzt. Weitere seit Jahren bekannte Anwendungen sind Spamfilter, Suchmaschinen, maschinelle Übersetzungen und Systeme der Spracherkennung. KI-Anwendungen finden sich auch „implizit“ als Komponente innerhalb von Systemen der Sprach- und Mustererkennung, sodass sie kaum als solche direkt identifizierbar sind. Vor allem sind die „Social Media“ ohne die Nutzung von KI zur Muster- und Bilderkennung oder für personalisierte Werbung schon seit Jahren nicht mehr denkbar. Insbesondere aber ist auf eine geradezu atemberaubende Verbreitung generativer Systeme zu verweisen, die etwa im Wissenschaftsbereich, im Journalismus, in der Werbebranche oder im alltäglichen Gebrauch als inzwischen breit genutzte komfortable Suchmaschinen intensiv genutzt werden (Zysman und Nitzberg 2024).

1.3.1 Zurückhaltende Verbreitung

Demgegenüber ist in vielen Wirtschafts- und Gesellschaftssektoren, die weit heterogener und differenzierter strukturiert sind als etwa IT-, Kommunikations- und Informationssektoren, eine bislang sehr zögerliche Anwendung von KI zu beobachten. Ganz offensichtlich fallen in vielen Fällen die reale Ebene einer KI-Nutzung und die Diskursebene mit ihren Versprechen weit auseinander. Dies gilt insbesondere für so zentrale gesellschaftliche Bereiche wie den industriellen Sektor und das Gesundheitswesen.

Der industrielle Sektor Deutschlands steht unter nachhaltigen Rationalisierungs- und Modernisierungsdruck und es ist seit langem unstrittig, dass eine möglichst breite Nutzung di-

gitaler Technologien hierfür ein unverzichtbares Mittel ist (z. B. Forschungsunion und acatech 2013). Indes zeigen neuere Studien nicht nur einen zurückhaltenden Einsatz von digitalen Technologien generell, sondern besonders auch von KI-Komponenten und Systemen. Einer Studie des Fraunhofer Instituts für System- und Innovationsforschung zufolge finden sich im Jahr 2022 fortgeschrittene digitale Systeme lediglich bei Großunternehmen und Ausrüsterunternehmen aus der Investitionsgüterindustrie, während bei den meisten mittleren und kleineren Betrieben von einer Stagnation und teilweise einem Rückgang des Digitalisierungsniveaus gesprochen werden kann (Lerch et al. 2024). Dabei zeigen sich allerdings deutliche Unterschiede zwischen unterschiedlichen Betriebsgrößen. Während vor allem größere Betriebe mit über 500 Beschäftigten mit KI experimentieren, finden sich solche Systeme nur in Ausnahmenfällen bei mittleren und kleineren Betrieben. Als zukünftig potenzielle industrielle Anwendungsfelder von KI gelten beispielsweise Funktionen der Qualitätskontrolle, der Produktionssteuerung und Fabrikplanung, der Logistik, der Instandhaltung und auch des Human Resource Managements (Heimberger et al. 2024). Andere Untersuchungen bestätigen diese Befunde. So heißt es, dass sich die Einführung von KI im verarbeitenden Gewerbe vielerorts noch in den „Startlöchern" befinde und bestenfalls KI-Anwendungen im Experimentier- und Pilotstadium anzutreffen seien (Forschungsbeirat und acatech 2024).

Ein ähnliches Bild zeigt sich im Gesundheits- und Medizinsektor. Zwar wird für diesen Sektor KI als „Allheilmittel" für eine Vielzahl gegenwärtiger und zukünftiger Probleme angesehen. Es wird erwartet, dass digitale Lösungen das Gesundheitssystem effizienter, weniger bürokratisch und zuverlässiger machen sowie seine Qualität steigern (Graßmann und Pfeiffer 2024, S. 472). Im Zentrum stehen hier Anwendungsbereiche wie: erstens die digitale Dokumentation, Robotik- und Assistenzsysteme oder digitale bzw. virtuelle Kommunikation. Als ein weiterer Schwerpunkt des Einsatzes von KI und digitaler Systeme generell wird seit längerem der Pflegebereich angesehen (z. B. Melzer et al. 2022). Insgesamt gesehen steht aber neuesten Studien zufolge die Verbreitung von KI in diesen und weiteren medizinischen Funktionsbereichen – wenn überhaupt – erst am Anfang und es kann bestenfalls von einer selektiven KI-Nutzung gesprochen werden (Gerber 2025).

1.3.2 Übersehene Anwendungsprobleme

Fragt man nach den Gründen für diese insgesamt widersprüchliche Situation zwischen einerseits hochfliegenden Versprechungen und andererseits einer nur zögerlichen Nutzung der KI in zentralen gesellschaftlichen und wirtschaftlichen Bereichen, so ist auf Anwendungsprobleme und Leistungsgrenzen der KI zu verweisen, die im Diskurs oft übersehen werden. Sehr vereinfacht sind hier die folgenden hervorzuheben:

▪▪ Schwieriger Wissenstransfer und Fachkräftemangel

Als zentrales Problem einer erfolgreichen KI-Einführung ist der Wissenstransfer zwischen KI-Experten einerseits und den Fachleuten aus den potenziellen Anwendungsdomänen andererseits. Denn insbesondere KI-Systeme und die gegebenen technisch-organisatorischen Bedingungen eines Anwendungsbereichs bedürfen stets der wechselseitigen Abstimmung, die allein durch die enge Kooperation beider Seiten gelingen kann. Indes trifft dies oftmals auf organisatorische Beharrungskräfte und eine wenig digital ausgerichtete Mentalität bei potenziellen Anwenderorganisationen, sodass der erforderliche Wissenstransfer kaum gelingt. Beispielsweise wird von Fachleuten immer das vorherrschende Denken in „Silos" beklagt. Mitarbeitende seien oftmals nicht bereit, ihre Arbeitsbereiche für abteilungsübergreifende Kommunikation und Wissenstransfer zu öffnen. Hinzu kommt das

seit langem thematisierte Problem fehlender Informatik-, Daten- und KI-Experten wie etwa Datenanalysten, Data Scientists oder auch sog. Data Engineers (Ecker et al. 2021; Hirsch-Kreinsen 2023).

Ökonomische Risiken

In der Regel verbinden sich mit der Einführung von KI-Systemen entgegen aller Gewinnerwartungen nur schwer kalkulierbare ökonomische Risiken. So weisen Praktiker vor allem auf die hohen Investitions- und Implementationskosten der neuen Systeme und ihre unklaren Rentabilitätsaussichten hin (Forschungsbeirat und acatech 2022). Zudem wird vielfach auf den häufig unklaren Aufwand und Folgeinvestitionen hingewiesen, die notwendig seien, um die Systeme wirklich zum Laufen zu bringen. Es werde oft unterschätzt, so Fachleute, dass ein KI-System „nur einen Bruchteil einer KI-Lösung ausmacht." Hingegen könne der Aufwand für die Erfassung und Aufbereitung der notwendigen Daten bis zu 80 % der Kosten umfassen. Dabei geht es vor allem darum, die verfügbaren Daten zu analysieren, nutzbar zu machen und die für einen effektiven Systembetrieb erforderliche Datenqualität dauerhaft zu sichern (Keim und Sattler 2020; Ecker et al. 2021).

Datenprobleme

Ungeklärt bleibt in vielen Fällen darüber hinaus die Frage, ob die Anwendenden überhaupt über hinreichend valide Daten für eine effektive Nutzung von KI-Systemen verfügen. Zwar kann man in der Regel von einer großen Zahl verfügbarer, aber bislang ungenutzter Daten in Unternehmen oder auch im Gesundheitswesen ausgehen. Jedoch stellt sich oftmals erst im konkreten Anwendungsfall heraus, ob Qualität und Validität der verfügbaren Daten für die angestrebten Systemfunktionen überhaupt ausreichend sind (Hirsch-Kreinsen 2023, S. 158 ff.). Oft handelt es sich dabei um das Problem, dass nur geringe Datenmengen – „little data" im Unterschied zu „big data" – für einen effektiven Einsatz von KI-Systemen verfügbar sind. Dies ist in der Regel in industriellen Prozessen der Fall, wo nur geringe Mengen von qualitativ schwer einschätzbaren Daten zur Verfügung stehen. Die Folge ist beispielsweise, dass eine von einem System erwünschte Prognosewahrscheinlichkeit nur mit einem schnell steigenden Daten- und Kostenaufwand erreicht werden kann, der sowohl das technisch Machbare als auch das ökonomisch Sinnvolle überschreitet (Pfeiffer 2023, S. 389).

Letztlich lässt sich aber auch nicht jenes Anwendungsrisiko vermeiden, das im kritischen Diskurs über die Sprachsysteme als „Halluzinationen" bezeichnet wird. Gemeint sind damit irreführende oder falsche Aussagen der Systeme. Ihre Ursachen sind in der Fachdebatte umstritten, vielfach aber werden sie als schwer vermeidbares statistisches Problem angesehen und auch auf unzureichende Trainingsdaten zurückgeführt (z. B. Chomsky et al. 2023; Ji et al. 2023). Im Medizinbereich wurde jüngst eine aus solchen Gründen nur eingeschränkte und fehlerhafte Funktionsweise von KI-basierten Diagnosesystemen gezeigt, die auf der Basis begrenzter Datensätze zu falschen Diagnosen kommen (z. B. Hautz et al. 2025). Ähnliches zeigen Befunde einer neuen Untersuchung KI-gestützter Verfahren der medizinischen Bilderkennung. Danach fokussiert sich die KI oft auf irrelevante Bilddetails und kommt so zu falschen Diagnosen und Vorhersagen. Als Grund hierfür wird das sogenannte Unüberwachte Lernen identifiziert, bei dem KI-Systeme auf der Basis sehr großer Datensätze trainiert werden, aus denen die Systeme autonom Muster und Zusammenhänge identifizieren sollen, was aber zu fehlerhaften Ergebnissen führt (Kauffmann et al. 2025).

Fehlentscheidungen und Fehlfunktionen von KI-Systemen können allerdings auch deshalb nicht verhindert werden, weil die Funktionsweise von KI-Modellen nicht zuverlässig ist und kaum erklärbar ist. Ursache hierfür ist das schon seit den 1990ern diskutierte Problem der sogenannten *Explainable Artificial Intelligence*. Denn es gibt für die Funktionsweise Neuronaler Netze keine theoretisch fundierten Erkenntnisse. Aber je unverzichtbarer deren Entscheidungen für menschliches Handeln

werden, desto wichtiger wird es zu verstehen, was die Systeme eigentlich tun. Ein instruktives Beispiel hierfür ist das oben erwähnte KI-unterstützte Diagnosesystem, dessen automatisch erstellte Diagnosen für Patienten weitreichende Konsequenzen haben können, wenn ihnen unkritisch gefolgt wird. In der Fachwelt ist es bis heute umstritten, ob das Problem der Explainability in Zukunft lösbar sein wird (z. B. Brödner 2019; Deepak 2023). Auf diese Probleme und damit verbundene Risiken der KI-Nutzung verweisen nachdrücklich renommierte internationale KI-Experten in einem Anfang 2025 publizierten „International AI Safety Report" und warnen vor den davon ausgehenden Risiken und Gefahren einer nicht beherrschbaren und unregulierten Anwendung von fortgeschrittenen KI-Systemen (Bengio et al. 2025).

1.4 Moderate Folgen für Arbeit

Trotz der bislang nur begrenzten Diffusion der KI ist ein intensiv diskutiertes Thema, welche Konsequenzen diese Technologie für die Arbeitswelt und ihre Beschäftigten hat. Denn unüberhörbar sind Prognosen wie vor allem Befürchtungen über einen zukünftig weitreichenden Wandel von Arbeit durch KI. So prognostiziert der Internationale Währungsfonds, dass absehbar nicht nur weltweit 40 % aller Arbeitsplätze mit KI befasst sein werden, sondern dass ein wesentlicher Teil vollständig substituiert werden wird. Hingegen werden sich die Anforderungen an Kompetenzen und Tätigkeiten der verbleibenden Arbeitsplätze dramatisch verschieben (Cazzaniga et al. 2024). Ähnliches prognostiziert eine Studie der Beratungsgesellschaft McKinsey, wonach zwischen 2030 und 2060 etwa die Hälfte aller heutigen Arbeitsaktivitäten automatisiert werden könnten. Dies betreffe insbesondere Berufe mit höheren Einkommen und Bildungsniveaus (Chui et al. 2024). Mit anderen Worten, es wird erwartet, dass in Zukunft nicht mehr nur manuelle und industrielle Tätigkeiten, sondern auch viele Nicht-Routinetätigkeiten, die wissensintensiv und kreativ sind, durch KI-Systeme ersetzt werden (Zysman und Nitzberg 2024).

Freilich sind solche Prognosen und die damit einhergehenden Befürchtungen methodisch mit einem hohen Unsicherheitsgrad behaftet. Denn sie basieren lediglich auf einer Einschätzung der möglichen Substitutionspotenziale der KI und weniger auf realen Trends. Denn ob ein Arbeitsplatz tatsächlich technologisch substituiert wird, ist vielmehr abhängig von betrieblichen Entscheidungsprozessen und einer Vielzahl von diese beeinflussenden ökonomischen und politischen Faktoren, die nur schwer zu prognostizieren sind. Insbesondere darf auch nicht übersehen werden, dass aufgrund der Anwendungsprobleme und Leistungsgrenzen von KI-Systemen vielfältige Barrieren für den Nutzung von KI existieren.

Angesichts dessen spricht vieles dafür, dass derzeit mit KI nur in Ausnahmefällen ein grundlegender Wandel von Arbeit verbunden sein wird. Ähnlich wie eine ganze Reihe von Studien über die Arbeitsfolgen digitaler Technologien generell belegen, ist auch im Fall von KI zumeist nur von einem moderaten Wandel von Arbeit auszugehen. Denn es findet zumeist eine nur schrittweise Adaption der neuen Technologien in Betrieben, im Gesundheitswesen oder auch in Verwaltungen innerhalb der gegebenen technologischen, organisationsstrukturellen und personellen Bedingungen statt. Der Hauptgrund hierfür ist, dass dadurch Risiken und unerwartete Kosten minimiert sowie schrittweise Erfahrungen mit KI gesammelt werden können (z. B. Hirsch-Kreinsen 2020; Heinlein und Huchler 2024). Einerseits impliziert dies, dass bisherige Automatisierungstrends fortgeschrieben werden und einfache und routinehafte Arbeitsprozesse wie etwa in der Logistik, der Montage oder bei einfachen Büroarbeiten fortschreitend durch KI-basierte Steuerungssysteme automatisiert und substituiert werden. Andererseits können bei vielen, etwa qualifizierten Tätigkeiten KI-Systeme als Assistenzsysteme genutzt werden und dadurch das Aufgabenfeld erweitern und vor allem auch Lernprozesse unterstützen. Dies trifft im Industriebereich etwa

auf Tätigkeiten der Instandhaltung oder Überwachung komplexer Anlagen zu. Im medizinischen Bereich kann dies durch die erwähnten KI-gestützten Diagnosesysteme oder die KI-Assistenz bei Operationen geschehen.

Indes ist in der sozialwissenschaftlichen Arbeitsforschung unumstritten, dass gerade beim Einsatz von avancierten KI-Systemen menschliche Arbeit auch in Zukunft ein unverzichtbares Flexibilitätspotenzial in Arbeitsprozessen gleich welcher Art bleibt (Böhle 2023; Pfeiffer und Schrape 2023). Ein Grund hierfür sind die erwähnten Anwendungsprobleme und Leistungsgrenzen der KI, die insbesondere angesichts steigender Anforderungen an Arbeitsprozesse oft nur eine begrenzte Digitalisierung von Arbeitsprozessen ermöglichen und daher „analoge" Arbeit notwendig bleibt. Darüber hinaus stellen kommunikative und interaktive Tätigkeiten etwa im Servicebereich oder auch im Gesundheitswesen aufgrund ihres situativ-flexiblen und kaum im Voraus kalkulierbaren Charakters auch in Zukunft „basic bottlenecks" für ihre weitreichende Digitalisierung durch KI dar (Frey und Osborne 2024).

1.5 Perspektiven

Fragt man nach den Zukunftsperspektiven der KI-Entwicklung, so sollte man zunächst einmal auf die weitreichenden KI-Versprechungen zurückzukommen. Als technologische Voraussetzung für deren zukünftige Realisation und eine Überwindung der Leistungsgrenzen werden häufig „Durchbrüche" bei der KI-Entwicklung angesehen (z. B. Armbruster 2022). Denn, so das Versprechen, Systeme wie ChatGPT seien in der Lage „zu lernen" und sie werden von ihren Entwicklern kontinuierlich aufwendig „nachjustiert". Formuliert wird damit die Erwartung, über kurz oder lang gebe es eine Maschinenintelligenz, die menschliche Intelligenz übertrifft und die in der Lage ist, sich autonom und ohne menschliches Dazutun ständig weiterzuentwickeln (vgl. insbesondere Kurzweil 2024).

Freilich übersieht diese Perspektive die wachsenden Probleme, ausreichend Daten verfügbar zu haben, die rasant steigenden Kosten einer fortlaufenden Skalierung der bestehenden Systeme sowie den damit einhergehenden massiven Energiebedarf (Bengio et al. 2025). Vor allem aber ist zu bezweifeln, dass eine maschinelle Intelligenz grundsätzlich jemals menschlicher Intelligenz überlegen sein kann. Denn es handelt sich bei KI gleich welcher Konzeption um wenig mehr als um statistische Systeme. Ihre vermeintliche Intelligenz hat den Charakter einer Prognose, basierend auf Daten der Vergangenheit und mit einer in der Praxis unbekannten Prognosewahrscheinlichkeit (Pfeiffer 2023, S. 37). Das bedeutet, dass die Systeme keinerlei „Bewusstsein", „Vernunft", kein Bezug zu „Erfahrung und Alltagswissen" oder gar ein moralisches Verständnis von „richtig" und „falsch" haben können. Auch sind die Systeme nicht in der Lage, Abstraktionen zu leisten und Kausalitäten nachzuvollziehen und sich dem zu nähern, was Menschen in besonderer Weise auszeichnet, nämlich Handlungen zu verstehen und zu erklären (Görz et al. 2021, S. 10).

Realistischer ist daher eine Perspektive, die als „Veralltäglichung" der KI gefasst werden kann. Damit wird eine Entwicklung bezeichnet, durch die die Anwendungsgrenzen der KI evolutionär hinausgeschoben und durch immer leistungsfähigere, für verschiedene Anwendungen speziell ausgelegte Systeme überwunden werden. Einmal betrifft dies die Systeme der generativen KI, die auf der Basis steigender Investitionen in Rechnerleistungen, Speicherkapazitäten und Datennutzung weiter in die Breite diffundieren und für eine schnell wachsende Zahl alltäglicher Anwendungen genutzt werden können. Zum anderen handelt es sich dabei aber auch um Systemkonzepte, die im kleineren Maßstab unterschiedlichste KI-Methoden in sog. hybriden KI-Systemen sehr anwendungsspezifisch nutzen. Als instruktives Beispiel hierfür kann das Anfang 2025 in China vorgestellte generative System DeepSeek angesehen werden. Offensichtlich werden mit diesem System nicht nur sehr ver-

schiedene KI-Methoden kombiniert, sondern es erlaubt auch in besonderer Weise eine für verschiedenste Bereiche anwendungsorientierte Auslegung (Krüger 2025). Eine Folge einer solchen Weiterentwicklung der KI wird daher sein, dass ihre bislang nur zögerliche Anwendung in vielen gesellschaftlichen Sektoren wie in der Industrie und der Medizin beschleunigt und die Leistungsfähigkeit der KI gezielt und an die jeweiligen Anwendungsbedingungen angepasst genutzt werden kann.

Kaum zureichend beantworten lässt sich indes die Frage, welche gesellschaftlichen Folgen mit dieser Perspektive der KI langfristig verbunden sein werden. In jedem Fall aber sind weder weitreichende positive Versprechungen realistisch noch dystopische Negativerwartungen etwa in Hinblick auf erhebliche Arbeitsplatzverluste sonderlich überzeugend. Statt Schreckgespenster an die Wand zu malen, sollte über die erwähnten realen Defizite und Anwendungsrisiken der KI gesprochen werden und es sollte darum gehen, diese absehbar zu regulieren (Bengio et al. 2025). Dabei ist vor allem zu sehen, dass die Nutzung von KI und der damit einhergehende soziale und gesellschaftliche Wandel keinesfalls einen „technikdeterministisch" zwangsläufigen Charakter haben. Vielmehr sind diese stets bestimmt von unternehmerischen, politischen und normativen, generell sozialen Entscheidungen darüber, wie diese Technologie eingesetzt und genutzt werden soll.

Literatur

Ahrweiler P (1995) Künstliche Intelligenz-Forschung in Deutschland. Die Etablierung eines Hochtechnologie-Fachs. Waxmann, Münster New York

Armbruster A (2022) Große Künstliche Intelligenz. Interview mit Jonas Andrulis FAZ, 17.05.2022. https://zeitung.faz.net/faz/unternehmen/2022-05-16/75949fd8e1ead69fbb32e0132dd78f8c/?GEPC=s5. Zugegriffen: 17. Mai 2022

Bauberger S, Beck B, Burchardt A, Remmers P (2021) Ethische Fragen der Künstlichen Intelligenz. In: Görz G et al (Hrsg) Handbuch der Künstlichen Intelligenz, 6. Aufl. De Gruyter, Berlin Boston, S 905–934

Bengio Y et al (2025) International AI Safety Report. DSIT 2025/001. https://www.gov.uk/government/publications/international-ai-safety-report-2025. Zugegriffen: 17. Febr. 2025

Bitkom, DFKI (2017) Künstliche Intelligenz: Wirtschaftliche Bedeutung, gesellschaftliche Herausforderungen, menschliche Verantwortung. Positionspapier. https://www.bitkom.org/Bitkom/Publikationen/Entscheidungsunterstuetzung-mit-Kuenstlicher-Intelligenz.html. Zugegriffen: 25. Juni 2021

BMU – Bundesumweltministerium (2021) Unsere Förderinitiative „KI-Leuchttürme für Umwelt, Klima, Natur und Ressourcen". https://www.bmu.de/themen/nachhaltigkeit-digitalisierung/digitalisierung/unsere-foerderinitiative-ki-leuchttuerme. Zugegriffen: 5. Sept. 2021

Böhle F (2023) Subjektivierendes Arbeitshandeln. In: Bohn R, al (Hrsg) Lexikon der Arbeits- und Industriesoziologie. Nomos, Baden-Baden, S 336–339

Borup M, Brown N, Konrad K, van Lente H (2006) The sociology of expectations in science and technology. Technol Analysis Strateg Manag 18:285–298

Brödner P (2019) Grenzen und Widersprüche der Entwicklung und Anwendung ‚Autonomer Systeme'. In: Hirsch-Kreinsen H, Karacic A (Hrsg) Autonome Systeme und Arbeit. Perspektiven, Herausforderungen und Grenzen der Künstlichen Intelligenz in der Arbeitswelt. transkript, Bielefeld, S 69–100

Buchanan BG (2006) A (Very) Brief History of Artificial Intelligence. Ai Mag 26:53–60

Bundesregierung (2018) Strategie Künstliche Intelligenz der Bundesregierung. https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Publikationen/Technologie/strategie-kuenstliche-intelligenz-der-bundesregierung.html. Zugegriffen: 27. Jan. 2025

Deepak P (2023) ChatGPT is not OK! That's not (just) because it lies. Ai Soc. https://doi.org/10.1007/s00146-023-01660-x

Cazzaniga M et al (2024) Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work. IMF Staff Discussion Note SDN2024/001. International Monetary Fund, Washington, DC

Chomsky, Noam, Roberts, Ian & Watumull, Jeffrey (2023) The False Promise of ChatGPT. In: The New York Times, state: 08 March 2023. https://www.nytimes.com/2023/03/08/opinion/noam-chomsky-chatgpt-ai.html. Zugegriffen: 10. März 2023

Chui M et al (2024) The economic potential of generative AI. The next productivity frontier. McKinsey

Ecker W, Coulon C-H, Kohler M (2021) KI in die Anwendung bringen – Eine Gemeinschaftsaufgabe für Hochschulen, Forschungseinrichtungen, Unternehmen und Politik. München. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme

Enquetekommission (2020) (BT-Drucks. 19/23700) Bericht der Enquete-Kommission Künstliche Intelligenz

– Gesellschaftliche Verantwortung und wirtschaftliche, soziale und ökologische Potenziale. Berlin
FAZ – Frankfurter Allgemeine Zeitung (2025) Übt Demut vor der Maschine! https://www.faz.net/aktuell/feuilleton/debatten/kuenstliche-intelligenz-sam-altman-an-der-tu-berlin-110285518.html. Zugegriffen: 11. Febr. 2025
Forschungsbeirat der Plattform Industrie 4.0, acatech – Deutsche Akademie der Technikwissenschaften (2022) Künstliche Intelligenz zur Umsetzung von Industrie 4.0 im Mittelstand
Forschungsbeirat der Plattform Industrie 4.0,, acatech – Deutsche Akademie der Technikwissenschaften (2024) Künstliche Intelligenz und industrielle Arbeit – Perspektiven und Gestaltungsoptionen. Deutsche Akademie der Technikwissenschaften, München
Forschungsunion, acatech – Deutsche Akademie der Technikwissenschaften (2013) Umsetzungsempfehlungen für das Zukunftsprojekt Industrie 4.0. Abschlussbericht des Arbeitskreises Industrie 4.0. Plattform Industrie 4.0, Frankfurt am Main
Frey CB, Osborne M (2024) Generative AI and the future of work: a reappraisal. Brown J World Aff 30:1–17
Gerber C (2025) Digitalisierung im Gesundheitswesen: Status quo, Herausforderungen und Folgen für die Arbeitsbedingungen. Discussion Paper SP III 2025-301. Wissenschaftszentrum Berlin für Sozialforschung, Berlin
Görz G, Braun T, Schmid U (2021) Einleitung. In: Görz G, Braun T, Schmid U (Hrsg) Handbuch der Künstlichen Intelligenz, 6. Aufl. De Gruyter, Berlin Boston, S 1–26
Graßmann S, Pfeiffer S (2024) AI and medicine: separating fact from fiction in the quest for effective and high quality healthcare. In: Heinlein M, Huchler N (Hrsg) Artificial intelligence in society. Springer, Wiesbaden, S 465–491
Hautz WE et al (2025) Diagnoses supported by a computerised diagnostic decision support system versus conventional diagnoses in emergency patients (DDX-BRO): a multicentre, multiple-period, double-blind, cluster-randomised, crossover superiority trial. Lancet Digit Health 7:e136–e144
Heimberger H, Jäger A, Maloca S (2024) Künstliche Intelligenz in der Produktion. Mitteiliungen aus der ISI-Erhebung Modernisierung in der Produktion 83. FhG ISI Karlsruhe
Heinlein M, Huchler N (Hrsg) (2024) Künstliche Intelligenz, Mensch und Gesellschaft. Springer, Wiesbaden
Hirsch-Kreinsen H (2020) Digitale Transformation von Arbeit. Entwicklungstrends und Gestaltungsansätze. Kohlhammer, Stuttgart
Hirsch-Kreinsen H (2023) Das Versprechen der Künstlichen Intelligenz. Gesellschaftliche Dynamik einer Schlüsseltechnologie. Campus, Frankfurt New York
Hirsch-Kreinsen H, Krokowski T (2023) Technologieverspechen Künstliche Intelligenz. Berlin J Soziol 33:453–485
Institut für Innovation und Technik (2018) Potenziale der Künstlichen Intelligenz im Produzierenden Gewerbe in Deutschland. Institut für Innovation und Technik in der VDI/VDE Innovation + Technik, Berlin
Ji Z et al (2023) Survey of hallucination in natural language generation. ACM Comput Surv 55:1–38
Kauffmann J, Dippel J, Ruff L et al (2025) Explainable AI reveals Clever Hans effects in unsupervised learning models. Nat Mach Intell 7:412–422
Keim D, Sattler K (2020) Von Daten zu KI. Intelligentes Datenmanagement als Basis für Data Science und den Einsatz Lernender Systeme. München. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme
Koehler J (2021) Zum Begriff der Künstlichen Intelligenz. Preprint Version. https://www.dfki.de/fileadmin/user_upload/import/11269_KI-Kunst-JKoehler-PreprintVersion.pdf. Zugegriffen: 6. März 2025
Konrad E (1998) Zur Geschichte der Künstlichen Intelligenz in der Bundesrepublik Deutschland. In: Siefkes D, et al (Hrsg) Sozialgeschichte der Informatik. Studien zur Wissenschafts- und Technikforschung. Springer, Wiesbaden, S 287–296
Krüger A (2025) Ist die neue KI der Chinesen ein echter Durchbruch, Herr Krüger? FAZ-net. https://zeitung.faz.net/faz/unternehmen/2025-02-01/b6860970a9992edeb447ec81b25d1f8b?GEPC=s5. Zugegriffen: 6. Febr. 2025
Kurzweil R (2024) The singularity is nearer: when we merge with AI. Penguin, New York
van Lente H, Rip A (1998) Expectations in technological developments: an example of prospective structures to be filled in by agency. In: Cornelis DC, van der Meulen B (Hrsg) Getting new technologies together: studies in making sociotechnical order. Springer, Berlin New York, S 203–229
Lerch C, Jäger A, Horvat D (2024) (r)Evolution 4.0: Auf den Spuren des rückläufigen I4.0-Fortschritts. Modernisierung der Produktion. Mitteilungen aus der ISI Erhebung. Ausgabe 82. FhG ISI Karlsruhe
Melzer M, Rösler U, Schlicht L (2022) Digitale Transformation personenbezogener Arbeit – am Beispiel der professionellen Pflege. In: Bamberg E, Ducki A, Janneck M (Hrsg) Digitale Arbeit gestalten. Springer, Berlin New York, S 147–166
NYT – New York Times (2023) 'The Godfather of A.I.' Leaves Google and Warns of Danger Ahead. https://www.nytimes.com/2023/05/01/technology/ai-google-chatbot-engineer-quits-hinton.html. Zugegriffen: 27. Jan. 2025
Peteranderl S (2021) Wie künstliche Intelligenz die Klimakrise bekämpfen kann. Der Spiegel. https://www.spiegel.de/ausland/kuenstliche-intelligenz-wie-tech-werkzeuge-im-kampf-gegen-den-klimakrise-helfen-a-f7ed1f82-790a-4d4f-be34-22196d99730e?sara_ecid=soci_upd_wbMbjhOSvViISjc8RPU89NcCvtlFcJ. Zugegriffen: 17. Aug. 2021

Pfeiffer S (2023) KI im Unternehmen – Herausforderung an die betriebliche Gestaltung moderner Arbeit. DGUV Forum 11/2023.

Pfeiffer S, Schrape J-F (2023) Digitale Transformation der Arbeit. In: Bohn R, al (Hrsg) Lexikon der Arbeits- und Industriesoziologie. Nomos, Baden-Baden, S 134–137

Teich IB (2020) Meilensteine der Entwicklung Künstlicher Intelligenz. Informatik Spektrum 43:276–284

Zysman J, Nitzberg M (2024) Generative AI and the future of work: augmentation or automation? Weizenbaum Discussion Paper 38

Gesünder, produktiver, automatisierter? Ethische Aspekte von KI im Betrieblichen Gesundheitsmanagement

Lou Therese Brandner

Inhaltsverzeichnis

2.1 Einleitung: KI zwischen Dystopie und Allheilmittel – 16

2.2 KI-Ethik als Forschungsfeld – 16

2.3 Fairness und Antidiskriminierung: Ist KI objektiv? – 17

2.4 Privatheit versus Transparenz: Werte im Konflikt? – 19

2.5 Menschliche Autonomie – Aufsicht und Letztentscheidung – 21

2.6 Fazit – 23

Literatur – 23

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_2

Zusammenfassung

Der Einsatz von KI-Technologien im Betrieblichen Gesundheitsmanagement hat das Potenzial, die Gesundheit und Sicherheit von Beschäftigten z. B. durch innovative Präventions- und Interventionsmaßnahmen zu fördern. Gleichzeitig birgt KI erhebliche Risiken für das individuelle und kollektive Wohlergehen, wie die Diskriminierung marginalisierter Gruppen, Eingriffe in die Privatheit und informationelle Selbstbestimmung sowie den Verlust menschlicher Autonomie und Kontrolle. Dieser Beitrag beleuchtet verschiedene ethische Aspekte von KI – Fairness, Privatheit, Transparenz, menschliche Aufsicht und Letztentscheidung – im Kontext der betrieblichen Gesundheit. Anhand von Beispielen wie der KI-gestützten Diagnostik, dem Tracking von Beschäftigten oder der Analyse von Affekten wird illustriert, dass die Einbeziehung ethischer Gesichtspunkte essenziell ist für die Entwicklung und den Einsatz gesellschaftlich verträglicher KI-Technologie.

2.1 Einleitung: KI zwischen Dystopie und Allheilmittel

Der vermehrte Einsatz von künstlicher Intelligenz (KI) ruft im öffentlichen Diskurs sowohl messianische Erwartungen als auch dystopische Ängste hervor. Während Anbieter von KI-basierten Systemen die Technologie als Lösung für alle möglichen Probleme von Armut (Walther 2024) über Krebsleiden (Cancer Research Institute 2024) bis hin zum Klimawandel (Masterson 2024) anpreisen, stehen auf der anderen Seite Befürchtungen hinsichtlich computergetriebener Diskriminierung, der **Ersetzung menschlicher Arbeitskräfte** oder gar der Entstehung einer übermächtigen Superintelligenz. Ähnliches gilt für den Einsatz von KI im Gesundheitswesen: Manche sehen in KI das Allheilmittel für eine Vielzahl an Herausforderungen, z. B. eine verbesserte Diagnosegenauigkeit oder optimierte Arbeitsabläufe. Die Internationale Arbeitsorganisation (ILO 2023) schätzt, dass weltweit jährlich 395 Mio. Personen bei der Arbeit verunfallen, während fast drei Millionen Personen aufgrund von arbeitsbedingten Unfällen und Erkrankungen ihr Leben verlieren; KI-Systeme könnten besonders gefährliche oder gesundheitsgefährdende Arbeitsschritte übernehmen oder durch die Analyse der Ursachen von Unfällen und Erkrankungen die Schaffung gezielter Gegenmaßnahmen fördern (World Economic Forum 2024). Andererseits könnte KI auch Arbeitsbedingungen verschlechtern, menschliche Fachkräfte überflüssig machen, **bestehende Ungleichheiten** verschärfen oder die Versorgung von Patientinnen und Patienten negativ beeinträchtigen. Ungeachtet dieser Befürchtungen schreitet die Integration von KI wie in vielen gesellschaftlichen Domänen auch im Bereich des Betrieblichen Gesundheitsmanagements (BGM) rapide voran.

Dieser Beitrag beleuchtet **ethische Aspekte** von KI im BGM. Nach einer kurzen Einführung von KI-Ethik als Forschungsfeld illustrieren die Unterkapitel die Bedeutung und Relevanz verschiedener ethischer Dimensionen (Fairness, Privatheit, Transparenz, menschliche Aufsicht und Letztentscheidung[1]) für die Entwicklung ethisch verträglicher KI-Systeme. Die verschiedenen Werte werden dafür mit beispielhaften KI-Anwendungen im BGM in Bezug gesetzt. Der Beitrag endet mit einer kurzen Reflexion.

2.2 KI-Ethik als Forschungsfeld

Die Ethik der künstlichen Intelligenz ist als ein Praxisbereich der angewandten Ethik der normativen Ethik zuzuordnen. Als wissenschaftliche Disziplin beschäftigt sich die normative Ethik mit der Begründung, Kritik oder Rechtfertigung menschlicher Verhaltensweisen und -normen (Werner 2021). Das allge-

1 Die Liste der hier aufgeführten ethischen Aspekte von KI ist nicht erschöpfend; weitere Dimensionen wie z. B. Nachhaltigkeit und Accountability sind für die Entwicklung sozial verträglicher Systeme ebenfalls zu beachten.

meine Ziel der KI-Ethik ist es, den gesellschaftlichen Nutzen von KI zu maximieren, während Risiken möglichst minimiert werden. Dafür wird analysiert, wie KI-Technologie in **gesellschaftliche Dynamiken** eingebettet sind und welche Risiken, Probleme und auch Vorteile sie – gegenwärtig wie zukünftig – mit sich bringen. Forschende in der KI-Ethik arbeiten z. B. in integrativen Design-Prozessen (Spindler et al. 2020) mit technischen, kommerziellen und rechtlichen Partnern, um die Entwicklung ethisch akzeptabler Technologie voranzutreiben. Ansätze wie das *human-centered design* (HCD) oder das *value-sensitive design* (VSD; Friedman 1996) können dabei helfen, Nutzungsszenarien gemeinsam zu erproben, Werte-Konflikte zu identifizieren und entsprechende Risiken zu adressieren.

Die Beachtung ethischer Werte in der Technikgestaltung erleichtert auch die Einhaltung von Gesetzen. So wurde der der *Artificial Intelligence Act* der Europäischen Union (**EU AI Act**, in Kraft getreten im August 2024) zur Förderung sicherer, vertrauenswürdiger und ethisch vertretbarer künstlicher Intelligenz auch auf der Grundlage ethischer Richtlinien und damit explizit wertebasiert entwickelt (HLEG 2019). Der AI Act klassifiziert KI-Anwendungen in verschiedene Risikokategorien. Anwendungen im Gesundheits- und im Arbeitsbereich sind oft als Hochrisiko-KI klassifiziert, da sie bei fehlerhafter oder missbräuchlicher Nutzung zu **schwerwiegenden Folgen** für die Betroffenen führen können. Gerade in Hochrisikobereichen sind KI-ethische Analysen und Überlegungen daher unumgänglich, um gesellschaftliche Risiken zu antizipieren und die Entwicklung sozial verträglicher Systeme zu fördern.

2.3 Fairness und Antidiskriminierung: Ist KI objektiv?

Menschliches Handeln kann bewusst oder unbewusst von Stereotypen und Vorurteilen beeinflusst sein, z. B. gegenüber ethnischen Minderheiten, Menschen mit Behinderung, Frauen oder Personen mit bestimmten religiösen oder politischen Weltanschauungen. Im Gegensatz dazu sind computergetriebene Entscheidungen vermeintlich neutral, objektiv, vorurteilsfrei und damit *fair*. Doch eine zunehmende Anzahl an Skandalen, z. B. bezüglich sexistischer (Gomez 2024), rassistischer (Ledford 2019) oder ableistischer (Wall und Shellman 2021) Diskriminierung durch KI-Systeme, deutet darauf hin, dass das nicht unbedingt den Tatsachen entspricht. *Biases* (deutsch: Verzerrungen), z. B. aufgrund voreingenommener oder fehlerhafter Daten, können die Vorhersagen von KI-Systemen so verzerren, dass es zur Diskriminierung von Einzelpersonen oder Personengruppen kommt (Barocas et al. 2019). KI ist hochgradig abhängig von der Verfügbarkeit großer Mengen an **Trainingsdaten**, anhand derer sie „lernt", Zusammenhänge und Muster zu erkennen. Diese Daten, z. B. Texte oder Fotos, stammen aus komplexen sozialen Kontexten und können gesellschaftliche Umstände – inklusive bestehender Diskriminierungen – widerspiegeln. Zusätzlich sind Datensätze meist menschlich vorsortiert oder gekennzeichnet bzw. annotiert, was weitere Vorurteile einspeisen kann. KI-Systeme können daher menschliche Biases mitlernen und sie im laufenden Betrieb entsprechend reproduzieren und automatisieren (Eubanks 2018). Es besteht eine Wechselbeziehung zwischen Gesellschaft und Technologie: KI-Technologien sind **sozio-technische Systeme**, die in gesellschaftliche Dynamiken eingebettet sind und diese wiederum beeinflussen. Da KI-Systeme also grundsätzlich zu einer Automatisierung gesellschaftlicher Ungleichheiten führen können, tangieren sie Fragen sozialer Gerechtigkeit, die Schutzmaßnahmen zur Gleichbehandlung und Anti-Diskriminierung fordern.

Statistische Methoden der KI-Fairness sollen soziale Diskriminierung durch KI-Modelle abmildern oder beseitigen (vgl. den Beitrag von Adolph in diesem Band). Häufig kommen Fairness-Metriken zum Einsatz, anhand derer mögliche Verzerrungen (englisch: *Biases*) gemessen und Modelle nach bestimmten Vorstel-

lungen von Fairness optimiert werden können. Wird z. B. die häufig genutzte Metrik der demographischen Parität angewandt, wird das System darauf untersucht, ob es für verschiedene Personengruppen die gleichen Vorhersagen trifft (Mehrabi et al. 2021). Trainierte Modelle werden idealerweise vor der Markteinführung des Systems ausgiebig auf Verzerrungen getestet und gegebenenfalls anhand weiterer Datensätze neu trainiert. Verzerrungen können auch im laufenden Betrieb auftauchen, z. B. wenn Personen korrekte Modellvorhersagen aufgrund eigener Vorurteile wiederholt ablehnen und das System diese Entscheidungen mitlernt. KI-Systeme müssen daher regelmäßig auf diskriminierende Tendenzen untersucht und an dynamische gesetzliche, ethische und technische Standards angepasst werden. Zusätzlich hängt die Identifizierung geeigneter Fairness-Verfahren über technische Fragen hinaus von unterschiedlichen Gerechtigkeitsvorstellungen und Wertesystemen ab; Fairness ist in hohem Maße **situations- und kontextspezifisch** (Hagendorff 2019; Wachter et al. 2020). Vorherrschende Stereotype und Vorurteile sowie deren Folgen können sich z. B. je nach kulturellem Umfeld oder geographischer Lage grundlegend unterscheiden. Abseits mathematischer Modelle müssen realweltliche soziale Umstände, historische und strukturelle Machtdynamiken berücksichtigt werden, um besonders vulnerable Personengruppen und potenzielle Diskriminierungen zu identifizieren (John-Mathews et al. 2022). Rein statistisch verstandene Fairness kann Diskriminierung im realen Betrieb von KI-Systemen also nicht verhindern. KI-Fairness muss ganzheitlich, aus inter- und transdisziplinärer Sicht von den beteiligten Stakeholdern verhandelt werden (Brandner und Hirsbrunner 2023). Das bedeutet, dass in die Technikentwicklung sowohl Expertisen aus verschiedenen Disziplinen wie Informatik, Ethik, Rechts- und Sozialwissenschaften, aber auch außerwissenschaftliche gesellschaftliche Perspektiven, wie die Meinungen und Bedarfe von Bürgern und Bürgerinnen, miteinbezogen werden sollten.

■■ Beispiel: KI für medizinische Diagnostik und Vorsorge

KI-Technologien sind vielversprechende medizinische Diagnose-Tools (Khalifa und Albadawy 2024). Im BGM könnten sie zur Früherkennung einer Vielzahl von – auch arbeitsbedingten – Erkrankungen wie Herzkreislauferkrankungen, Lungenleiden oder bestimmter Krebsarten eingesetzt werden, um zeitige **Interventions- und Präventionsstrategien** zu ermöglichen. Auch könnte KI anhand von Krankheitsverläufen und Arbeitsanforderungen die Dauer von Arbeitsunfähigkeiten abschätzen und bei der Erstellung von Rehabilitationsplänen assistieren. Doch gerade in diesem sensiblen Bereich zeigt sich auch das Diskriminierungspotenzial von KI durch ungeeignete, nicht repräsentative oder schlicht mangelhafte Trainingsdaten (Brandner et al. 2023). Wenn z. B. eine KI für Hautkrebs-Screening anhand von Datensätzen lernt, die hauptsächlich Beispielbilder von hellhäutigen Personen enthalten, ist das resultierende System möglicherweise nicht in der Lage, verdächtige Hautstellen auf dunklerer Haut präzise zu identifizieren (Davis 2021). Ein anderes Beispiel ist geschlechtsbezogene Diskriminierung, da KI-Tools manche Krankheiten bei Männern verlässlicher diagnostizieren können als bei Frauen (Straw und Wu 2022). KI-Modelle können auch sogenannte Stellvertreter-Indikatoren mitlernen, die trotz des Weglassens geschützter Merkmale auf diese schließen lassen (Datta et al. 2017). So assoziierte ein algorithmisches System in den USA, das zur Risikoklassifizierung von Patientinnen und Patienten eingesetzt wurde, niedrigere Gesundheitsausgaben mit einem geringeren gesundheitlichen Risiko; Personen, denen ein hohes Risiko zugeschrieben wurde, erhielten zusätzliche Behandlungen. Eine Analyse ergab allerdings, dass das System damit zur Diskriminierung schwarzer Personen beitrug, da diese aufgrund eines allgemein schlechteren Zugangs zu medizinischen Ressourcen weniger Ausgaben verursachen, nicht wegen eines niedrigeren Erkrankungsgrads (Ledford 2019).

Das Risiko der Diskriminierung ist nicht auf Diagnose-Tools beschränkt. Auch bei anderen KI-Anwendungen im Arbeitsbereich wie Systemen, die bei Entscheidungen über Beschäftigte unterstützen sollen, können Fairness-Probleme bestehen. Beispielsweise können Systeme zur KI-gestützten Personalauswahl oder Personalförderung Menschen mit Behinderung, sprachlichen Beeinträchtigungen, Neurodivergenzen und anderen gesundheitlichen Beeinträchtigungen diskriminieren (Buyl et al. 2022; Kim und Bodie 2021).

Auch beim Einsatz von KI im BGM kann es daher zur **Diskriminierung von Beschäftigten** kommen. Ein KI-System könnte z. B. dazu eingesetzt werden, die Dauer der Entgeltfortzahlung bei bestimmten Krankheiten festzulegen. Beruht die Kalkulation auf der durchschnittlichen Dauer von beruflichen Fehlzeiten, mag diese bei durchschnittlichen Beschäftigten akkurat sein; werden jedoch Faktoren wie chronische Erkrankungen, Behinderungen oder andere, individuelle Gesundheitsfaktoren nicht miteinbezogen, kann dies schnell zu einer unfairen Behandlung von Personen führen, die länger arbeitsunfähig bleiben. Einerseits muss daher darüber hinaus, wie akkurat ein KI-Tool insgesamt ist, auch bedacht werden, für *wen* es akkurat ist und für wen möglicherweise nicht. Alle potenziellen Zielpopulationen sollten im Voraus analysiert werden und es sollte in späteren Phasen erneut überprüft werden, ob im Einsatz weitere relevante Gruppen dazukommen. Andererseits muss gerade in besonders sensiblen Kontexten wie Krankheitszeiten und Entgeltfortzahlung, die großen Einfluss auf das gesundheitliche und finanzielle Wohlergehen von Beschäftigten haben können, kritisch hinterfragt werden, ob der Einsatz von KI-Systemen allgemein vertretbar und förderlich ist.

2.4 Privatheit versus Transparenz: Werte im Konflikt?

Ethische Werte können in einem **Spannungsverhältnis** stehen, was sich illustrativ am Verhältnis von Privatheit und Transparenz verdeutlichen lässt. Transparenz bezieht sich auf die Problematik, dass KI-Systeme häufig eine opake „Black-Box"-Architektur haben (Burrell 2016); das bedeutet, dass KI-Prozesse oft hochkomplex und für die menschliche Kognition – vor allem für Personen ohne die entsprechende Expertise – kaum fass- und interpretierbar sind. Die Förderung von Transparenz durch die Offenlegung und Erklärung von KI-Funktionsweisen, Datensätzen, Algorithmen und Modellen (Turilli und Floridi 2009) kann aber gleichzeitig zu Privatheitsproblemen führen (Keller 2022). Privatheit betrifft den Ausschluss verschiedener Personen oder Gruppen von der Kenntnis bestimmter Aspekte oder Daten aus dem Leben einer Person. Sie dient den wesentlichen Interessen der Selbstentfaltung, Selbstverwirklichung und der freien Bildung sozialer Beziehungen. Ihr Schutz ist erforderlich für die Wahrung individueller Autonomie und Handlungsfähigkeit (Rachels 1975). Über den Schutz des Individuums hinaus ist Privatheit auch ein für die kollektive Wohlfahrt notwendiges Gemeingut (Heesen et al. 2022). In datenschutzsensiblen Kontexten wie dem Gesundheitswesen ist vor allem das Recht auf **informationelle Selbstbestimmung** relevant, das Individuen vor der unkontrollierbaren Freigabe personenbezogener Informationen[2] schützen soll. Kompromisse zwischen Transparenz und Datenschutzbedenken müssen also im jeweiligen Kontext der Anwendung bedacht werden. Andererseits kann mangelnde Transparenz nicht mit Datenschutzbedenken gerechtfertigt werden: So lässt sich die rechtlich vorgeschriebene ausdrückliche, **freiwillige Einwilligung**

2 D. h. Informationen wie Name oder Geburtsdatum, die sich eindeutig einer Person zuordnen lassen, aber auch personenbeziehbare sachliche Daten wie Konsumverhalten oder Aufenthaltsorte (Heesen 2017).

(englisch: *informed consent*) zur Verarbeitung personenbezogener Daten nur dann einholen, wenn der einwilligenden Person gegenüber ausreichend Transparenz besteht und sie in der Lage ist, die Tragweite ihrer Entscheidung zu verstehen. Die Nutzenden eines KI-Systems müssen also explizit und in verständlicher Sprache darüber informiert werden, dass, wie und zu welchem Zweck ihre Daten durch ein KI-System verarbeitet werden sowie welche Widerrufs- und Löschmöglichkeiten es gibt. Individuelle **Data Literacy** (deutsch: *Datenkompetenz*) stößt beim Versuch, das Zusammenspiel verschiedener, immer komplexer werdender Technologien im Detail nachzuvollziehen, schnell an ihre Grenzen (Heesen 2017). Ein bekannter Ansatz für privatheitsschützende Technikgestaltung, der auch von der Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO) aufgegriffen wird, ist der Datenschutz durch Technikgestaltung (englisch: *privacy by design*; Cavoukian 2009). Dieser Ansatz weist beteiligten Unternehmen Verantwortung über die Erfüllung gesetzlicher Mindeststandards hinaus zu:

> *„Datenschutz muss standardmäßig in vernetzte Datensysteme und Technologien integriert werden. Datenschutz muss ein integraler Bestandteil organisatorischer Prioritäten, Projektziele, Designprozesse und Planungsabläufe werden.“*[3] (Cavoukian 2009, S. 1)

Privatheitsschützende Technikgestaltung erfordert also eine Infrastruktur aus normativen Rahmenbedingungen sowie technischen und organisatorischen Maßnahmen (Heesen et al. 2022). Z. B. sollte für ein KI-System, das sensible Gesundheitsdaten von Beschäftigten verarbeitet, auf organisatorischer Seite klar festgelegt und dokumentiert werden, wer wann Zugriff auf die Daten hat, und die entsprechenden Personen sollten durch Datenschutzschulungen sensibilisiert sein. Auf technischer Ebene können z. B. vorgeschriebene Löschfristen für personenbezogene Daten in die Technologie selbst implementiert sein.

Beispiel: Tracking von Beschäftigten

Die individuelle Erfassung gesundheitsrelevanter Daten wie der täglichen Schrittzahl oder des Blutdrucks ist im Privatleben vieler Personen schon lange verankert (Reichert 2015). Entsprechende Technologien, z. B. Smartphone-Apps und intelligente tragbare Geräte oder Sensoren (englisch: *smart wearables*), werden vermehrt auch für den Gebrauch im Arbeitsleben entwickelt, z. B. um Arbeitsunfälle zu verhindern, gesundheitliche Probleme frühzeitig zu erkennen und individuelle Maßnahmen der Gesundheitsförderung zu empfehlen. Die Analyse von Gesundheitsdaten ermöglicht tiefe Einblicke in den körperlichen Zustand und den privaten Lebenswandel einer Person; so wird beispielsweise die Messung von Ermüdung, Stress oder auch des Alkohol- und Drogenkonsums von Beschäftigten erforscht (El-Helaly 2024; Moshawrab et al. 2022). Bei dieser Art sensibler gesundheitsrelevanter Daten besteht großes **Missbrauchspotenzial** (Deutscher Ethikrat 2017).

Nicht datenschutzkonformes Tracking von Beschäftigten kann teure Folgen für Unternehmen haben: 2024 wurde die Handelsfirma Amazon in Frankreich mit einer Geldstrafe in Millionenhöhe belegt, da deren Tracking der Performance und Pausen von Beschäftigten gegen die DSGVO verstieß. Doch auch über rechtliche Fragen hinaus sollten Unternehmen die Entscheidungsfreiheit von Arbeitnehmenden bezüglich der eigenen Gesundheit ernst nehmen; gerade eine Kontrolle, die über eine mögliche Gefährdung am Arbeitsplatz hinaus in den persönlichen Lebenswandel eingreift, kann ein Gefühl von **Überwachung** auslösen. Haben Personen das Gefühl, überwacht zu werden, kann dies zu mehr Selbstdisziplinierung führen, auch als *chilling effects* bezeichnet (Penney 2021). Angenommen, die Belegschaft eines Unternehmens wird darüber informiert, dass zur Erfassung von Müdigkeit ein System implementiert wurde, dass während der Arbeit am Bildschirm Augenbewegungen

3 Übersetzung aus dem Englischen durch die Autorin.

analysiert. Das System ist für die Beschäftigten nicht wahrnehmbar, sodass sie nicht wissen, wann es aktiv ist, wie es genau funktioniert, ob und wann es Müdigkeit bei einzelnen Personen feststellt. Zusätzlich fragen sie sich, ob das System wirklich nur Ermüdung erfasst oder auch ihre Leistung überwachen und bewerten soll. Aus Sorge vor negativen Konsequenzen beginnen die Beschäftigten daher, ihr Verhalten an die vermutete Funktionsweise des Systems anzupassen, versuchen z. B. weniger zu blinzeln, verwenden Augentropfen, erhöhen ihren Koffeinkonsum und schränken Freizeitaktivitäten ein, um möglichst keinerlei Zeichen von Ermüdung während der Arbeit zu zeigen.

Im Gegensatz zu diesem Negativbeispiel kann transparente Kommunikation darüber, welche Daten genau analysiert werden, zu welchem Zweck und mit welchen potenziellen Folgen, das Vertrauen und die Akzeptanz der Belegschaft positiv beeinflussen (BSI 2024). Um die Bedingungen für eine freiwillige Einwilligung zu erfüllen und die informationelle Selbstbestimmung zu stärken, sollten auch realistische „Opt-out"-Möglichkeiten geboten werden, also die Option, die Zustimmung zur Datenverarbeitung zu verweigern, ohne dass daraus Nachteile entstehen. Das deutsche Bundesdatenschutzgesetz (BDSG) weist bezüglich der Freiwilligkeit auf die **hierarchische Beziehung** zwischen Beschäftigten und Unternehmen hin, da Beschäftigte häufig auf ihren Arbeitsplatz angewiesen und damit vulnerabel sind. Ohne „Opt-out"-Option können sie sich schnell gezwungen sehen, ihre Privatheit zugunsten der beruflichen Sicherheit aufzugeben (Behrendt und Loh 2022), womit die Bedingungen für eine freiwillige Einwilligung nicht erfüllt wären.

2.5 Menschliche Autonomie – Aufsicht und Letztentscheidung

Viele KI-Horrorszenarien beziehen sich auf einen totalen menschlichen Kontrollverlust über Technologie. Gerade mediale Darstellungen konzentrieren sich häufig auf katastrophale Szenarien wie rebellierende humanoide Roboter oder eine algorithmisch gesteuerte Welt ohne Selbstbestimmung. Doch auch abseits von Dystopien kann ein Mangel an menschlicher Kontrolle beim Einsatz von KI-Systemen schwerwiegende Folgen haben; beispielsweise können ohne effektive menschliche Aufsicht Verzerrungen länger unerkannt bleiben, was wie weiter oben diskutiert zu Diskriminierung führen kann. Auch die oft befürchtete **Automatisierung von Arbeitsplätzen** kann durch das Fehlen von Mechanismen zur menschlichen Aufsicht und Letztentscheidung verschärft werden.

Der AI Act verpflichtet Bereitsteller und Anbieter von Hochrisiko-KI, eine menschliche Aufsicht über ihre Systeme zu gewährleisten. Das bedeutet, dass natürliche Personen die Funktionsweise von KI-Systemen überwachen und sicherstellen, dass sie bestimmungsgemäß verwendet werden und verlässliche Ergebnisse liefern. Die Verantwortung darf dabei nicht allein bei Individuen wie Endnutzenden liegen; die Systeme selbst müssen über Mechanismen verfügen, die menschliche Aufsichtspersonen anleiten und informieren, damit diese entscheiden können, ob, wann und wie sie in den Prozess eingreifen oder das System abschalten müssen, wenn es nicht wie vorgesehen funktioniert. Dazu gehört auch die die von der DSGVO vorgeschriebene menschliche Letztentscheidung, die das grundlegende Recht sichern soll, nicht allein algorithmischen Entscheidungen unterworfen zu sein. Dementsprechend dürfen Entscheidungen nicht allein bei KI-Systemen liegen; die Entscheidung von Nutzenden soll immer Vorrang vor der Entscheidung des Systems haben. So dürfen auch im Kontext des BGM keine vollautoma-

tisierten Entscheidungen getroffen werden, die signifikante Auswirkungen auf das (Arbeits-) Leben von Beschäftigten haben; Aufsichtspersonen müssen die Systemprozesse zu jedem Zeitpunkt nachvollziehen und Ergebnisse kritisch hinterfragen und einordnen können.

Die Verpflichtung zu menschlicher Aufsicht und Letztentscheidung reflektiert die Bedeutsamkeit ethischer Gesichtspunkte für die Regulierung von KI, da sie die menschliche Handlungsfähigkeit und Autonomie in den Fokus rückt. Ohne kompetente menschliche Aufsicht und Letztentscheidung kann die Komplexität und wahrgenommene Autorität von KI-gestützten Prozessen und Outputs dazu führen, dass fehlerhafte Entscheidungen und Verzerrungen nicht erkannt werden. Wenn KI-Entscheidungen blind akzeptiert werden, kann es zu einer **Autoritätsumkehr** kommen zwischen Nutzenden und Systemen, die eigentlich der menschlichen Entscheidungsfindung nur assistieren sollen (Yeung et al. 2021). Gleichzeitig ist die konkrete Ausgestaltung effizienter menschlicher Aufsicht unklar, da das Konzept oft vage und lückenhaft bleibt (Enqvist 2023). Um KI-Risiken effektiv erkennen und mindern zu können, müssen Aufsichtspersonen u. a. die nötigen Kompetenzen, Autoritäten, Entscheidungsbefugnisse, Supportstrukturen sowie angemessene Intentionen haben (Sterz et al. 2024). Menschliche Aufsicht ist also ein wesentlicher Aspekt ethisch akzeptabler Technologien, kann aber wiederum nicht als Allheilmittel für ethische Probleme von KI-Technologien gelten – vor allem nicht, wenn sie als individuelle Aufgabe statt als komplexe Infrastruktur verschiedener Verantwortlichkeiten verstanden wird (Zweig et al. 2018).

Weiterhin hängt menschliche Kontrolle auch mit anderen ethischen Dimensionen zusammen: KI-Nutzende müssen durch technologische Transparenz dazu befähigt werden, die Vertrauenswürdigkeit von Modellen, Daten und anderen Elementen kritisch hinterfragen, überprüfen und korrigieren zu können. Wissenschaftliche Ansätze wie reflexives Design (Sengers et al. 2005) und reflexive Informatik (Baumer 2015) haben aufgezeigt, wie Irritationen und Angebote zu Reflexion und **kritischer Evaluation** von Technologie aktiv in Programme integriert werden können, um die menschliche Kontrolle zu fördern. Ein Beispiel für ein solches Angebot wäre ein offenes Textfeld, in dem Nutzende eigene Gedanken und Einschätzungen zu dem Ergebnis eines KI-Systems eintragen können. Maßnahmen wie diese können zu einem reflektierten Umgang mit KI führen, da sie Personen aktiv zur tiefergehenden Beschäftigung mit der Technologie auffordern und ihnen gegebenenfalls aufzeigen, welche Systemprozesse nicht transparent genug sind.

Beispiel: Psychische Gesundheit am Arbeitsplatz

Auch die psychische Gesundheit von Beschäftigten kann durch KI-Tools potenziell gemessen und verbessert werden. Z. B. könnte KI psychische Belastung (Doki et al. 2021) bis hin zu akuten Krisen (Swaminathan et al. 2023) von Beschäftigten feststellen und Gegenmaßnahmen einleiten. Durch frühzeitige Detektion von erhöhtem Stress könnten Burnouts verhindert werden. Allerdings sind KI-Tools zur **Identifikation affektiver Zustände** – wie Depression, Angst oder Stress – besonders kontrovers. Da emotionale Ausdrücke von individuellen sowie kulturellen und sozialen Faktoren abhängen können (Feldman Barrett et al. 2019), laufen diese Systeme besonders Gefahr, schädliche Stereotype zu perpetuieren und durch unzuverlässige Ergebnisse diskriminierend zu wirken. Sie können stigmatisierend wirken (Corvite et al. 2023) oder bestehende Ungleichheiten verfestigen (Manokha 2019). Empirische Untersuchungen haben z. B. gezeigt, dass Emotionserkennungssysteme dazu neigen, Gesichtern von schwarzen Personen mehr negative Emotionen zuzuweisen (Rhue 2018). Das unterstreicht, dass KI keineswegs selbstständig Entscheidungen treffen sollte, die reale Auswirkungen auf die – psychische wie physische – Gesundheit von Beschäftigten haben können. Gleichzeitig stellt sich die Frage, wie menschliche Aufsicht in solchen Fällen effektiv ausgestaltet werden kann. Identifiziert

bspw. eine KI eine akute psychische Krise bei einem oder einer Beschäftigten, bleibt keine Zeit, die Entscheidungsfindung des Systems im Detail nachzuvollziehen und zu überprüfen. Dass das System womöglich falsch liegt, muss bei jeder Intervention in Kauf genommen werden.

Auch allgemein kann der Einsatz von KI das psychische Wohlergehen von Beschäftigten negativ beeinträchtigen. So stellt gerade die Sorge, von einer KI ersetzt zu werden, einen Stressfaktor am Arbeitsplatz dar (El-Helaly 2024) und Beschäftigte können den vermehrten Einsatz von KI als **Autonomie- und Kontrollverlust** erleben (Niehaus et al. 2022). Dieses Empfinden kann die Arbeitsmotivation verringern und wiederum das Risiko eines Burnouts erhöhen (World Economic Forum 2024). Die Implementierung von Strategien zur menschlichen Aufsicht und Letztentscheidung stellt also auch ein Mittel dar, die psychische Gesundheit von Beschäftigten zu verbessern. Dafür sollten verschiedene Verantwortlichkeiten und Aufgaben bezüglich des KI-Einsatzes klar definiert und kommuniziert werden. Beschäftigte sollten die Möglichkeit haben, Feedback zu System-Entscheidungen zu geben, um die kontinuierliche Verbesserung und Anpassung an reale Anforderungen zu fördern. Menschliche Aufsichtspersonen sollten in erforderlichen Schulungen auch für spezifische ethische Risiken und Problematiken des jeweiligen Systems, z. B. in Bezug auf Fairness, Privatheit und Transparenz, sensibilisiert werden.

2.6 Fazit

KI-Technologien haben das Potenzial, durch gezielte Präventions- und Interventionsmaßnahmen, Strategien zur Effizienzsteigerung oder die Übernahme riskanter Aufgaben die Gesundheit, Sicherheit und Produktivität von Beschäftigten zu verbessern. Doch es bleibt zu betonen, dass ihre Ergebnisse auf mathematischen Wahrscheinlichkeiten beruhen – das bedeutet nicht, dass sie garantiert richtig sind. Dennoch werden sie z. B. als Risikoklassifizierungen auf reale soziale Situationen angewandt, was – wie in diesem Beitrag dargestellt – große Gefahren für das individuelle und kollektive Wohlergehen birgt. Besonders wenn Fehlerwahrscheinlichkeiten sehr hoch sind, die technologische Entwicklung noch nicht ausgereift ist oder menschliche Aufsicht nicht gewährleistet werden kann, können die Risiken die Vorteile von KI überwiegen (Lischka und Klingel 2017). Ob und wie KI-Systeme auf ethisch vertretbare Weise eingesetzt werden können, ist dabei stark kontextspezifisch.

Vor jeder Anwendung in sensiblen Bereichen wie dem BGM müssen Systeme daher auf die Verlässlichkeit ihrer Ergebnisse, die Qualität und Eignung ihrer Trainingsdaten sowie die beabsichtigten Einsatzzwecke und Zielgruppen überprüft werden. Während der Entwicklung können die in diesem Beitrag genannten Methoden von integrativem Design, HCD oder VSD dabei helfen, ethische Prinzipien von Beginn an mitzudenken und in die Technologie zu integrieren. Doch selbst wenn die grundsätzliche Eignung eines Systems festgestellt wurde, sollten die konkrete Implementierung und Ausgestaltung von KI in der Praxis nicht über die Köpfe von Beschäftigten hinweg beschlossen, sondern mit allen betroffenen Personen gemeinsam ausgehandelt werden. Es bedarf einer kontinuierlichen institutionellen Auseinandersetzung mit ethischen Aspekten von KI, z. B. durch die Schaffung von Strukturen für effektive, informierte menschliche Aufsicht, die transparente Festlegung und Dokumentation von Verantwortlichkeiten, Ressourcen für Unterstützung, Kritik und Feedback bezüglich der Technologie sowie durch Schulungen, die alle Beteiligten für Problematiken wie Fairness, Transparenz und Privatheit sensibilisieren.

Literatur

Barocas S, Hardt M, Narayanan A (2019) Fairness and machine learning: limitations and opportunities. https://fairmlbook.org/. Zugegriffen: 2. März 2025

Baumer E (2015) Reflective Informatics: conceptual dimensions for designing technologies of reflection. Proc. 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems, S 585–594 https://doi.org/10.1145/2702123.2702234

Behrendt H, Loh W (2022) Informed consent and algorithmic discrimination – is giving away your data the new vulnerable? Rev Soc Econ 80(1):58–84. https://doi.org/10.1080/00346764.2022.2027506

Brandner LT, Hirsbrunner SD (2023) Algorithmische Fairness in der polizeilichen Ermittlungsarbeit: Ethische Analyse von Verfahren des maschinellen Lernens zur Gesichtserkennung. TATuP 32(1):24–29. https://doi.org/10.14512/tatup.32.1.24

Brandner LT, Mahlow P, Wilken A et al (2023) How data quality determines AI fairness: the case of automated interviewing. Proc. 2nd European Workshop on Algorithmic Fairness, Winterthur (https://ceur-ws.org/Vol-3442/)

BSI – Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik (2024) Transparenz von KI-Systemen. https://www.bsi.bund.de/SharedDocs/Downloads/DE/BSI/KI/Whitepaper-Transparenz-KI-Systeme.pdf. Zugegriffen: 2. März 2025

Burrell J (2016) How the machine 'thinks': understanding opacity in machine learning algorithms. Big Data Soc. https://doi.org/10.1177/2053951715622512

Buyl M, Cociancig C, Frattone C et al (2022) Tackling algorithmic disability discrimination in the hiring process: an ethical, legal and technical analysis. In: Proc. 2022 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAccT '22), S 1071–1082 https://doi.org/10.1145/3531146.3533169

Cancer Research Institute (2024) AI and cancer: the emerging revolution. https://www.cancerresearch.org/blog/january-2025/ai-cancer. Zugegriffen: 7. März 2025

Cavoukian A (2009) Privacy by design: the 7 foundational principles. https://privacy.ucsc.edu/resources/privacy-by-design---foundational-principles.pdf. Zugegriffen: 1. März 2025

Corvite S, Roemmich K, Rosenberg T et al (2023) Data subjects' perspectives on emotion artificial intelligence use in the workplace: a relational ethics. Lens Proc Acm Hum-comput Interact 7:CSCW1. https://doi.org/10.1145/3579600

Datta A et al (2017) Proxy non-discrimination in data-driven systems https://doi.org/10.48550/ARXIV.1707.08120

Davis N (2021) AI skin cancer diagnoses risk being less accurate for dark skin – study. https://www.theguardian.com/society/2021/nov/09/ai-skin-cancer-diagnoses-risk-being-less-accurate-for-dark-skin-study. Zugegriffen: 7. März 2025

Deutscher Ethikrat (2017) Big Data und Gesundheit: Datensouveränität als informationelle Freiheitsgestaltung Stellungnahme. https://www.ethikrat.org/fileadmin/Publikationen/Stellungnahmen/deutsch/stellungnahme-big-data-und-gesundheit.pdf. Zugegriffen: 1. März 2025

Doki S et al (2021) Comparison of predicted psychological distress among workers between artificial intelligence and psychiatrists: a cross-sectional study in Tsukuba Science City. https://bmjopen.bmj.com/content/11/6/e046265. Zugegriffen: 1. März 2025

El-Helaly M (2024) Artificial intelligence and occupational health and safety, benefits and drawbacks. Med Lav. https://doi.org/10.23749/mdl.v115i2.15835

Enqvist L (2023) Human oversight' in the EU artificial intelligence act: what, when and by whom? Law Innov Technol 15(2):508–535. https://doi.org/10.1080/17579961.2023.2245683

Eubanks V (2018) Automating inequality. How high-tech tools profile, police, and punish the poor. St. Martin's Press, New York

Feldman Barrett L, Adolphs R, Marsella S et al (2019) Emotional expressions reconsidered: challenges to inferring emotion from human facial movements. Psychol Sci Public Interest 20(1):1–68. https://doi.org/10.1177/1529100619832930

Friedman B (1996) Value-sensitive design. Interactions 3(6):16–23

Gomez C (2024) KI auf Sexismus trainiert? So diskriminiert die Technik. https://www.fr.de/verbraucher/sexismus-rassismus-ki-diskriminierung-unsichtbar-benachteiligung-frauen-forschung-92861297.html. Zugegriffen: 1. März 2025

Hagendorff T (2019) Maschinelles Lernen und Diskriminierung. Probleme und Lösungsansätze. Österreich Z Soziol 44(S1):53–66. https://doi.org/10.1007/s11614-019-00347-2

Heesen J (2017) Informationelle Selbstbestimmung (Grundbegriffe der Kommunikations- und Medienethik). Commun Social 50(4):495–500. https://doi.org/10.5771/0010-3497-2017-4-495

Heesen J, Ammicht QR, Baur A et al (2022) Privatheit, Ethik und demokratische Selbstregulierung in einer digitalen Gesellschaft. In: Roßnagel A, Friedewald M (Hrsg) Die Zukunft von Privatheit und Selbstbestimmung: Analysen und Empfehlungen zum Schutz der Grundrechte in der digitalen Welt. Springer, Wiesbaden, S 161–187 https://doi.org/10.1007/978-3-658-35263-9_5

HLEG (2019) Ethics Guidelines for Trustworthy AI. Europäische Kommission. https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/ethics-guidelines-trustworthy-ai. Zugegriffen: 1. März 2025

ILO – Internationale Arbeitsorganisation (2023) A call for safer and healthier working environments. https://www.ilo.org/publications/call-safer-and-healthier-working-environments. Zugegriffen: 1. März 2025

John-Mathews J-M, Cardon D, Balagué C (2022) From reality to world. A critical perspective on AI fair-

ness. J Bus Ethics 178:945–959. https://doi.org/10.1007/s10551-022-05055-8
Keller D (2022) User privacy vs. Platform transparency: the conflicts are real and we need to talk about them. The center for Internet and society at stanford law school. https://cyberlaw.stanford.edu/blog/2022/04/user-privacy-vs-platform-transparency-conflicts-are-real-and-we-need-talk-about-them-0. Zugegriffen: 3. März 2025
Khalifa M, Albadawy M (2024) AI in diagnostic imaging: revolutionising accuracy and efficiency. Comput Methods Programs Biomed Update. https://doi.org/10.1016/j.cmpbup.2024.100146
Kim P, Bodie MT (2021) Artificial intelligence and the challenges of Workplace discrimination and privacy. ABA J Labor Employ Law 35:289
Ledford H (2019) Millions of black people affected by racial bias in health-care algorithms. Nature 574:608–609. https://doi.org/10.1038/d41586-019-03228-6
Lischka K, Klingel A (2017) Wenn Maschinen Menschen bewerten. Internationale Fallbeispiele für Prozesse algorithmischer Entscheidungsfindung. Bertelsmann (Arbeitspapier)
Manokha I (2019) Facial analysis AI is being used in job interviews – it will probably reinforce inequality. https://theconversation.com/facial-analysis-ai-is-being-used-in-job-interviews-it-will-probably-reinforce-inequality-124790%22%20/t%20%22_blank. Zugegriffen: 3. März 2025
Masterson V (2024) 9 ways AI is helping tackle climate change World Economic Forum. https://www.weforum.org/stories/2024/02/ai-combat-climate-change/. Zugegriffen: 2. März 2025
Mehrabi N, Morstatter F, Saxena N et al (2021) A survey on bias and fairness in machine learning. ACM Comput Surv. https://doi.org/10.1145/3457607
Moshawrab M, Adda M, Bouzouane A et al (2022) Smart wearables for the detection of occupational physical fatigue: a literature review. Sensors. https://doi.org/10.3390/s22197472
Niehaus S, Hartwig M, Rosen PH et al (2022) An occupational safety and health perspective on human in control and AI. Front Artif Intell. https://doi.org/10.3389/frai.2022.868382
Penney J (2021) Understanding chilling effects. Minn Law Rev 106:1451
Rachels J (1975) Why privacy is important. Philos Public Aff 4(4):323–333
Reichert R (2015) Digitale Selbstvermessung. Verdatung und soziale Kontrolle. Z Medienwiss 7(2):66–77
Rhue L (2018) Racial influence on automated perceptions of emotions https://doi.org/10.2139/ssrn.3281765
Sengers P, Boehner K, David S et al (2005) Reflective design. Proc. 4th decennial ACM conference on Critical computing. https://doi.org/10.1145/1094562.1094569
Spindler M, Booz S, Gieseler H et al (2020) How to achieve integration? In: Gransche B, Manzeschke A (Hrsg) Das geteilte Ganze: Horizonte Integrierter Forschung für künftige Mensch-Technik-Verhältnisse. Springer, Wiesbaden, S 213–239 https://doi.org/10.1007/978-3-658-26342-3_11
Sterz S, Baum K, Biewer S (2024) On the quest for effectiveness in human oversight: interdisciplinary perspectives. Proc. 2024 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAccT '24), S 2495–2507 https://doi.org/10.1145/3630106.3659051
Straw I, Wu H (2022) Investigating for bias in healthcare algorithms: a sex-stratified analysis of supervised machine learning models in liver disease prediction. BMJ Health Care Informatics. https://doi.org/10.1136/bmjhci-2021-100457
Swaminathan A, Lopez I, Mar RAG et al (2023) Natural language processing system for rapid detection and intervention of mental health crisis chat messages. npj Digit Med 6(1):213. https://doi.org/10.1038/s41746-023-00951-3
Turilli M, Floridi L (2009) The ethics of information transparency. Ethics Inf Technol 11(2):105–112. https://doi.org/10.1007/s10676-009-9187-9
Wachter S, Mittelstadt B, Russell C (2020) Why fairness cannot be automated: bridging the gap between EU non-discrimination law and AI https://doi.org/10.2139/ssrn.3547922
Wall & Shellman (2021) Wie KI bei der Kandidatenauswahl behinderte Menschen diskriminiert. https://www.heise.de/hintergrund/Wie-KI-bei-der-Kandidatenauswahl-behinderte-Menschen-diskriminiert-6158869.html. Zugegriffen: 1. März 2025
Walther CC (2024) 5 ways to harness AI and end poverty forever. https://www.forbes.com/sites/corneliawalther/2024/10/16/5-ways-to-harness-ai-and-end-poverty-forever/. Zugegriffen: 1. März 2025
Werner M (2021) Einführung in die Ethik. Springer, Heidelberg
World Economic Forum (2024) Digital health and AI: ushering in a new era of employee productivity and well-being. https://reports.weforum.org/docs/WEF_Digital_Health_and_AI_2024.pdf. Zugegriffen: 1. März 2025
Yeung D, Khan I, Kalra N et al (2021) Identifying systemic bias in the acquisition of machine learning decision aids for law enforcement applications https://doi.org/10.7249/pea862-1
Zweig KA, Fischer S, Lischka K (2018) Wo Maschinen irren können. Fehlerquellen und Verantwortlichkeiten in Prozessen algorithmischer Entscheidungsfindung. Bertelsmann Stiftung https://doi.org/10.11586/2018006

Datenschutz- und KI-rechtliche Aspekte beim Einsatz Künstlicher Intelligenz in Unternehmen

Rolf Schwartmann und Moritz Köhler

Inhaltsverzeichnis

3.1 KI und Gesundheitsdaten – 28
3.1.1 Daten im Lebenszyklus eines KI-Systems – 28
3.1.2 Gesundheitsdaten und der European Health Data Space – 29

3.2 Datenschutzrechtliche Grundlagen des KI-Einsatzes – 30
3.2.1 Anwendbarkeit und Verantwortlichkeit – 30
3.2.2 Rechtmäßigkeit der Verarbeitung – 31
3.2.3 Verbot der automatisierten Entscheidung im Einzelfall – 32

3.3 Die Verordnung über künstliche Intelligenz – 33
3.3.1 Regelungsgegenstand und Akteure der KI-Verordnung – 33
3.3.2 KI-Kompetenz – 34
3.3.3 Risikobasierter Ansatz – 35
3.3.4 Wechsel in die Anbieterrolle – 36

3.4 Zusammenfassung und Ausblick – 36

Literatur – 36

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_3

Zusammenfassung

Seit dem 2. Februar 2025 gelten die ersten Vorgaben der europäischen KI-Verordnung. Der Rechtsakt tritt neben die geltenden allgemeinen Gesetze und enthält Vorschriften, die die Sicherheit der Entwicklung und des Betriebs von KI-Systemen gewährleisten sollen. Aufgrund der Bedeutung hochwertiger Daten für den erfolgreichen Einsatz Künstlicher Intelligenz ist neben der KI-Verordnung die bereits seit 2018 geltende Datenschutz-Grundverordnung ein zentrales Regelwerk für Unternehmen, die KI-Systeme implementieren und nutzen wollen. Zugleich ermöglicht die seit März 2025 geltende Verordnung über einen europäischen Gesundheitsdatenraum den Zugang zu bisher kaum erreichbaren Datensätzen im Gesundheitsbereich. Der vorliegende Beitrag gibt vor dem Hintergrund dieser Entwicklungen einen Überblick über die rechtlichen Vorgaben, die von Unternehmen beim Einsatz von KI-Systemen insbesondere im Gesundheitsbereich zu beachten sind.

3.1 KI und Gesundheitsdaten

In der Vergangenheit wurde häufig betont, dass für die Entwicklung von KI-Systemen große Mengen an Daten erforderlich sind. Daran ist richtig, dass die **Verfügbarkeit** großer Datenmengen eine größere Auswahl eröffnet. Die qualitative Auswahl der im gesamten **Lebenszyklus** eines KI-Systems eingesetzten Daten bestimmt allerdings erst die Qualität des Systems und seiner Ausgaben. So hat sich das geflügelte Wort „garbage in, garbage out" mittlerweile über die Grenzen der Informatik hinaus durchgesetzt – es besagt, dass ein Rechner mit hoher Wahrscheinlichkeit (aber nicht unbedingt) eine ungültige oder nicht aussagekräftige Ausgabe produziert, wenn die Eingabe ungültig oder nicht aussagekräftig ist. Es wird üblicherweise verwendet, um darauf hinzuweisen, dass Rechner nicht von sich aus korrekte bzw. aussagekräftige Eingaben von falschen bzw. nicht aussagekräftigen unterscheiden können. Im Folgenden werden zunächst die verschiedenen Datenkategorien im Lebenszyklus eines KI-Systems benannt und anschließend dargelegt, wie das Recht der Europäischen Union (EU) speziell im Gesundheitsbereich für die Verfügbarkeit hochwertiger Daten sorgen will.

3.1.1 Daten im Lebenszyklus eines KI-Systems

Die europäische KI-Verordnung (KI-VO; Europäisches Parlament und Rat der Europäischen Union 2024), die in der EU für die Regulierung von KI-Systemen maßgeblich ist[1], unterteilt die während des Lebenszyklus eines KI-Systems relevanten Daten in vier Kategorien (Tab. 3.1).

Die ersten drei Kategorien sind für Unternehmen nur von Bedeutung, wenn eigene KI-Systeme entwickelt werden. Zur Verdeutlichung der Besonderheiten eines KI-Systems gegenüber klassischer Software seien das Training und die Bedeutung der Trainingsdaten im Folgenden dennoch vertiefend dargestellt. KI-Systeme lassen sich nach dem Verständnis der KI-VO von einfachen algorithmischen Systemen unterscheiden, indem die **Handlungsanweisungen** verglichen werden, die der Ausführung des jeweiligen Programms zugrunde liegen. Einfache algorithmische Systeme, die keine KI-Systeme sind, beruhen ausschließlich auf Regeln für das automatische Ausführen der einzelnen Operationen, die von einem menschlichen Programmierer definiert wurden.[2] Der menschliche Entwickler hat dem System also im Sinne einer eindeutigen „Wenn-Dann-Regel" vorgegeben, wie es auf verschiedene Eingaben des Nutzers reagieren soll. Kann das System eine Eingabe keiner der definierten Regeln zuordnen, erzeugt es keine Ausgabe. Der Entwickler muss dem System deshalb genau vorgeben, wie es in verschiedenen Situationen zu reagieren hat.

1 Art. 288 UAbs. 2 AEUV.
2 ErwG 12 Satz 2 KI-VO.

Tab. 3.1 Datenkategorien in der KI-VO

Trainingsdaten	Werden zum Trainieren eines KI-Systems verwendet, wobei dessen lernbare Parameter angepasst werden	Art. 3 Nr. 29 KI-VO
Validierungsdaten	Werden zur Evaluation des trainierten KI-Systems und zur Einstellung seiner nicht erlernbaren Parameter und seines Lernprozesses verwendet, um unter anderem eine Unter- oder Überanpassung zu vermeiden	Art. 3 Nr. 30 KI-VO
Testdaten	Werden für eine unabhängige Bewertung des KI-Systems verwendet, um die erwartete Leistung dieses Systems vor dessen Inverkehrbringen oder Inbetriebnahme zu bestätigen	Art. 3 Nr. 32 KI-VO
Eingabedaten	Die in ein KI-System eingespeisten oder von diesem direkt erfassten Daten, auf deren Grundlage das System eine Ausgabe hervorbringt	Art. 3 Nr. 33 KI-VO

Fehlzeiten-Report 2025

Manche Aufgaben sind zu komplex, um sie für ein **algorithmisches System** auf diese Weise in eindeutige Regeln zu übersetzen. Entweder sie sind zu umfangreich oder die Regeln des Programmablaufs sind dem menschlichen Entwickler schlicht selbst nicht bekannt. Hier setzen verschiedene Ansätze der KI-Forschung an. Dabei wird der Begriff der Künstlichen Intelligenz, insbesondere im Vergleich zwischen Recht und Informatik, aber auch in den Disziplinen selbst äußerst heterogen verstanden. Nicht alles, was nach der KI-VO unter die KI-Forschung fällt, wird von den Forschenden selbst als KI bezeichnet. Die Begriffswahl in der KI-VO lässt sich vor diesem Hintergrund mit guten Gründen kritisieren.

Der Ansatz der KI-Forschung im Sinne der KI-VO ist es, dem algorithmischen System ein Ziel und einen großen und bestenfalls hochwertigen Datensatz zur Verfügung zu stellen. Das System leitet die einzelnen Arbeitsschritte dann im Sinne der angesprochenen „Wenn-Dann-Regeln" **selbstständig** aus den Daten ab. Dieser Prozess wird als Training eines KI-Systems bezeichnet, die verwendeten Daten als Trainingsdaten.

Sind die daran anknüpfende Validierung und die Tests abgeschlossen, wird das KI-System in Betrieb genommen. Im Betrieb ist die Qualität der Eingabedaten von entscheidender Bedeutung. Ein KI-System zur Krebsdiagnose ist beispielsweise auf eine störungsfreie CT- bzw. MRT-Bildgebung angewiesen. Bei KI-Sprachsystemen werden die Eingabedaten als *Prompt* (deutsch: Aufforderung, Anweisung) bezeichnet und umfassen den gesamten Eingabetext des Nutzers, inklusive etwaiger Dokumente, die dem System zur besonderen Berücksichtigung zur Verfügung gestellt werden.

3.1.2 Gesundheitsdaten und der European Health Data Space

Die **Datenqualität** ist also sowohl in der Trainings- als auch in der Betriebsphase von entscheidender Bedeutung für die Qualität der Ergebnisse des KI-Systems. Auch mit Blick auf das Potenzial Künstlicher Intelligenz hat die EU-Kommission daher bereits im Jahr 2020 eine europäische Datenstrategie veröffentlicht, deren Ziel in der Ausschöpfung der Vorteile einer besseren Datennutzung liegt (Europäische Kommission 2020). Explizit werden darin mehrfach die angestrebten Verbesserungen für den Gesundheitsbereich angesprochen. Konkret soll demnach die stärkere und umfassendere Nutzung und Weiter-

verwendung von Gesundheitsdaten Innovationen im Gesundheitswesen fördern.

Ein entscheidender Baustein der dargelegten europäischen **Gesundheitsdatenstrategie** ist im März 2025 in Kraft getreten: die Verordnung über den europäischen **Gesundheitsdatenraum** (Europäisches Parlament und Rat der Europäischen Union 2025). Im europäischen Gesundheitsdatenraum (engl.: European Health Data Space, kurz: EHDS) sollen natürliche Personen ihre elektronischen Gesundheitsdaten leicht kontrollieren können (Primärnutzung elektronischer Gesundheitsdaten[3]). Im vorliegenden Kontext besonders relevant ist aber das Ziel des EHDS, es Akteuren aus Forschung und Innovation sowie politischen Entscheidungsträgern zu ermöglichen, elektronische Gesundheitsdaten auf vertrauenswürdige und sichere Weise unter Wahrung der Privatsphäre zu nutzen (Sekundärnutzung elektronischer Gesundheitsdaten[4]; Schwartmann und Wasilewski 2024). Laut Erwägungsgrund (ErwG) 68 Satz 3 KI-VO soll gerade diese Sekundärnutzung von Gesundheitsdaten im EHDS „den diskriminierungsfreien Zugang zu Gesundheitsdaten und das Training von KI-Algorithmen mithilfe dieser Datensätze erleichtern".

Um dieses Ziel zu erreichen, ist jeder Mitgliedstaat der EU gemäß Art. 55 Abs. 1 Satz 1 EHDS-VO verpflichtet, eine oder mehrere **Zugangsstellen für Gesundheitsdaten** zu benennen, die unter anderem über Anträge auf Zugang zu elektronischen Gesundheitsdaten zu entscheiden haben. Der Zugang ist unter anderem zu gewähren für das Trainieren, Testen und Bewerten von KI-Systemen.[5] In Deutschland ist eine entsprechende Zugangsstelle für Gesundheitsdaten beim Bundesinstitut für Arzneimittel und Medizinprodukte eingerichtet.[6] (Deutscher Bundestag 2024).

3 Art. 2 Abs. 2 lit. d EHDS-VO.
4 Art. 2 Abs. 2 lit. e EHDS-VO.
5 Art. 68 Abs. 1 lit. a i. V. m. Art. 53 Abs. 1 lit e Nr. ii EHDS-VO.
6 § 3 Abs. 1 GDNG.

3.2 Datenschutzrechtliche Grundlagen des KI-Einsatzes

Der wachsenden Bedeutung der Datennutzung steht in der EU weiterhin ein ausgeprägtes Datenschutzrecht gegenüber. Dabei müssen sich Datennutzung und Datenschutz nicht zwangsläufig ausschließen, was auch der europäische Gesetzgeber anerkennt, indem er die Datenschutz-Grundverordnung (DS-GVO; Europäisches Parlament und Rat der Europäischen Union 2016) in zahlreichen Rechtsakten zur Datennutzung für grundsätzlich unberührt erklärt. Auch die KI-VO gilt neben der DS-GVO und geht dem Datenschutzrecht nicht vor.[7] Bei der Entwicklung, Implementierung und Nutzung von KI-Systemen sind daher die Regelungen der DS-GVO zu berücksichtigen.

3.2.1 Anwendbarkeit und Verantwortlichkeit

Ein Unternehmen, das KI-Systeme nutzt, hat die Vorgaben der DS-GVO zu beachten, wenn es dabei **personenbezogene Daten** verarbeitet. Daten weisen einen Personenbezug auf, wenn sie sich auf eine identifizierte oder identifizierbare Person beziehen.[8] Bei der Prüfung, ob eine Person identifizierbar ist, sind laut ErwG 26 Satz 3 DS-GVO alle Mittel zu berücksichtigen, die von dem Verantwortlichen oder einer anderen Person nach allgemeinem Ermessen wahrscheinlich genutzt werden, um die natürliche Person direkt oder indirekt zu identifizieren. Dabei sind auch die Kosten der Identifizierung und der dafür erforderliche Zeitaufwand heranzuziehen. Daten, die auf dieser Grundlage keinen Personenbezug aufweisen, werden als anonymisierte Daten bezeichnet. Da die Verarbeitung **anonymisierter Daten** nicht den Vorgaben der DS-GVO unterfällt, ist sie für die Datennutzung von entscheidender Bedeutung (Stiftung Datenschutz 2023).

7 Vgl. Art. 2 Abs. 7 Satz 2 KI-VO.
8 Art. 4 Nr. 1 DS-GVO.

Sofern verarbeitete Daten einen Personenbezug aufweisen, hängen die konkreten Pflichten des Unternehmens von seiner Rolle im Sinne der DS-GVO ab. Grundsätzlich unterscheidet die DS-GVO zwischen alleiniger **Verantwortlichkeit**, Auftragsverarbeitung und gemeinsamer Verantwortlichkeit. Verantwortlich ist die Person, die über die Zwecke und Mittel der Verarbeitung personenbezogener Daten entscheidet.[9] Zumindest, wenn ein KI-System über die eigenen Server des Unternehmens läuft (sog. On-Premise-Implementierung), ist von einer alleinigen Verantwortlichkeit des Unternehmens auszugehen (Schwartmann et al. 2025). Läuft das System hingegen über eine Public bzw. eine Private Cloud, ist der Cloud-Anbieter als Auftragsverarbeiter im Sinne der DS-GVO anzusehen und unterliegt besonderen Pflichten (Schwartmann et al. 2025). Ungeklärt ist bislang, in welchen Fällen beim Einsatz von KI-Systemen eine gemeinsame Verantwortlichkeit anzunehmen ist. Eine solche besteht grundsätzlich, wenn mehrere Verantwortliche gemeinsam über die Zwecke und Mittel der Datenverarbeitung bestimmen. Bei der einfachen Nutzung eines KI-Systems durch ein Unternehmen dürfte diese Voraussetzung nicht erfüllt sein. In diesem Fall wird es bei der Verantwortlichkeit des Unternehmens und ggf. der Auftragsverarbeitung durch den Cloud-Anbieter bleiben (Schwartmann et al. 2025).

3.2.2 Rechtmäßigkeit der Verarbeitung

Den zentralen Grundsatz des Datenschutzrechts gibt Art. 5 Abs. 1 lit. a DS-GVO vor: Personenbezogene Daten müssen auf rechtmäßige Weise verarbeitet werden. Der **Grundsatz der Rechtmäßigkeit der Datenverarbeitung** wird konkretisiert in Art. 6 Abs. 1 UAbs. 1 DS-GVO. Eine Verarbeitung ist demnach nur rechtmäßig, wenn mindestens eine der in der Vorschrift benannten Bedingungen erfüllt ist. Art. 6 Abs. 1 UAbs. 1 DS-GVO statuiert damit ein sog. Verbot mit Erlaubnisvorbehalt für die Verarbeitung personenbezogener Daten. Für die Verarbeitung personenbezogener Eingabedaten im Rahmen der Nutzung eines KI-Systems kommen grundsätzlich die Einwilligung (lit. a), die Erforderlichkeit zur Vertragserfüllung (lit. b) sowie berechtigte Interessen des Verantwortlichen (lit. f) in Betracht. Vor allem letztere werden in der Praxis als überzeugende Rechtsgrundlage für die Verarbeitung personenbezogener Daten im Kontext Künstlicher Intelligenz benannt (Keber 2024). Unternehmen können in einem Dreischritt prüfen, ob sie ein **berechtigtes Interesse** an einer Datenverarbeitung im Sinne von Art. 6 Abs. 1 UAbs. 1 lit. f DS-GVO haben (Schwartmann et al. 2025):

1. Berechtigtes Interesse: Zunächst muss ein grundsätzlich berechtigtes Interesse an der Datenverarbeitung bestehen. Neben zweckabhängigen Interessen der Öffentlichkeit, zu denen unter anderem die Gesundheit gehört, kommen auch kommerzielle Interessen in Betracht.
2. Erforderlichkeit: Darüber hinaus muss die Verarbeitung der personenbezogenen Daten zur Verfolgung des berechtigten Interesses erforderlich sein. Das ist beispielsweise ausgeschlossen, wenn die Daten vor der Verarbeitung anonymisiert werden könnten.
3. Interessenabwägung: Schließlich dürfen die Interessen sowie die Grundrechte und Grundfreiheiten der betroffenen Person das Interesse des Verantwortlichen an der Verarbeitung nicht überwiegen. In die Interessenabwägung können Art und Umfang der Verarbeitung, der Grad der Transparenz, die ergriffenen technischen und organisatorischen Maßnahmen zum Schutz der personenbezogenen Daten oder auch die Erwartungen der betroffenen Person einzubeziehen sein.

Insbesondere beim Einsatz von KI-Chatbots etwa im Kundenservice sollten verantwortliche Unternehmen die **Zwecke der Datenver-**

9 Art. 4 Nr. 7 DS-GVO.

arbeitung genau im Blick behalten. Eine betroffene Person mag der Datenverarbeitung zur Bearbeitung ihrer Anfrage zugestimmt haben. Das bedeutet allerdings nicht, dass die Eingabedaten durch das Unternehmen auch für künftige Werbeansprachen oder zur Verbesserung des Chatbots eingesetzt werden dürfen. Dazu ist eine gesonderte Einwilligung erforderlich, wobei insbesondere in Frage gestellt wird, ob die betroffene Person ausreichend informiert ist, bevor sie eine Einwilligung in die Datenverarbeitung zur Verbesserung eines KI-Systems gewährt (Keber 2024).

Während die berechtigten Interessen des Verantwortlichen oft als vielversprechende Rechtsgrundlage für die Verarbeitung personenbezogener Eingabedaten herangezogen werden (Keber 2024), ist bei der Verarbeitung von gesundheitlich relevanten Daten die spezielle Regelung des Art. 9 Abs. 2 DS-GVO zu beachten, die für **besondere Datenkategorien**, darunter Gesundheitsdaten, eine Rechtfertigung der Datenverarbeitung nur unter eingeschränkten Voraussetzungen anerkennt (Schwartmann und Köhler 2025). Eine Verarbeitung von Gesundheitsdaten aufgrund eines berechtigten Interesses des Verantwortlichen ist in Art. 9 Abs. 2 DS-GVO nicht vorgesehen. Allerdings kann eine entsprechende Datenverarbeitung zum Schutz lebenswichtiger Interessen der betroffenen Person[10] und beispielsweise zur Gesundheitsvorsorge bzw. zur medizinischen Diagnostik[11] erfolgen.

3.2.3 Verbot der automatisierten Entscheidung im Einzelfall

Von besonderer Bedeutung auch für den medizinischen Bereich ist daneben das von Art. 22 Abs. 1 DS-GVO statuierte **Verbot der automatisierten Entscheidung im Einzelfall**. Demnach hat die betroffene Person das Recht, nicht einer ausschließlich auf einer automatisierten Verarbeitung – einschließlich Profiling – beruhenden Entscheidung unterworfen zu werden, die ihr gegenüber rechtliche Wirkung entfaltet oder sie in ähnlicher Weise erheblich beeinträchtigt. Anders als der Wortlaut der Vorschrift nahelegt, sieht diese kein Recht vor, das von der betroffenen Person geltend gemacht werden muss, sondern sie stellt ein objektives Verbot auf, das vom Verantwortlichen auch ohne Zutun der betroffenen Person zu beachten ist (Europäischer Gerichtshof 2023). Der für die Auslegung der Vorschrift zuständige Europäische Gerichtshof (EuGH) entnimmt Art. 22 Abs. 1 DS-GVO in seiner viel beachteten Entscheidung zur SCHUFA drei Tatbestandsvoraussetzungen: Es muss eine „Entscheidung" vorliegen, die „ausschließlich auf einer automatisierten Verarbeitung – einschließlich Profiling – [beruht]" und die „gegenüber [der betroffenen Person] rechtliche Wirkung entfaltet oder sie in ähnlicher Weise erheblich beeinträchtigt" (Europäischer Gerichtshof 2023). Im Gesundheitsbereich ist dieses Verbot etwa im Rahmen von Triage-Entscheidungen bedeutsam.

Der Begriff der Entscheidung ist nach der jüngeren Rechtsprechung des EuGH weit auszulegen. Er umfasst nicht nur die letztendliche Auswahl zwischen zwei oder mehr Handlungsalternativen. Vielmehr weist der EuGH unter Berufung auf ErwG 71 Satz 1 DS-GVO darauf hin, dass eine Entscheidung aus mehreren handlungsabhängigen Phasen bestehen kann, die alle vom Entscheidungsbegriff des Art. 22 Abs. 1 DS-GVO umfasst sind. Anders als in der deutschsprachigen Literatur bislang überwiegend angenommen wurde (Paal 2023; Krämer 2020; Abel 2018; Taeger 2017), können daher auch Maßnahmen der **Entscheidungsvorbereitung** dem Verbot der automatisierten Entscheidung im Einzelfall unterfallen.

Wird also etwa im Rahmen der Entscheidungsfindung auf das Ergebnis eines KI-Systems zurückgegriffen, schließlich aber zumindest formell von einem Menschen entschieden, schließt das die Anwendbarkeit des Art. 22 Abs. 1 DS-GVO nicht schon im Ansatz aus. Genauer Prüfung bedarf in dieser Konstellation indes die Frage, ob von der entscheidungs-

10 Art. 9 Abs. 2 lit. c DS-GVO.
11 Art. 9 Abs. 2 lit. h Ds-GVO.

vorbereitenden Maßnahme auch eine rechtliche Wirkung ausgeht oder diese die betroffene Person in ähnlicher Weise erheblich beeinträchtigt. Das ist nach der Rechtsprechung des EuGH der Fall, wenn die schlussendliche Entscheidung von der vorbereitenden Maßnahme „maßgeblich" geleitet wird (Europäischer Gerichtshof 2023).

Leider hat es der EuGH versäumt, das zentrale **Kriterium der Maßgeblichkeit** näher zu definieren. Aus den Ausführungen des EuGH lässt sich lediglich ableiten, dass die Maßgeblichkeit zumindest dann anzunehmen ist, wenn das Ergebnis der automatisierten Entscheidungsvorbereitung „in nahezu allen Fällen" übernommen wird (Europäischer Gerichtshof 2023). Damit bleibt unklar, welcher Grad menschlicher Einflussnahme erforderlich ist, um maßgeblichen Einfluss eines entscheidungsvorbereitenden KI-Systems auf die Entscheidung abzuwehren. Schon vor der SCHUFA-Entscheidung des EuGH war diese Frage umstritten. Sie wurde allerdings am Merkmal des „ausschließlichen Beruhens" auf einer automatisierten Verarbeitung personenbezogener Daten geführt. Im Ergebnis wird dazu zu verlangen sein, dass eine natürliche Person die inhaltliche Hoheit über den Entscheidungsprozess behält. Wird eine natürliche Person lediglich formell zwischengeschaltet, genügt dies nicht, um das Verbot des Art. 22 Abs. 1 DS-GVO zu umgehen. Wie die **inhaltliche Hoheit** des Entscheidungsträgers sichergestellt werden kann, ist wiederum nicht abschließend geklärt. Grundsätzlich dürfte eine umfassende Plausibilitätsprüfung des Ergebnisses ausreichen. In besonders grundrechtssensiblen Fällen könnten aber eigene inhaltliche Erwägungen des Entscheidungsträgers, die das Ergebnis des KI-Systems ergänzen, erforderlich sein (Köhler 2025).

3.3 Die Verordnung über künstliche Intelligenz

Am 2. August 2024 ist die **Verordnung über künstliche Intelligenz** in Kraft getreten. Sie beansprucht stufenweise Geltung. Die Vorschriften über verbotene KI-Systeme und KI-Kompetenz gelten bereits seit dem 2. Februar 2025, ein Großteil der Vorschriften wird ab dem 2. August 2026 gelten. Volle Geltung beansprucht die KI-VO ab dem 2. August 2027.

Gemäß Art. 1 Abs. 1 KI-VO ist der Zweck der Verordnung, „das Funktionieren des Binnenmarkts zu verbessern und die Einführung einer auf den Menschen ausgerichteten und vertrauenswürdigen künstlichen Intelligenz (KI) zu fördern und gleichzeitig ein hohes Schutzniveau in Bezug auf Gesundheit, Sicherheit und die in der Charta verankerten Grundrechte, einschließlich Demokratie, Rechtsstaatlichkeit und Umweltschutz, vor schädlichen Auswirkungen von KI-Systemen in der Union zu gewährleisten und die Innovation zu unterstützen". Anders als teilweise wahrgenommen stellt die EU die Förderung Künstlicher Intelligenz in der Zielsetzung des Rechtsakts also sogar vor die Regulierung der Technologie zum Schutz bestimmter Werte und Rechte.

Im Zentrum der materiellen Regelungen steht hingegen der Schutz natürlicher Personen und der Werte der EU.

3.3.1 Regelungsgegenstand und Akteure der KI-Verordnung

Um das angestrebte Schutzniveau zu gewährleisten, regelt die KI-VO das Inverkehrbringen und die Inbetriebnahme von KI-Systemen und KI-Modellen. Daneben gilt das allgemeine

Tab. 3.2 Anbieter und Betreiber

Anbieter	Eine natürliche oder juristische Person, Behörde, Einrichtung oder sonstige Stelle, die ein KI-System oder ein KI-Modell mit allgemeinem Verwendungszweck entwickelt oder entwickeln lässt und es unter ihrem eigenen Namen oder ihrer Handelsmarke in Verkehr bringt oder das KI-System unter ihrem eigenen Namen oder ihrer Handelsmarke in Betrieb nimmt, sei es entgeltlich oder unentgeltlich	Art. 3 Nr. 3 KI-VO
Betreiber	Eine natürliche oder juristische Person, Behörde, Einrichtung oder sonstige Stelle, die ein KI-System in eigener Verantwortung verwendet, es sei denn, das KI-System wird im Rahmen einer persönlichen und nicht beruflichen Tätigkeit verwendet	Art. 3 Nr. 4 KI-VO

Fehlzeiten-Report 2025

Recht. Dieses regelt insbesondere den Umgang mit Ein- und Ausgaben. Die KI-VO macht also beispielsweise Vorgaben dazu, wie ein KI-System, das in der Justiz zum Einsatz kommen soll, zu entwickeln ist und wie der Betrieb zu organisieren ist. Dagegen ergeben sich aus der KI-VO keine Vorgaben darüber, ob ein Richter Verfassungsrecht verletzt, wenn er einen Fall durch ein KI-System lösen lässt und das Ergebnis ungeprüft übernimmt (Schwartmann et al. 2024).

Die KI-VO adressiert explizit sechs verschiedene Akteure: Anbieter, Produkthersteller, Betreiber, Bevollmächtigter, Einführer und Händler. Von zentraler Bedeutung sind die Begriffe des Anbieters und des Betreibers (Tab. 3.2).

Kurz gesagt, versteht die KI-VO unter dem Begriff des Anbieters also die Stelle, die ein KI-System entwickelt und unter dem Begriff des Betreibers die Stelle, in deren Verantwortung ein KI-System eingesetzt wird.

Ein Unternehmen kann seiner Rolle als Betreiber nicht dadurch entgehen, dass es keine Lizenz für ein KI-System erwirbt, den beruflichen Einsatz auf privaten Accounts aber duldet oder gar genehmigt (Schwartmann und Zenner 2025). Der Einsatz erfolgt dann weiterhin in der Verantwortung des Unternehmens; es hat lediglich keine Kontrolle mehr darüber, in welchem Umfang und auf welche Weise die Mitarbeitenden das System einsetzen. Der Einsatz derartiger „Schatten-KI“ stellt für Unternehmen deshalb ein erhebliches Risiko dar, das durch eindeutige Richtlinien verringert werden kann.

3.3.2 KI-Kompetenz

Eine zentrale Regelung der KI-VO verlangt von Anbietern und Betreibern, dass sie Maßnahmen ergreifen, „um nach besten Kräften sicherzustellen, dass ihr Personal und andere Personen, die in ihrem Auftrag mit dem Betrieb und der Nutzung von KI-Systemen befasst sind, über ein ausreichendes Maß an KI-Kompetenz verfügen, wobei ihre technischen Kenntnisse, ihre Erfahrung, ihre Ausbildung und Schulung und der Kontext, in dem die KI-Systeme eingesetzt werden sollen, sowie die Personen oder Personengruppen, bei denen die KI-Systeme eingesetzt werden sollen, zu berücksichtigen sind“.[12]

Eindeutige Vorgaben, etwa hinsichtlich einer abzuleistenden Zahl an Fortbildungsstunden, ergeben sich aus dieser Vorschrift nicht. Allerdings sollten Unternehmen, die KI-Systeme entwickeln oder selbst einsetzen, auf die Schulung ihrer Mitarbeitenden hinwirken. Angesichts der Haftungsrisiken, die bei einem verantwortungslosen Einsatz von KI-Systemen bestehen, sollte die Vermittlung von KI-Kompetenz aber auch ohne die gesetzliche

12 Art. 4 KI-VO.

Pflicht auf der Agenda der Unternehmen stehen.

Es geht bei der Vermittlung von **KI-Kompetenz** zunächst nicht darum, jeden Mitarbeiter zu befähigen, die technischen Hintergründe eines KI-Systems zu kennen. Es genügt, wenn die Mitarbeitenden die Grundzüge der Technologie und ihrer Regulierung kennen:

- Was ist ein KI-System?
- Welche Nutzung von KI-Systemen ist gefahrlos möglich?
- Wo muss ich aufpassen?
- Was bedeutet „prompten" und wie geht das?
- Wie setze ich mich mit KI-generierten Ergebnissen auseinander?
- Wie behalte ich als Mensch die Kontrolle über das Werkzeug KI?
- Was bedeutet der Einsatz von KI im beruflichen Alltag?
- Wo kann mir die Technik helfen, wo nicht?

3.3.3 Risikobasierter Ansatz

Neben dieser allgemeinen Vorgabe verfolgt der europäische Gesetzgeber mit der KI-VO einen **risikobasierten Regulierungsansatz**. KI-Systeme werden entsprechend ihrem Zweck in verschiedene Risikoklassen eingeteilt. ErwG 26 Satz 3 KI-VO nennt im Ergebnis vier Risikoklassen, tatsächlich lassen sich in der Regulierung drei unterscheiden: Einige KI-Praktiken hält der europäische Gesetzgeber für inakzeptabel und verbietet sie deshalb in einem abgeschlossenen Katalog.[13] Zu den verbotenen Systemen zählen auch Systeme zur Ableitung von Emotionen.[14] Insbesondere im Gesundheitsbereich ergeben sich hier Abgrenzungsschwierigkeiten. Das Verbot erfasst lediglich **Emotionserkennungssysteme**, der Einsatz zur Detektion physischer Zustände wie Schmerz oder Ermüdung aus medizinischen oder Sicherheitsgründen ist gestattet. Die Leitlinien der Kommission zur Konkretisierung der verbotenen KI-Praktiken führen darüber hinaus aus, dass unter Emotionserkennungssystemen keine Systeme zu verstehen sind, die erkennen, ob eine Person krank ist (Europäische Kommission 2025). Die Leitlinien entfalten allerdings keine rechtliche Bindungswirkung und der Übergang zwischen Emotion und Krankheit kann insbesondere im Bereich psychischer Erkrankungen fließend sein. Da gängige Emotionserkennungssysteme auch nach Ansicht der Kommission derzeit ohnehin keine verlässlichen Ergebnisse liefern (Europäische Kommission 2025), sollten Unternehmen im Umgang mit diesen Systemen besser restriktiv vorgehen.

Von einigen KI-Systemen geht zwar ein hohes Risiko aus, ihr Nutzen überwiegt aber die festgestellten Risiken. Unter strengen Anforderungen ist ihr Inverkehrbringen und ihre Inbetriebnahme aber zumindest nach der KI-VO erlaubt. Ein KI-System ist hochriskant, wenn es als Sicherheitsbauteil eines speziell regulierten Produkts wie beispielsweise eines Medizinprodukts verwendet wird oder selbst ein solches Produkt ist[15] (Schwartmann und Pottkämper 2024). Darüber hinaus führt die KI-VO in einem gesonderten Anhang III eine Reihe von Lebensbereichen auf, in denen eingesetzte KI-Systeme als **Hochrisiko-KI-Systeme** gelten. Dazu zählen etwa die Bereiche Personalmanagement, Bildung und Justiz. Alle anderen Systeme sind keiner Regulierung durch die KI-VO unterworfen. Das bei der Kommission angesiedelte Büro für Künstliche Intelligenz ist allerdings verpflichtet, Verhaltenskodizes zu erstellen, die freiwillig auf Systeme mit einem derart geringen Risiko angewendet werden können.[16]

Als vierte Risikoklasse nennt ErwG 26 Satz 3 KI-VO bestimmte KI-Systeme, von denen ein spezifisches Risiko ausgehen soll und für die in der Folge besondere **Transparenzpflichten** gelten. Da ein solches spezifisches Risiko aber grundsätzlich in jeder der drei genannten Risikoklassen auftreten kann, ist

13 Art. 5 Abs. 1 UAbs. 1 KI-VO.
14 Art. 5 Abs. 1 UAbs. 1 lit. f KI-VO.
15 Art. 6 Abs. 1 lit. a KI-VO.
16 Art. 95 Abs. 1 KI-VO.

die Vorstellung einer eigenen, abgrenzbaren „spezifischen Risikoklasse“ missverständlich. Unternehmen sollten unabhängig von der Prüfung, ob ihr KI-System nach den Kategorien der KI-VO verboten, hochriskant oder einfach ist, stets prüfen, ob es den besonderen Transparenzanforderungen des Art. 50 KI-VO unterliegt.

3.3.4 Wechsel in die Anbieterrolle

Den mit Abstand umfassendsten Pflichtenkatalog sieht die KI-VO für die Anbieter von Hochrisiko-KI-Systemen vor. Sie müssen unter anderem ein Risikomanagementsystem vorhalten[17], für eine angemessene Daten-Governance sorgen[18] und Maßnahmen zur Sicherung eines hinreichenden Maßes an Genauigkeit, Robustheit und Cybersicherheit ergreifen[19]. Für ein Unternehmen ohne umfassende Expertise im Bereich der KI-Entwicklung sind diese Pflichten nicht zu stemmen.

Die Betreiber von KI-Systemen müssen deshalb darauf achten, nicht durch einen für das europäische Produktsicherheitsrecht typischen **Wechsel in die Anbieterrolle** einem Pflichtenkatalog zu unterfallen, der für sie nicht erfüllbar ist. Diese Gefahr besteht vor allem beim Einsatz von KI-Sprachsystemen, die die Eingabe offener Prompts in natürlicher Sprache ermöglichen. Denn gemäß Art. 25 Abs. 1 lit. c KI-VO gelten Betreiber als Anbieter eines Hochrisiko-KI-Systems, wenn sie die Zweckbestimmung eines KI-Systems, das nicht als hochriskant eingestuft wurde, so verändern, dass das betreffende KI-System zu einem Hochrisiko-KI-System wird. Was genau zur Änderung der Zweckbestimmung erforderlich ist, ist bislang nicht abschließend geklärt. Grundsätzlich ist aber auch eine **Zweckänderung** per einfachem Prompt denkbar, sofern dieser Prompt ein hinreichendes Maß an Komplexität und Konkretisierung aufweist (Schwartmann und Zenner 2025). Betreiber sollten deshalb insbesondere beim Einsatz von KI-Sprachsystemen in den Lebensbereichen des Anhangs III der KI-VO höchste Vorsicht walten lassen.

17 Art. 9 KI-VO.
18 Art. 10 KI-VO.
19 Art. 15 KI-VO.

3.4 Zusammenfassung und Ausblick

Gerade im Gesundheitsbereich entfaltet der Einsatz von KI-Systemen ein beachtliches Potenzial. Entscheidender Faktor des erfolgreichen Einsatzes der Technologie ist der Bestand an hochwertigen Gesundheitsdaten und deren sichere Verarbeitung. Mit dem EHDS kann in diesem Bereich auf Fortschritte gehofft werden. Daneben sehen DS-GVO und KI-VO für Unternehmen, die KI-Systeme einsetzen, ein ausdifferenziertes Regelwerk vor, um die Rechte der betroffenen Personen auch im digitalen Zeitalter zu schützen. Im Gesundheitsbereich sind die geltenden Vorgaben angesichts der Sensibilität der verarbeiteten Daten verschärft. Insbesondere hier sollten sich Unternehmen mit den geltenden Vorschriften auseinandersetzen und diese im Interesse der betroffenen Personen, aber auch im eigenen Interesse befolgen.

Literatur

Abel RB (2018) Automatisierte Entscheidungen im Einzelfall. ZD 2018:304–307

Deutscher Bundestag (2024) Gesetz zur Nutzung von Gesundheitsdaten zu gemeinwohlorientierten Forschungszwecken und zur datenbasierten Weiterentwicklung des Gesundheitswesens vom 22. März 2024 (Gesundheitsdatennutzungsgesetz – GDNG). BGBl 2024 I Nr 102

Europäische Kommission (2020) Eine europäische Datenstrategie. COM 1 (66 final)

Europäische Kommission (2025) Commission Guidelines on prohibited artificial intelligence practices established by Regulation (EU) 2024/1689 (AI Act). Annex zu C (884 final)

Europäischer Gerichtshof (2023) Urteil vom 07.12.2023, C-634/21, ECLI:EU:C:2023:957

Europäisches Parlament, Rat der Europäischen Union (2016) Verordnung (EU) 2016/679 des Europäischen

Parlaments und des Rates vom 27. April 2016 zum Schutz natürlicher Personen bei der Verarbeitung personenbezogener Daten, zum freien Datenverkehr und zur Aufhebung der Richtlinie 95/46/EG (Datenschutz-Grundverordnung) ABl L, 119/1, 4. Mai 2016

Europäisches Parlament, Rat der Europäischen Union (2024) Verordnung (EU) 2024/1689 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 13. Juni 2024 zur Festlegung harmonisierter Vorschriften für künstliche Intelligenz und zur Änderung der Verordnungen (EG) Nr. 300/2008, (EU) Nr. 167/2013, (EU) Nr. 168/2013, (EU) 2018/858, (EU) 2018/1139 und (EU) 2019/2144 sowie der Richtlinien 2014/90/EU, (EU) 2016/797 und (EU) 2020/1828 (Verordnung über künstliche Intelligenz) ABl L, 2024/1689, 12. Juli 2024

Europäisches Parlament, Rat der Europäischen Union (2025) Verordnung (EU) 2025/327 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 11. Februar 2025 über den europäischen Gesundheitsdatenraum sowie zur Änderung der Richtlinie 2011/24/EU und der Verordnung (EU) 2024/2847 ABl L, 2025/327, 5. März 2025

Keber (2024) Verbot mit Erlaubnisvorbehalt nach Art. 6 Abs. 1 und Art. 9 Abs. 1 DS-GVO. In: Schwartmann R, Keber T, Zenner K (Hrsg.) KI-VO. Leitfaden für die Praxis, 2. Aufl. CF Müller, Heidelberg, S. 208–212

Köhler M (2025) Das Verbot der automatisierten Einzelentscheidung und der hinreichende Einfluss des Menschen. EuDIR 01/2025:16–23

Krämer W (2020) Die Rechtmäßigkeit der Nutzung von Scorewerten. NJW 8:497–502

Paal B (2023) Art 22 DS-GVO: Kreditscoring vor dem EuGH. ZfDR 2:114–140

Schwartmann R, Benedikt K, Köhler M (2024) Rechtspflege und demokratische Prozesse. In: Schwartmann R, Keber T, Zenner K (Hrsg.) KI-VO. Leitfaden für die Praxis, 2. Aufl. CF Müller, Heidelberg, S. 107–111

Schwartmann R, Pottkämper E-M (2024) Hochrisiko-KI-Systeme gem. Art. 6 Abs. 1 KI-VO (Anhang I). In: Schwartmann R, Keber T, Zenner K (Hrsg.) KI-VO. Leitfaden für die Praxis, 2. Aufl. CF Müller, Heidelberg, S. 79–81

Schwartmann R, Wasilewski D (2024) European Health Data Space (EHDS). In: Schwartmann R, Keber T, Zenner K (Hrsg.) KI-VO. Leitfaden für die Praxis, 2. Aufl. CF Müller, Heidelberg, S. 233–236

Schwartmann R, Zenner K (2025) GPAI-Anwendungen auf dem Prüfstand: Die Regulierung der KI-VO entlang der Wertschöpfungskette. EuDIR 2025:3–9

Schwartmann R, Benedikt K, Köhler M (2025) Expertenwissen KI und Datenschutz. Datakontext, Frechen

Schwartmann R, Köhler M (2025) Rechtskonformer Einsatz von KI-Sprachsystemen im Unternehmen. In: Schwartmann R, Benedikt K, Reif Y (Hrsg.) Datenschutz im Internet, C.H.Beck, München, S. 711–729

Stiftung Datenschutz (2023) Anonymisierung und Pseudonymisierung von Daten. CF Müller, Heidelberg

Taeger J (2017) Verbot des Profiling nach Art 22 DS-GVO und die Regulierung des Scoring ab Mai 2018. RDV 1:3–9

„KI als Medizin“ für das Gesundheitswesen?

Ein perspektivischer Artikel zum Einfluss von Künstlicher Intelligenz auf Gesundheit und Arbeit von medizinischem Personal

Martin Roesler

Inhaltsverzeichnis

4.1 Handlungsbedarf und veränderte Rahmenbedingungen für die Medizin – 41

4.2 Medizin ohne medizinisches Personal? – 42

4.3 Entlastung von Routine- und Dokumentationsaufgaben – 43

4.4 Konzentration auf Kernkompetenzen – mehr Zeit für Patienten und lebenslanges Lernen – 44

4.5 Höhere Sicherheit bei der Entscheidungsfindung – psychische Entlastung für Ärztinnen und Ärzte – 44

4.6 Risiken für medizinisches Personal – Überwachung, Leistungsdruck und Statusverlust – 45

4.7 Gesundheitsberufe mutmaßlich unterschiedlich von Automatisierung betroffen – 46

4.8 Die allgemeine Transformation des Arbeitsmarktes – 47

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_4

4.9 Fazit – Chancen und Fallstricke für Gesundheitsfachkräfte – 47

Literatur – 49

Zusammenfassung

Dieser Beitrag analysiert die potenziellen Auswirkungen generativer KI – insbesondere Large-Language-Models (LLMs) – auf die Arbeitsbedingungen des medizinischen Personals in Deutschland. Ausgangspunkt ist eine Evidenzlage, die wachsendem Fachkräftemangel, administrativer Überlastung und demographisch bedingter Mehrarbeit eine signifikante Gefährdung der Versorgungsqualität attestiert. Vor diesem Hintergrund werden aktuelle Studien zu LLM-gestützten Schreib- und Kommunikationsassistenzsystemen ausgewertet, die eine messbare Reduktion der Dokumentationszeit und eine Verbesserung der Patientenedukation belegen. Als technologische Fallstudien dienen die Systeme Forward CarePod, H4D Consult Station und H3 Health Cube; sie repräsentieren unterschiedliche Automatisierungsgrade einer „Praxis-in-der-Box" und illustrieren sowohl die funktionellen Potenziale als auch die Implementierungsrisiken KI-basierter Selbstbedienungskioske. Im Vergleich weist die Pflege- und Physiotherapie aufgrund ihres hohen Anteils manuell-körperorientierter Tätigkeiten aktuell eine geringere Substituierbarkeit auf, was systematische Übersichtsarbeiten zur Robotik- und KI-Adaption bestätigen. Abschließend wird argumentiert, dass KI ihr entlastendes und qualitätssteigerndes Potenzial nur entfalten kann, wenn technische Zuverlässigkeit, institutionelle Governance, qualifikationsadäquate Weiterbildung und eine gerechte Reinvestition der Effizienzgewinne in Patientenversorgung und berufliche Entwicklung gewährleistet sind.

4.1 Handlungsbedarf und veränderte Rahmenbedingungen für die Medizin

Die Arbeitsbedingungen für medizinisches Personal in Deutschland haben sich in den letzten Jahren erheblich verschlechtert. Die Kombination aus Fachkräftemangel, wachsender Bürokratie und steigender Komplexität medizinischer Behandlungen führt zu einer immer höheren Arbeitsbelastung (Freese 2025). In deutschen Krankenhäusern ist der Zeitdruck massiv angestiegen, sodass Ärztinnen und Ärzte sowie Pflegekräfte oft weit über die reguläre Arbeitszeit hinaus tätig sind. Eine der größten Herausforderungen stellt der administrative Aufwand dar, der inzwischen einen erheblichen Teil der Arbeitszeit beansprucht. Die Dokumentationspflichten, Abrechnungsverfahren und regulatorischen Vorgaben binden wertvolle Ressourcen, die für die direkte Patientenversorgung fehlen.

Dies führt dazu, dass Personalengpässe durch Mehrarbeit kompensiert werden müssen, was eine zunehmende physische und psychische Belastung für die Beschäftigten bedeutet. Laut aktuellen Untersuchungen leidet bspw. ein hoher Anteil des medizinischen Personals unter chronischem Stress und Erschöpfung, was nicht nur deren Gesundheit gefährdet, sondern langfristig auch die Versorgungsqualität der Patientinnen und Patienten beeinträchtigen kann (Freese 2025).

Angesichts dieser Herausforderungen erscheint der Ruf nach technologischer Unterstützung immer plausibler. Künstliche Intelligenz (KI), insbesondere Large Language Models (LLMs) wie GPT-4, zeigen das Potenzial, medizinisches Personal von zeitraubenden Routineaufgaben zu entlasten. Diese Systeme können administrative Prozesse automatisieren, medizinische Dokumentationen effizienter gestalten und Ärztinnen und Ärzte mit schnellen, datenbasierten Analysen unterstützen. Initiale wissenschaftliche Arbeiten deuten darauf hin, dass eine erfolgreiche Integration von KI in den klinischen Alltag das Gesundheitswesen nachhaltig verändern könnte – bspw. durch präzisere Diagnosen (Liu et al. 2019), eine gezieltere Steuerung der Patientenversorgung (Chen et al. 2024) und eine deutliche Reduzierung der administrativen Tätigkeiten (Hazan et al. 2024). Damit könnte KI eine Antwort auf einen wichtigen Anteil der aktuellen strukturellen Probleme des Gesundheitssystems liefern und dazu beitragen, eine

qualitativ hochwertige Versorgung auch in Zukunft sicherzustellen.

4.2 Medizin ohne medizinisches Personal?

Bereits 2023 führte das US-Start-up Forward Health die sogenannten CarePods ein – hochmoderne, KI-gestützte Selbstbedienungskioske, die Routineuntersuchungen ohne direktes ärztliches Zutun ermöglichen sollten (Price 2024). Die CarePods sollten flächendeckend in öffentlichen Bereichen wie Einkaufszentren und Fitnessstudios installiert werden und boten Funktionen wie biometrische Scans, Bluttests und diagnostische Sensoren an. Der erste CarePod wurde im Roseville Galleria Einkaufszentrum in Roseville, Kalifornien, installiert.

Die Einführung dieser Technologie führte zu einer grundlegenden Veränderung der Rolle des medizinischen Personals. Ärztinnen und Ärzte überwachten die von den CarePods erhobenen Befunde aus der Ferne und griffen nur bei Bedarf aktiv ein. Adrian Aoun, CEO von Forward, zog einen Vergleich zum Geldautomaten: Ärzte würden nicht mehr 100 % der Versorgung übernehmen, sondern sich nur noch um die letzten 5 % oder die besonders komplexen Fälle kümmern, während der Rest vollautomatisch ablaufe (Dashevsky 2023).

Trotz des innovativen Ansatzes wurde die Technologie im Jahr 2024 wieder vom Markt genommen. Hauptgründe waren technische Probleme wie häufige Fehlfunktionen bei automatisierten Blutabnahmen und Fälle, in denen Patientinnen und Patienten in den Pods stecken blieben. Zudem war das Interesse der Patienten geringer als erwartet und das Unternehmen kämpfte mit logistischen Herausforderungen bei der Implementierung der Pods. Diese Faktoren führten zu finanziellen Schwierigkeiten und letztlich zur Schließung des Unternehmens (Price 2024).

Die französische Telemedizinplattform **H4D** verfügt mit der *Consult Station* über eine vergleichbare Kabine, die in ihrer Vollversion bis zu 14 vernetzte Instrumente – darunter Stethoskop, Otoskop, EKG-Ableitung, Blutdruck- und Pulsoximeter – integriert und Ärztinnen und Ärzten eine synchrone Videokonsultation bei gleichzeitig automatisierter Erfassung sämtlicher Vital- und Befunddaten ermöglicht (Falgarone et al. 2022). Nach der gerichtlichen Liquidation des Unternehmens am 26. September 2024, wodurch rund 150 installierte Kabinen außer Betrieb gesetzt wurden (Djabari 2024), übernahm im März 2025 eine Lyoner Plattform den gesamten Hardware-Bestand; seit Mai 2025 sind erst wenige Einheiten – beginnend mit einer Station in Menton – wieder betriebsfähig, während der vollständige Re-Roll-out bis 2026 geplant ist (MaQuestionMedicale 2025). Funktional ähnelt die Consult Station des US-amerikanischen **Forward CarePod**, da beide Systeme eine begehbare „Praxis-in-der-Box“ mit integrierter Sensorik, automatisierter Datenerhebung und nachgelagerter ärztlicher Validierung bieten. Die wesentlichen Unterschiede liegen in der Arbeitslogik und dem Reifegrad: Beim CarePod übernahm eine proprietäre KI den Großteil der Triage und Entscheidungsfindung, während klinisches Personal nur die Endfreigabe leistet, wohingegen H4D konsequent auf eine Echtzeit-Telekonsultation setzt. Die französische Consult Station wird als telemedizinisch betreute Selbstmess-Station in Gebieten eingesetzt, in denen keine ausreichende hausärztliche Versorgung besteht.

Mit ihrem **H3 Health Cube** „Medical Cabin“ erprobt das kanadische Unternehmen **UniDoc Health** einen Prototyp unter anderem in der italienischen Gemeinde Aliano. Es handelt sich hierbei um eine begehbare, rollstuhlgerechte Telemedizin-Kabine, die wie der CarePod über ein Blutabnahme verfügt (Coxworth 2025; Galaxy Security 2025). Bei dieser Kabine sollen alle Messwerte durch eine KI vorbewertet werden und damit soll die Entscheidungsfindung für die Ärztinnen und Ärzte vorbereitet werden. Regulatorisch fällt das System in Europa damit doppelt unter hochregulierte Kategorien: als vernetztes Medizinprodukt nach **EU-MDR 2017/745** und als

„High-Risk AI System" im Sinne des **EU-AI-Act (EU 2024/1689, Art. 6 Abs. 1 b)**, weil die KI ein sicherheitsrelevanter Bestandteil des Medizinprodukts ist. Daraus ergeben sich ergänzende Pflichten zu Risiko- und Datenmanagement, Bias-Kontrolle, menschlicher Kontrolle und technischer Dokumentation, die spätestens ab 2. August 2027 vollumfänglich nachgewiesen werden müssen (Angeloudi und Gillert 2025).

4.3 Entlastung von Routine- und Dokumentationsaufgaben

Ein zentrales Einsatzfeld von LLMs liegt in der **Automatisierung administrativer Routinetätigkeiten**. Insbesondere bei Dokumentationsaufgaben zeigen sich große Potenziale: Der Einsatz von LLMs als *Schreibassistenz* für medizinisches Personal kann den für Dokumentation benötigten Zeitaufwand deutlich senken. Arztbriefe, Befundberichte oder Abrechnungen lassen sich mithilfe von KI deutlich schneller erstellen. Eine deutsche Studie untersuchte z. B. die Machbarkeit von Open-Source-LLMs zur klinischen Dokumentation und stellte fest, dass **93 % der vom LLM generierten Entwürfe für Arztberichte direkt verwendbar oder nur mit minimalen Korrekturen** waren – ein Hinweis auf das enorme Entlastungspotenzial solcher Systeme (Heilmeyer et al. 2024).

Weitere Beispiele aus der Forschung untermauern dieses Entlastungspotenzial. So berichteten Forscher in *The Lancet Digital Health* von einem LLM-Einsatz, der die Arbeitslast von Ärzten senkte und gleichzeitig die Patientenedukation verbessern konnte (Chen et al. 2024).

In einer aktuellen Untersuchung wurde GPT-4 genutzt, um Antworten auf Patientenanfragen im Klinikalltag zu formulieren. Die Ergebnisse zeigten, dass die KI-generierten Texte in **58 % der Fälle ohne Anpassung versandfertig** waren. Die beteiligten Ärzte berichteten von einer spürbaren Reduktion ihrer Arbeitsbelastung und weniger Burnout-Gefühlen (Chen et al. 2023).

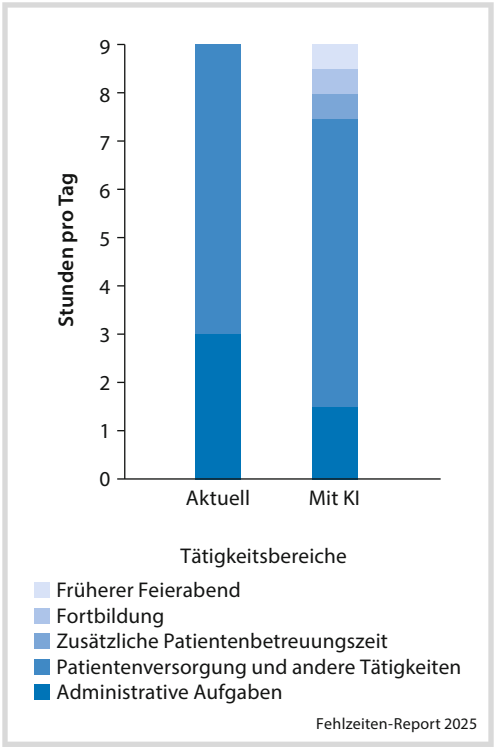


Abb. 4.1 Eine mögliche Veränderung der täglichen Arbeitszeitverteilung von Arztinnen und Ärzten bei Einsatz von KI-Systemen. Die Grafik vergleicht die aktuelle Arbeitszeitstruktur (bei einem 9-Stunden-Arbeitstag) mit einem Szenario, in dem KI administrative Tätigkeiten halbiert. Die entstehende Zeitersparnis wird in diesem wünschenswerten Modell für zusätzliche Patientenbetreuung, Fortbildung und eine Verkürzung der täglichen Arbeitszeit genutzt. (Eigene Darstellung)

Durch solche Automatisierungen gewinnen medizinische Fachkräfte wertvolle Zeit, die sie statt für Bürokratie wieder verstärkt für die Betreuung ihrer Patienten einsetzen können. Routine- und Dokumentationsaufgaben, die bislang als zeitraubende Pflicht galten, könnten so zumindest partiell automatisiert werden und den Weg für eine **patientenzentriertere Nutzung der ärztlichen Arbeitszeit** freimachen (Abb. 4.1).

4.4 Konzentration auf Kernkompetenzen – mehr Zeit für Patienten und lebenslanges Lernen

Werden Routineaufgaben von KI-Systemen übernommen, können sich Ärztinnen und Ärzte stärker auf ihre Kernkompetenzen fokussieren – die direkte medizinische Versorgung und die persönliche Arzt-Patienten-Interaktion. Der gewonnene Freiraum erlaubt **mehr persönliche Gespräche und Zuwendung zu den Patientinnen und Patienten**, was die Vertrauensbeziehung stärkt und die Behandlungsqualität erhöht. Studien deuten darauf hin, dass wenn Ärztinnen und Ärzte weniger Zeit mit Bürokratie verbringen müssen, ihre **Arbeitszufriedenheit** steigt (Gallani 2024). KI könnte somit helfen, die Medizin wieder „menschlicher" zu machen, indem sie Zeit für die Aspekte schafft, die nur Menschen leisten können, wie bspw. körperliche Präsenz und visuell emphatische Kommunikation. Zudem ist davon auszugehen, dass die Reduktion der als illegitim wahrgenommenen bürokratischen Arbeitslast den Stress des medizinischen Personals bei der Arbeit senken kann (Semmer et al. 2013).

Zudem eröffnet die Entlastung von Routinearbeiten Raum für **lebenslanges Lernen**. Medizinisches Wissen verdoppelt sich bekanntlich in immer kürzeren Zyklen, und es ist für Praktizierende eine Herausforderung, mit den neuesten Entwicklungen Schritt zu halten (Kundu 2021). Wenn KI gewisse Aufgaben abnimmt, können Ärztinnen und Ärzte die frei gewordene Zeit nutzen, um sich fortzubilden und neue Forschungserkenntnisse in ihre Praxis zu integrieren. Die Anpassungsfähigkeit des medizinischen Personals steigt, weil kontinuierliche Weiterbildung besser mit dem Arbeitsalltag vereinbar wird. Langfristig dürfte dies dazu beitragen, dass die Berufsangehörigen kompetent bleiben im Umgang mit neuen Therapieoptionen, Leitlinien und Technologien – inklusive der KI selbst (Bundesärztekammer 2025). Insgesamt bedeutet die Konzentration auf Kernkompetenzen also: **mehr Zeit für den Patienten und für die eigene Weiterbildung**, was sowohl der Versorgungsqualität als auch der beruflichen Entwicklung zugutekommt.

4.5 Höhere Sicherheit bei der Entscheidungsfindung – psychische Entlastung für Ärztinnen und Ärzte

Ein weiterer Vorteil des KI-Einsatzes liegt in der **Unterstützung klinischer Entscheidungen**. LLMs können als eine Art „zweite Meinung" dienen und bspw. Ärztinnen und Ärzte bei komplexen diagnostischen oder therapeutischen Überlegungen unterstützen. Die Modelle sind in der Lage, enorme Wissensbestände in Sekunden zu durchsuchen – von Leitlinien über aktuelle Studien bis hin zu seltenen Fallberichten – und daraus fundierte Hinweise abzuleiten. So kann KI dazu beitragen, Fehler zu vermeiden, indem sie beispielsweise auf Wechselwirkungen von Medikamenten hinweist oder relevante Vorerkrankungen eines Patienten mitdenkt, die im hektischen Klinikalltag übersehen werden könnten. Eine **bessere Verfügbarkeit von Information** und evidenzbasiertem Wissen durch KI bedeutet, dass Entscheidungen breiter abgestützt und geprüft werden. Forschungsergebnisse unterstützen diesen Ansatz: In einer Übersichtsarbeit zeigte sich, dass fortgeschrittene KI-Systeme (etwa mit multimodaler Datenverarbeitung) evidenzbasierte Entscheidungen verbessern und sogar bei **seltenen Krankheiten präzise Diagnosen und Prognosen** ermöglichen konnten (Du et al. 2024).

Konkrete Beispiele belegen das Potenzial zur Erhöhung der Entscheidungssicherheit. Eine in *JAMA Network Open* veröffentlichte randomisierte Studie untersuchte bspw., wie sich ein LLM auf die diagnostische Leistung von Ärzten auswirkt. Dabei erzielte das KI-Modell (GPT-4) – für sich allein genommen – **eine signifikant höhere diagnostische Treffsicherheit** als die Ärzte, die konventionelle

Hilfsmittel nutzten (Goh et al. 2024). Mit anderen Worten: Die KI identifizierte korrekte Diagnosen in Fällen, die menschliche Kolleginnen und Kollegen übersahen. Interessanterweise verbesserten sich jedoch die Diagnosen der Ärzte **nicht automatisch**, nur weil ihnen das KI-Tool zur Verfügung stand. Das LLM hatte unter diesen Studienbedingungen zwar das Potenzial, bessere Diagnosen zu stellen als die Ärztinnen und Ärzte, wobei sich aber allein durch die Nutzungsmöglichkeit der KI dieses Potenzial zur besseren Diagnosefindung nicht realisierte. Zudem ist anzumerken, dass es sich hierbei um eine einzelne Studie handelt, in der viele ärztliche Arbeitsschritte bereits vorweggenommen waren, um dem LLM seine Arbeit zu ermöglichen.

Dies unterstreicht jedoch, dass die optimale Zusammenarbeit zwischen Menschen und KI erst noch entwickelt werden muss. Dennoch verdeutlicht das Ergebnis das enorme Potenzial von KI, die klinische Entscheidungsfindung in Zukunft zu unterstützen. *KI-gestützte Diagnosesysteme* könnten als Sicherheitsnetz dienen, das ärztliche Entscheidungen auf Plausibilität prüft und bei Unsicherheiten zusätzliche Vorschläge für Differentialdiagnosen oder Behandlungsverläufe liefert. Richtig eingesetzt, haben LLMs damit das Potenzial, die **Patientensicherheit zu erhöhen** und Ärzte vor folgenschweren Irrtümern zu bewahren, indem sie Wissen jederzeit verfügbar machen und den Blick über den Tellerrand erleichtern.

4.6 Risiken für medizinisches Personal – Überwachung, Leistungsdruck und Statusverlust

Den vielfältigen Chancen stehen auch **ernsthafte Risiken** gegenüber. Ein großes Bedenken ist die mögliche **Überwachung des medizinischen Personals** durch KI-Systeme. Moderne digitale Werkzeuge ermöglichen Arbeitgebern, jeden Arbeitsschritt und jede Entscheidung von Ärztinnen und Ärzten detailliert nachzuverfolgen (Ferguson 2025). So könnte z. B. aufgezeichnet werden, wie lange ein Arzt für bestimmte Patientenakten braucht, welche Empfehlungen der KI er übernimmt oder verwirft etc. Dieses *gläserne Arztzimmer* schürt die Sorge, dass KI primär als **Kontrollinstrument** dient anstatt als Unterstützung. Wenn Algorithmen zur Leistungsbewertung herangezogen werden, könnte dies zu einem Klima ständiger Beobachtung führen, in dem sich Ärzte weniger frei fühlen, ihren klinischen Ermessensspielraum auszuschöpfen.

Zudem besteht die Gefahr, dass Effizienzgewinne durch KI in erhöhten **Leistungsdruck** münden. Wenn dokumentationsintensive Aufgaben schneller erledigt werden, könnten Klinikleitungen erwarten, dass Ärzte im Gegenzug mehr Patienten in kürzerer Zeit behandeln. Tatsächlich weisen Gesundheitsexperten darauf hin, dass frei werdende Zeit im aktuellen System leicht von den Arbeitgebern vereinnahmt wird – sprich: Es werden einfach mehr Fälle pro Tag verlangt (Gallani 2024). KI könnte so **das bereits überfordernde Arbeitstempo weiter steigern**, anstatt es zu begrenzen. Statt Entlastung zu spüren droht dem Personal eine weitere Verdichtung des Arbeitstages. In Kombination mit einer engmaschigen Überwachung würde dies die mentale Belastung zusätzlich erhöhen.

Auch die **ärztliche Autonomie** könnte unter verstärktem KI-Einsatz leiden. Wenn algorithmische Systeme Behandlungspfade vorgeben oder Versicherungen KI-Entscheidungshilfen nutzen, um Therapieentscheidungen zu beeinflussen, schrumpft der unabhängige Entscheidungsspielraum der Ärzte. Die Gefahr besteht, dass sich die Rolle des Arztes vom freien Heilkundigen zum Ausführenden von KI-Empfehlungen wandelt. Damit verbunden ist schließlich die Sorge vor einem **Statusverlust des Arztberufs**. Sollte die KI in immer mehr Kernbereichen ebenso kompetent – oder in manchen Aspekten sogar kompetenter – erscheinen als menschliche Ärzte, könnte dies langfristig das Ansehen und Selbstverständnis der Profession untergraben. Einige Beobachter warnen, dass eine übermäßige KI-gesteuerte Standardisierung und Kontrolle die **Arbeits-**

zufriedenheit und die berufliche Identität von Ärzten beeinträchtigen könnte (Ferguson 2025). Der Arzt würde Gefahr laufen, vom souveränen Entscheider zum überwachten „Systemnutzer" degradiert zu werden. Diese Perspektive der Entmenschlichung und Entwertung macht deutlich, dass der KI-Einsatz mit Bedacht gesteuert werden muss, um die **ärztliche Autonomie und Würde** des Berufsbildes zu erhalten.

Ein weniger besprochenes Problem ist die **Fähigkeitsatrophie** (engl.: *skill atrophy*), bei der die ständige Nutzung von KI-Assistenzsystemen dazu führen kann, dass medizinisches Personal seine eigenen diagnostischen und analytischen Fähigkeiten vernachlässigt und somit abbaut. So weisen Studien bspw. darauf hin, dass die Abhängigkeit von KI-Systemen das eigene Urteilsvermögen beeinträchtigen kann (Macnamara et al. 2024).

Rechtlich gesehen bleibt die Verantwortung für medizinische Entscheidungen beim Fachpersonal. Wenn Ärztinnen und Ärzte gut formulierte Fehler in von KI generierten Inhalten übersehen, können sie haftbar gemacht werden. Der Deutsche Ethikrat betont, dass KI-gestützte Entscheidungssysteme so gestaltet sein sollten, dass ihre Ergebnisse transparent und nachvollziehbar sind, um Fehlentscheidungen zu minimieren (Deutscher Ethikrat 2023). Aktuell sind KI-Prozesse aufgrund der ihnen innewohnenden Black-Box-Problematik nicht transparent.

Es ist daher unerlässlich, dass auch Gesundheitspersonal trotz technologischer Unterstützung seine Fachkompetenz kontinuierlich pflegt und KI-Ergebnisse kritisch zu hinterfragen lernt, um sowohl die Patientensicherheit als auch die eigene rechtliche Absicherung zu gewährleisten.

4.7 Gesundheitsberufe mutmaßlich unterschiedlich von Automatisierung betroffen

Vor der Ära der generativen KI wurde die skalierbare Substitution von ärztlicher Arbeit als gering eingeschätzt (Davenport und Kalakota 2019). Ironischerweise steht aktuell das logische Denken durch Modelle mit *advanced reasoning* (deutsch: fortgeschrittenes Schlussfolgern), das lange als höchstes Gut und Alleinstellungsmerkmal der Menschen galt, vor der Automation (Bastian 2024). Gegenüber der ärztlichen Tätigkeit ist derzeit davon auszugehen, dass zum Beispiel Pflegekräfte und die Arbeit in der Physiotherapie in den kommenden Jahren in geringerem Maße von generativer KI betroffen sein werden. Dies ist vor allem im hohen Anteil praktisch-körpernaher Tätigkeiten begründet, die sich bislang kaum automatisieren oder sprachbasiert unterstützen lassen. So betonen systematische Übersichtsarbeiten, dass Aufgaben wie körperliche Betreuung, manuelle Mobilisation, Bewegungskorrektur oder die situativ-emotionale Interaktion mit Patienten wesentlich bleiben und durch KI nur in sehr begrenztem Umfang ergänzt werden können (Adeyemo et al. 2025; Vaniya et al. 2024). Zwar gibt es Anwendungen, etwa zur automatisierten Dokumentation oder zur Unterstützung bei der Trainingsplanung, doch bleibt der Charakter der Arbeit überwiegend menschlich-praktisch geprägt. Demgegenüber sind ärztliche Tätigkeiten – insbesondere in Bereichen wie Diagnostik, Dokumentation und Entscheidungsunterstützung – in höherem Maß digitalisierbar und damit empfänglicher für generative KI-Systeme. Es ist daher anzunehmen, dass es eher zu einem unterstützenden, punktuellen KI-Einsatz in Pflege und Physiotherapie kommt, während sich für die ärztliche Rolle mittelfristig stärkere strukturelle Veränderungen abzeichnen. Für chirurgische Tätigkeiten lässt sich dies ähnlich begründen. Wenn die Robotik sich ebenso rasant entwickelt wie die

KI, verliert diese Argumentation natürlich wesentliche Teile ihrer Substanz.

4.8 Die allgemeine Transformation des Arbeitsmarktes

Die Auswirkungen von KI beschränken sich nicht auf den Gesundheitsbereich, sondern sind Teil einer umfassenden **Transformation des gesamten Arbeitsmarktes**. Der *Future of Jobs Report 2025* des Weltwirtschaftsforums (WEF) prognostiziert, dass bis 2030 etwa **22 % aller Arbeitsplätze** weltweit grundlegende Veränderungen durch Automatisierung und neue Technologien erfahren werden (WEF 2025). Gleichzeitig sollen im selben Zeitraum rund 170 Mio. neue Jobs entstehen (ca. 14 % der heutigen Beschäftigung), während etwa 92 Mio. Stellen wegfallen könnten (8 % der heutigen Jobs). Trotz eines erwarteten Nettozuwachses von Arbeitsplätzen bedeuten diese Verschiebungen erhebliche Umbrüche für viele Berufsfelder (Figure 2.1, WEF 2025).

Ein Blick in andere Branchen zeigt, dass KI und Automation dort bereits fest verankert sind und teils **tiefgreifende Veränderungen** bewirkt haben. So gehören einfache Bürotätigkeiten und Servicejobs – etwa **Kassierer, Datenerfasser oder administrative Sachbearbeiter** – zu den am stärksten schrumpfenden Berufsgruppen durch den Einsatz von KI (Figure 2.2, WEF 2025). Routineaufgaben in Banken, Versicherungen oder im Handel werden zunehmend von Algorithmen oder Robotern übernommen (man denke an Chatbots im Kundendienst oder Automatisierung in der Buchhaltung). Demgegenüber wachsen technologiegetriebene Berufe rasant: Spezialisten für *Big Data*, KI-Entwicklung oder Automatisierungstechnik sind global stark nachgefragt. Diese Verschiebung – **Wegfall repetitiver Tätigkeiten, Entstehung neuer hochqualifizierter Jobs** – zeichnet sich branchenübergreifend ab.

Im Gesundheitswesen rechnet das WEF aufgrund der Alterung der Gesellschaft mit einer steigenden Nachfrage nach Gesundheitsdienstleistern – Pflegekräfte und medizinische Fachkräfte werden weiterhin gebraucht und ihre Anzahl soll sogar überdurchschnittlich wachsen (Figure 2.3 WEF 2025). Szenarisch könnte dies bedeuten, dass sich Berufsprofile im medizinischen Bereich verändern: Administrative Routinearbeiten werden reduziert, während neue Aufgaben rund um die **digitale Gesundheitsversorgung** entstehen. Möglicherweise werden zukünftig vermehrt Spezialisten benötigt, die KI-Systeme warten, medizinische Daten kuratieren oder die Schnittstelle zwischen Technik und klinischer Praxis managen. Ärztinnen, Ärzte und Pflegekräfte werden sich mutmaßlich stärker auf Tätigkeiten konzentrieren, die manuelle Fähigkeiten und menschliche Interaktion erfordern. Insgesamt ähnelt das Spannungsfeld im Gesundheitsbereich dem anderer Branchen: KI wird Jobs in der Gesundheit vermutlich **verändern, aber nicht verschwinden lassen**. Es kommt zu einer Neuverteilung von Aufgaben, bei der datenbasierte Tätigkeiten automatisiert und menschliche Fähigkeiten in anderen Bereichen umso wichtiger werden.

4.9 Fazit – Chancen und Fallstricke für Gesundheitsfachkräfte

Die Einführung von KI und LLM-Technologien im Gesundheitswesen wird die Arbeitswelt transformieren.

Auf der Habenseite stehen potenziell eine **Entlastung von bürokratischen Lasten**, mehr Zeit für Patientengespräche, präzisere Entscheidungen durch Unterstützungssysteme und letztlich auch die Möglichkeit, den Beruf wieder näher an seine kernberuflichen Ideale zu rücken. Erste Studien zeigen, dass KI-Assistenz die Dokumentationsqualität steigern und die Arbeitszufriedenheit erhöhen kann, wenn sie richtig eingesetzt wird. LLMs als digitale Helfer könnten das Arbeiten in der Medizin effizienter gestalten und dazu beitragen, Fehler zu reduzieren. Diese Technologien sollten allerdings als *Erweiterung* der mensch-

lichen Fähigkeiten verstanden werden – sie können insbesondere administrative Routinearbeit abnehmen und Informationen liefern, benötigen derzeit aber noch bei Fehleranfälligkeit besonders geschulte menschliche Supervision.

Auf der Sollseite stehen Risiken wie **Überautomatisierung, Überwachung und Entmenschlichung**. Ohne Leitplanken könnte KI den ökonomischen Druck auf Ärztinnen und Ärzte weiter erhöhen oder ihre Autonomie beschneiden. Die ärztliche Kunst droht beschädigt zu werden, wenn sich Mediziner unkritisch auf algorithmische Vorgaben verlassen oder unter dem Diktat weiterer Effizienzsteigerungen stehen.

Um KI gewinnbringend einzusetzen, bedarf es einer **aktiven Gestaltung** des Wandels. Die private Schattennutzung von LLM durch Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter über inoffizielle Kanäle führt zu massiven datenschutzrechtlichen Problemen (Netskope 2025). Die Politik und Gesundheitsorganisationen sind gefordert, alles Notwendige zu veranlassen – von pragmatischem Datenschutz über Haftungsfragen bis hin zu Qualitätsstandards –, damit KI-Anwendungen schnell, zuverlässig und sicher in den Klinikalltag integriert werden können. Arbeitsmodelle sollten so angepasst werden, dass Effizienzgewinne durch KI nicht zu Lasten der Beschäftigten gehen, sondern zu deren tatsächlichen Entlastung und einer besseren Patientenbetreuung genutzt werden (Gallani 2024). Gleichzeitig muss in die **Aus- und Weiterbildung** investiert werden. Ärzte und Pflegende sollten im Umgang mit den neuen Technologien geschult werden, um deren Möglichkeiten kritisch und kompetent nutzen zu können. Die Vermittlung von KI-Kompetenzen und digitaler Gesundheitskompetenz sollte fest in der medizinischen Ausbildung verankert werden (Akinrinmade et al. 2023), damit das Personal auf die veränderten Anforderungen vorbereitet ist. Generative KI sollte trotz umfangreicher Risiken, Halluzinationen und Datenschutz (WHO 2025) zeitnah flächendeckend als *unterstützender Partner im Gesundheitswesen* eingeführt werden – als ein Werkzeug, das dem medizinischen Personal bereits jetzt lästige Routinearbeit abnimmt und wertvolle Informationen liefert, während die finale Verantwortung und die menschliche Zuwendung beim ärztlichen und beim pflegerischen Personal verbleiben. Diese Redundanz schafft Sicherheit und ermöglicht sowohl die Technologie im Betrieb weiterzuentwickeln als auch bereits nutzbare Strukturen für sich abzeichnende zukünftige Entwicklungssprünge zu etablieren. Die Alternative ist die ineffizientere, unsichere und unkontrollierte private Nutzung.

Damit sich bei der Einführung der KI nicht die gleichen Fehler wiederholen wie bei der Digitalisierung des Gesundheitswesens, bedarf es einer veränderten Herangehensweise. Es wäre wünschenswert, wenn sich gesellschaftlich ein Mentalitätswechsel vollziehen würde. Statt eines defensiven Primats der Wahrung abstrakter Rechte sollte sich bspw. eher eine Art „mutiges Ingenieursdenken“ etablieren. Technische Möglichkeiten, praktischer Nutzen und konkretes Schadensrisiko sollten bei der Umsetzung im Vordergrund stehen. Gesundheitsbetriebe sind hierbei in der Pflicht, jetzt flächendeckend ihre Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter in der Nutzung von generativer KI zu schulen, um mehr Rechtssicherheit zu erlangen und das Potenzial für gesteigerte Arbeitsqualität und -effektivität zu nutzen. So sollte man bspw. an einem Computerarbeitsplatz mittlerweile selbstverständlich Zugriff auf ein aktuelles großes Sprachmodell haben und die dort arbeitende Person die hinreichenden kritischen Fähigkeiten, um die gelieferten Information angemessen hinterfragen zu können.

Disclaimer: Dieser Artikel wurde unter Einbeziehung von ChatGPT Modell o3, einem KI-Sprachmodell von OpenAI, erstellt. Obwohl ChatGPT bei der Strukturierung, Recherche und Verfassung von Inhalten unterstützt hat, wurden alle Informationen durch den Autor sorgfältig überprüft und gegebenenfalls angepasst, um ihre Richtigkeit und Relevanz sicherzustellen.

Literatur

Adeyemo A, Coffey A, Kingston L (2025) Utilisation of robots in nursing practice: an umbrella review. BMC Nurs 24(1):247. https://doi.org/10.1186/s12912-025-02842-2

Akinrinmade AO, Adebile TM, Ezuma-Ebong C, Bolaji K, Ajufo A, Adigun AO, Mohammad M, Dike JC, Okobi OE (2023) Artificial Intelligence in Healthcare: Perception and Reality. Cureus 15(9):e45594. https://doi.org/10.7759/cureus.45594

Angeloudi JT, Gillert JE (2025) The EU AI act and medical devices: innovation or insanity ahead? Healthcare & life sciences Blog. https://healthcarelifesciences.bakermckenzie.com/2025/05/19/the-eu-ai-act-and-medical-devices-innovation-or-insanity-ahead/. Zugegriffen: 19. Mai 2025

Bastian M (2024) OpenAI unveils five-level AI scale, aims to reach level 2 soon. The Decoder. https://the-decoder.com/openai-unveils-five-level-ai-scale-aims-to-reach-level-2-soon/. Zugegriffen: 12. Juli 2024

Bundesärztekammer (2025) Stellungnahme „Künstliche Intelligenz in der Medizin". https://www.bundesaerztekammer.de/fileadmin/user_upload/wissenschaftlicher-beirat/Veroeffentlichungen/KI_in_der_Medizin_SN_neu.pdf. Zugegriffen: 21. Febr. 2025

Chen S, Guevara M, Moningi S, Hoebers F, Elhalawani H, Kann BH, Chipidza FE, Leeman J, Aerts HJWL, Miller T, Savova GK, Mak RH, Lustberg M, Afshar M, Bitterman DS (2023) The impact of responding to patient messages with large language model assistance (No arXiv:2310.17703). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.17703

Chen S, Guevara M, Moningi S, Hoebers F, Elhalawani H, Kann BH, Chipidza FE, Leeman J, Aerts HJWL, Miller T, Savova GK, Gallifant J, Celi LA, Mak RH, Lustberg M, Afshar M, Bitterman DS (2024) The effect of using a large language model to respond to patient messages. Lancet Digit Health 6(6):e379–e381. https://doi.org/10.1016/S2589-7500(24)00060-8

Coxworth B (2025) H3 Health Cube „self-contained connected clinic" ships to first clients. New Atlas. https://newatlas.com/imaging-diagnostics/h3-health-cube-ships-first-units/. Zugegriffen: 7. Mai 2025

Dashevsky J (2023) Examining forward health's bold leap into automated primary care. Healthcare huddle. https://www.healthcarehuddle.com/p/examining-forward-healths-bold-leap-automated-primary-care. Zugegriffen: 6. Juni 2025

Davenport T, Kalakota R (2019) The potential for artificial intelligence in healthcare. Future Healthc J 6(2):94–98. https://doi.org/10.7861/futurehosp.6-2-94

Deutscher Ethikrat (2023) Stellungnahme: Mensch und Maschine – Herausforderungen durch Künstliche Intelligenz. Deutscher Ethikrat. https://www.ethikrat.org/publikationen/stellungnahmen/mensch-und-maschine/. Zugegriffen: 6. Juni 2025

Djabari M (2024) H4D, pionnière des cabines de téléconsultation, en liquidation judiciaire. https://www.rtl.fr/actu/debats-societe/h4d-pionniere-des-cabines-de-teleconsultation-en-liquidation-judiciaire-7900426772. Zugegriffen: 6. Juni 2025

Du X, Zhou Z, Wang Y, Chuang Y-W, Yang R, Zhang W, Wang X, Zhang R, Hong P, Bates DW, Zhou L (2024) Generative large language models in electronic health records for patient care since 2023: a systematic review. medRxiv, 2024.08.11.24311828. https://doi.org/10.1101/2024.08.11.24311828

Falgarone G, Bousquet G, Wilmet A, Brizio A, Faure V, Guillouet C, Baudino F, Roque I, Mayol S, Pamoukdjian F (2022) A Teleconsultation device, consult station, for remote primary care: Multisite prospective cohort study. J Med Internet Res 24(5):e33507. https://doi.org/10.2196/33507

Ferguson M (2025) AI's invasion: Will it diminish physician autonomy even further? AI's invasion: Will it diminish physician autonomy even further? https://opentools.ai/news/ais-invasion-will-it-diminish-physician-autonomy-even-further. Zugegriffen: 18. Jan. 2025

Freese H-J (2025) MB-Monitor 2024: Hohe Belastung, unzureichende Personalausstattung und Zunahme an Gewalterfahrungen | Marburger Bund Bundesverband. http://www.marburger-bund.de/bundesverband/themen/marburger-bund-umfragen/mb-monitor-2024-hohe-belastung-unzureichende. Zugegriffen: 6. Febr. 2025

Galaxy Security (2025) Unidoc H3 health cube—Unicheck virtual clinics. https://www.galaxysecurity.com/en/product/7010?utm_source=chatgpt.com. Zugegriffen: 6. Juni 2025

Gallani S (2024) Can AI save physicians from burnout? | working knowledge. Harvard Business School. https://www.library.hbs.edu/working-knowledge/can-ai-save-physicians-from-burnout. Zugegriffen: 6. Juni 2025

Goh E, Gallo R, Hom J, Strong E, Weng Y, Kerman H, Cool JA, Kanjee Z, Parsons AS, Ahuja N, Horvitz E, Yang D, Milstein A, Olson APJ, Rodman A, Chen JH (2024) Large language model influence on diagnostic reasoning: a randomized clinical trial. Jama Netw Open 7(10):e2440969. https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2024.40969

Hazan E, Madgavkar A, Chui M, Smit S, Maor D, Dandona GS, Huyghues-Despointes R (2024) A new future of work: The race to deploy AI and raise skills in Europe and beyond

Heilmeyer F, Böhringer D, Reinhard T, Arens S, Lyssenko L, Haverkamp C (2024) Viability of open large language models for clinical documentation in German health care: real-world model evaluation stu-

dy. JMIR Med Inform 12:e59617. https://doi.org/10.2196/59617

Kundu S (2021) How will artificial intelligence change medical training? Commun Med 1(1):1–3. https://doi.org/10.1038/s43856-021-00003-5

Liu X, Faes L, Kale AU, Wagner SK, Fu DJ, Bruynseels A, Mahendiran T, Moraes G, Shamdas M, Kern C, Ledsam JR, Schmid MK, Balaskas K, Topol EJ, Bachmann LM, Keane PA, Denniston AK (2019) A comparison of deep learning performance against health-care professionals in detecting diseases from medical imaging: a systematic review and meta-analysis. Lancet Digit Health 1(6):e271–e297. https://doi.org/10.1016/S2589-7500(19)30123-2

Macnamara BN, Berber I, Çavuşoğlu MC, Krupinski EA, Nallapareddy N, Nelson NE, Smith PJ, Wilson-Delfosse AL, Ray S (2024) Does using artificial intelligence assistance accelerate skill decay and hinder skill development without performers' awareness? Cogn Res Princ Implic 9:46. https://doi.org/10.1186/s41235-024-00572-8

MaQuestionMedicale (2025) MaQuestionMedicale reprend le parc des 150 cabines de télémédecine H4D. MaQuestionMedicale téléconsultation médecin, un médecin à proximité. https://www.maquestionmedicale.fr/maquestionmedicale-reprend-le-parc-des-150-cabines-de-telemedecine-h4d/. Zugegriffen: 5. Apr. 2025

Netskope (2025) Netskope Threat Labs Bericht: Gesundheitswesen 2025. Netskope. https://www.netskope.com/de/netskope-threat-labs/threat-labs-report-healthcare-2025. Zugegriffen: 6. Juni 2025

Price RTR (2024) Inside Forward's failed attempt to revolutionize the doctor's office with AI. Business Insider. https://www.businessinsider.com/healthcare-startup-forward-shutdown-carepod-adrian-aoun-2024-11. Zugegriffen: 10. Juni 2025

Semmer NK, Jacobshagen N, Meier LL, Elfering A, Kälin W, Tschan F (2013) Psychische Beanspruchung durch illegitime Aufgaben. In: Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin, Junghanns G, Morschhäuser M (Hrsg) Immer schneller, immer mehr: Psychische Belastung bei Wissens- und Dienstleistungsarbeit. Springer, S 97–112 https://doi.org/10.1007/978-3-658-01445-2_5

Vaniya J, Gandhi NV, Patel KP, Bhatt C, Kaur KP (2024) Role and scope of artificial intelligence in physiotherapy: a literature review. Res J Med Sci 18(12):399–412. https://doi.org/10.36478/makrjms.2024.12.399.412

WEF – World Economic Forum (2025) The future of jobs report 2025. https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-report-2025/. Zugegriffen: 10. Juni 2025

WHO – World Health Organisation (2025) Ethics and governance of artificial intelligence for health: Guidance on large multi-modal models. https://www.who.int/publications/i/item/9789240084759. Zugegriffen: 10. Juni 2025

Von der Personalplanung bis zum Gesundheitsmanagement: Nutzungsmöglichkeiten von künstlicher Intelligenz im Personalwesen

Alexander Dregger

Inhaltsverzeichnis

5.1 Warum sich ein Einsatz von KI im HR lohnt – 52

5.2 Der Personallebenszyklus und mögliche Einsatzgebiete von KI – 53

5.2.1 Personalplanung – 54
5.2.2 Personalmarketing – 55
5.2.3 Personalauswahl – 55
5.2.4 Onboarding von Personal – 58
5.2.5 Personalentwicklung – 59
5.2.6 Personalmanagement und Personalbindung – 60

5.3 Fallstricke bei der Implementierung von KI im HR-Bereich und mögliche Lösungen – 61

5.4 Fazit – 62

Literatur – 62

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_5

Zusammenfassung

Nach aktuellen Zahlen des Digitalverbands Bitkom e. V. (2024a) nutzen 20 % der deutschen Unternehmen Künstliche Intelligenz (KI). Damit liegt Deutschland zwar oberhalb des EU-Durchschnitts von 13,48 % (Eurostat 2025), aber auf globaler Ebene hinkt Deutschland im Vergleich zu Ländern wie z. B. China mit einer Implementierungsquote von 50 % bei Großunternehmen hinterher (IBM und Morning Consult 2023). Nicht nur zwischen den Nationen gibt es Unterschiede – auch innerhalb von Unternehmen nutzt nicht jede Abteilung KI im gleichen Maße. So setzen nur 12 % der Personalabteilungen KI ein, im Gegensatz zu z. B. 34 % der Marketing & Sales-Abteilungen (McKinsey 2024).

Ein grundsätzliches Problem, das auch bei Human Resources bzw. HR-Abteilungen besteht, ist die mangelnde Kenntnis von passenden KI-Anwendungsfällen (Dregger 2022). Deshalb fokussiert sich der folgende Beitrag hierauf: Anhand eines Personallebenszyklus, beginnend bei der Personalplanung und -marketing und endend bei der Bindung von Personal, sollen zentrale Einsatzmöglichkeiten von KI für den HR-Bereich beschrieben werden. Dabei werden auch gesundheitsbezogene Themen berücksichtigt. Abschließend sollen Fallstricke bei der Implementierung von KI im HR aufgezeigt und mögliche Lösungen hierfür skizziert werden.

5.1 Warum sich ein Einsatz von KI im HR lohnt

Künstliche Intelligenz kann wesentlich dazu beitragen, vier zentrale Herausforderungen zu bewältigen, mit denen HR-Abteilungen konfrontiert sind:

Der Begriff **„War for Talents“** wurde bereits in den späten 1990ern geprägt und ist heutzutage sogar noch relevanter für Unternehmen geworden. Da bestimmte Berufsbilder zunehmend an Attraktivität verlieren, bewerben sich immer weniger geeignete Personen in diesen Bereichen. Dies betrifft insbesondere Tätigkeiten mit monotonen Aufgaben, wie bspw. die Überwachung von Produktionsanlagen, oder mit schwierigen Arbeitsbedingungen, wie bspw. pflegerische Tätigkeiten. Daneben ist in bestimmten Branchen die Nachfrage enorm gestiegen: So sollen bis 2040 663.000 IT-Fachleute (Bitkom e. V. 2024b) und bis 2049 280.000 Pflegekräfte fehlen (Statistisches Bundesamt 2024). Die erhöhte Nachfrage nach IT-Fachleuten erklärt sich einerseits aus einer erhöhten Nutzung von IT-Lösungen in Unternehmen, andererseits durch den demographischen Wandel, der zu einem altersbedingten Verlust von IT-Fachkräften führt. Nicht nur im IT-Bereich, sondern auch generell droht Unternehmen ein Wissensverlust durch die Abwanderung im Rahmen des demographischen Wandels. KI kann durch verschiedene Anwendungen im Bereich Personalmarketing, Recruiting, Personalbindung, aber auch Wissensmanagement diesen Herausforderungen vorbeugen (◘ Abb. 5.1).

Eine weitere Herausforderung, bei der KI helfen kann, ist die **Beschleunigung und Personalisierung** von Prozessen. Personalisierung meint, dass KI individuelle Präferenzen von Personen erkennen kann und z. B. die Gestaltung der Sprache in Ausschreibungen, Formularen oder Chatbots anpassen kann. Insbesondere bei gefragten Berufen oder bei einer hohen Menge an Konkurrenz um einen beschränkten Bewerberpool in Ballungsgebieten ist es notwendig, dass Unternehmen zeitnah Personalprozesse wie eine Einstellung erledigen. Darüber hinaus kann ein Unternehmen durch die Personalisierung von Ausschreibungen und Berücksichtigung individueller Bedürfnisse bei weiteren Personalprozessen die Personalbindung erhöhen. Sowohl bei der Personalisierung als auch bei der Beschleunigung von Prozessen kann KI einen entscheidenden Mehrwert erzeugen, in dem sie z. B. Schritte automatisiert.

Ein weiterer, nicht zu unterschätzender Aspekt ist, dass der Einsatz von KI die Wahrnehmung der **Unternehmenskultur** auf Be-

Abb. 5.1 Darstellung des Anteils der KI-Nutzung in verschiedenen Unternehmensbereichen basierend auf Mckinsey (2024) (eigene Darstellung)

werberseite verändern kann: Nutzt ein Unternehmen KI, so zeigt es einerseits, dass es offen für digitale Innovationen ist. Andererseits kann ein sinnvoll gestalteter Einsatz von KI das Gefühl von Wertschätzung bei der aktuellen oder in der Rekrutierung befindlichen Belegschaft erhöhen. Dies kann z. B. dadurch passieren, dass Bewerbungen durch KI schneller verarbeitet werden oder Unternehmen schneller bemerken, dass bei ihrem Personal gesundheitliche Probleme bestehen. Was jedoch nicht passieren darf, ist, dass durch die Nutzung von KI beim Personal der Eindruck entsteht, „eine Nummer im System" zu sein (Dahm und Dregger 2019). Dies würde das Gefühl von Wertschätzung auf Seiten des Personals einschränken, was wiederum die Akzeptanz der KI-Systeme selbst gefährden und letztlich die Motivation der Belegschaft bzw. von Bewerbenden reduzieren könnte.

Schließlich kann KI dazu beitragen, dass menschliche **Fehler und Belastungen** reduziert werden. Beispielsweise führen Unternehmen regelmäßig komplexe Planungsprozesse wie z. B. die Organisation von Arbeitsplänen oder die Personalbedarfsplanung durch. Ein datenbasierter und mit KI-Methoden unterstützter Prozess kann genau bei solchen Themen Führungskräfte, aber auch die HR-Abteilungen entlasten und Fehlern vorbeugen. Dabei ist KI aber ähnlich wie z. B. Recruiter und Recruiterinnen bei der Personalauswahl (Kanning 2015) nicht komplett fehlerfrei (Kleinman 2024). Deshalb ist eine Qualifizierung auch des HR-Personals in Bezug auf KI nötig, damit Fehler, die durch den Einsatz von KI entstehen, rechtzeitig erkannt werden und ein optimales Fehlerniveau erreicht wird. Letzteres bedeutet hierbei, dass beim System z. B. durch unvorhergesehene Gestaltung von Bewerbungsunterlagen Fehler auftreten können. Solche Fehler müssen durch das Fachpersonal im HR-Bereich erkannt werden und das KI-System muss nachtrainiert werden, um vermeidbare Fehler zu korrigieren.

5.2 Der Personallebenszyklus und mögliche Einsatzgebiete von KI

Um einen möglichst guten Überblick über die verschiedenen Einsatzgebiete von KI im HR-Management zu geben, werden diese anhand von sechs Schritten im Personallebenszyklus beschrieben: Zu Beginn wird die **Personalplanung** und das **Personalmarketing** beschrieben, um anschließend näher auf die Themen **Personalauswahl** und **Onboarding** einzugehen. Die letzten beiden Schritte stellen die Themen **Personalentwicklung** und **Personalmanagement** dar (Tab. 5.1).

Tab. 5.1 Übersicht über die Einsatzmöglichkeiten von KI in verschiedenen Bereichen des Personalwesens

Personalbereiche	Planung	Marketing	Personalauswahl	Onboarding	Personalentwicklung	Personalmanagement und Personalbindung
KI-Einsatzmöglichkeiten	• Datenbasierte strategische Personalplanung • Kurzfristige Personalplanung mittels automatisierter Schicht- und Einsatzplanungen	• Automatisierte Generierung von Stellenausschreibungen • Social Recruiting (Active Sourcing)	• CV-Parsing • KI-basierte Vorauswahl • KI-basierte Job-Interviews • KI-basiertes Bewerbertraining	• (RAG-basierte) Chatbots und Voicebots	• KI-basiertes Wissensmanagement • Personalisierte Weiterbildung • KI-basiertes Gesundheitsmonitoring	• People Analytics • KI-basiertes Retention Management • KI-basierte Zeugniserstellung

5

5.2.1 Personalplanung

Personalplanung umfasst zwei Ebenen: Die langfristige, strategische Personalbedarfsplanung sowie die kurzfristige, wiederkehrende Arbeits- bzw. Personaleinsatzplanung z. B. im Rahmen von Schichtplänen, um Abteilungen oder Projekte zu organisieren (Spengler et al. 2025). Auf beiden Ebenen kann KI weiterhelfen.

Die Ermittlung des langfristigen **Personalbedarfs** kann insbesondere bei größeren Unternehmen mit einem wenig datengetriebenen Vorgehen eine Herausforderung darstellen: Laut einer Studie des Instituts der deutschen Wirtschaft führen 56 % aller Unternehmen keine strategische Personalplanung über mehrere Jahre hinweg durch (Stippler et al. 2019). Zumindest bei Großunternehmen mit mehr als 1.000 Beschäftigten führen immerhin 60 % eine jährliche Personalplanung durch (Kirchherr et al. 2024); hinsichtlich einer mehrjährigen, langfristigen Personalplanung sehen aber auch hier die Zahlen schlechter aus. Selbst wenn eine solche Planung durchgeführt wird, wird anstelle eines datengetriebenen Vorgehens mithilfe des „Bauchgefühls" der Führungskräfte und Exceltabellen (Jäger und Wickel-Kirsch 2017) einmal im Jahr eine Abfrage des Personalbestands durchgeführt, um Zielgrößen für das gesamte Unternehmen festzulegen. Eine solches Vorgehen ist kritisch zu sehen, da z. B. Probleme bei dynamischen, kurzfristigen Änderungen gibt und hierdurch Personalengpässe entstehen können (Ahlers et al. 2020). Zudem sorgt der Mangel an systematischer Personalplanung für Unzufriedenheit in den Unternehmen (Jäger und Wickel-Kirsch 2017), da das übrige Personal die Engpässe kompensieren muss. KI kann genau hier ansetzen und basierend auf Auftragsdaten, Mitarbeiterdaten zu Qualifikationen, historischen Arbeitsplänen, Zahlen zu Krankenständen und vergangenen Personalplanungen eine Prognose erstellen, wie viel Personal in den kommenden Jahren voraussichtlich benötigt wird. In diesen Prozess können auch die Meinungen bzw. Schätzungen der Führungskräfte systematisch integriert werden – entweder bei der Generierung der Prognose selbst oder bei der Bewertung der Prognose. Solche Prognosen können dabei mit deutlich höherer Dynamik erstellt werden und zudem kann man auch Szenarien hiermit analysieren.

Eine weitere Ebene der Personalplanung ist die kurzfristige Personaleinsatzplanung mithilfe von Schicht- und Einsatzplänen des Personals. Das Prinzip ist ähnlich wie bei der

langfristigen Planung, jedoch können hier andere Datenquellen zum Einsatz kommen. Beispielsweise muss die Verfügbarkeit von Ressourcen wie z. B. Ersatzteilen in einer Werkstatt oder Operationssälen in Krankenhäusern berücksichtigt werden, um eine regelmäßige Vorhersage zu gewährleisten. Insbesondere eine KI-basierte kurzfristige Personalplanung kann die Führungskräfte deutlich entlasten, da solche Pläne mit hoher Regelmäßigkeit erstellt werden müssen. Zentral bei der Nutzung von KI ist, dass die notwendigen Daten in der benötigten Aktualität und Qualität digital vorliegen.

5.2.2 Personalmarketing

Nachdem eine Personalplanung seitens des Unternehmens vorgenommen wurde, kann sich Bedarf hinsichtlich der Rekrutierung von neuem Personal zeigen. Für die Gewinnung dieses Personals eröffnet der Einsatz von KI verschiedene Möglichkeiten:

Zunächst können KI-Tools **Stellenausschreibungen** generieren und personalisieren. Stellenausschreibungen werden mit KI personalisiert, indem Formulierungen gezielt an bestimmte Zielgruppen angepasst werden. KI-Lösungen wie z. B. Textio wurden auf Basis von vergangenen Ausschreibungen und deren Wirkung trainiert, um gezielte Vorschläge zur Verbesserung zu machen und damit die Wirkung bei den Zielgruppen zu erhöhen. Eine solche Optimierung kann bei Stellenausschreibungen erfolgen, die durch die Personalabteilung selbst generiert worden sind. Eine andere Herangehensweise besteht darin, Large Language Models (LLM) zu nutzen, um Stellenausschreibungen komplett automatisiert zu erstellen und sie dann nur noch nachzubearbeiten. Dabei kann KI einen enormen Vorteil ausspielen: Sie kann für verschiedene Recruitingkanäle automatisiert eingesetzt werden und dieselbe Ausschreibung anpassen. Dabei können Anbieter wie z. B. catchtalents den Text, Schlagworte, aber auch die visuelle Gestaltung der Ausschreibung automatisiert adaptieren.

Liegt nun eine Stellenanzeige vor, kann es passieren, dass sich zu wenige Personen mit einem geeigneten Profil hierauf bewerben. Genau an dieser Stelle kann nun KI unterstützen: Unter dem Begriff **Social Recruiting** (auch: Programmatic Job Advertising/Active Sourcing) analysiert KI Social-Media-Profile auf bspw. klassisch arbeitsbezogenen Portalen wie LinkedIn, aber auch auf eher zu privaten Zwecken genutzten Plattformen z. B. Instagram und zeigt gezielt potenziell geeigneten Personen Werbung für die Stellenausschreibung. Zudem können je nach Plattform individualisierte Ansprachen per Direktnachricht erfolgen. Dies erhöht die Chance, mehr Bewerbungen auf eine Stellenanzeige zu erhalten.

Zusätzlich kann es sinnvoll sein, dass beim Besuch einer Stellenausschreibung Bewerber und Bewerberinnen auf der Webseite begleitend die Möglichkeit haben, mit einem Chatbot mehr zur Stelle zu erfahren. Dabei könnten z. B. Informationen zur Unternehmenskultur, detailliertere Informationen zur Stellenausschreibung oder zur Gestaltung der Bewerbung bereitgestellt werden. Dies verbessert erneut das Nutzererlebnis, was die Zahl der Bewerbungen steigern kann.

Schließlich kann KI das Personalmarketing optimieren, indem die Wirkung der Stellenausschreibungen und der Werbung für Stellen systematisch kontrolliert wird. Dies ist wichtig, um zu prüfen, welche Kanäle für Ausschreibungen besonders geeignet und welche eher ungeeignet sind.

5.2.3 Personalauswahl

Insbesondere das Thema Personalauswahl und KI ist in den Fokus der Öffentlichkeit und Kritik geraten. Um diese Kritik besser beurteilen zu können, ist es wichtig, die Funktionsweise zu kennen: Basierend auf historischen Daten der aktuellen Belegschaft, vergangenen Bewerbungsdaten und Inhalten der relevanten Stellenausschreibung kann eine KI trainiert werden. Auf Basis dieses Trainings leitet das System Kriterien zur Beurteilung einer Bewer-

bung ab. Um diese einsetzen zu können, müssen in einem zweiten Schritt die eingehenden Bewerbungen maschinenlesbar werden. Dies kann entweder über eine digitale Maske zur Eingabe von Daten oder die originalen Daten einer Bewerbung werden mittels **CV-Parsing** aus den Lebensläufen herausgelesen. Bei letzterem Verfahren können systematische Fehler entstehen, wenn die Maschine mit verschiedenen Lebenslaufformaten nicht gut zurechtkommt und dadurch Informationen gar nicht oder falsch erfasst werden. Hierdurch könnten ggf. geeignete Personen aussortiert werden, weshalb eine Qualitätskontrolle an dieser Stelle essentiell ist. Außerdem ist eine solche Qualitätskontrolle aufgrund des KI-Gesetzes der EU notwendig, denn ein CV-Parsing unterstützt die Personalauswahl, hierbei handelt es sich laut KI-Gesetz der EU um eine Hochrisiko-KI, bei der spezielle Auflagen wie z. B. die Gewährleistung der Datenqualität erfüllt werden müssen, um sie zu nutzen (Gehrmann und Förster 2024)[1]. Die erfassten Daten können anschließend in einer Datenbank hinterlegt werden, die sich entweder die Personalverantwortlichen ansehen oder von einer KI mithilfe der zuvor definierten Kriterien vorausgewählt werden. Dabei sollte die KI stets nur eine Vorauswahl treffen, da dann potenzielle Fehler korrigiert werden können. Generell ist bei der Nutzung von solchen datenbasierten Verfahren die DSGVO zu beachten und bspw. eine Zustimmung der Bewerbenden für eine solche Datenverarbeitung einzuholen. Zudem kann die DSGVO dadurch eingehalten werden, dass KI nur die Vorauswahl trifft und ein wesentlich Anteil an der Entscheidung noch beim Menschen liegt (Muti 2024).

Es gibt intensive Debatten in der Öffentlichkeit und in der Forschung zu der Frage, wie gut eine **KI-basierte Vorauswahl** ist. Aufgrund der Nutzung von historischen Daten können Verzerrungen bei der Auswahl, die bereits in der Vergangenheit passiert sind, sich auch auf die zukünftige Auswahl auswirken, in dem bspw. bestimmte Personengruppen auf Basis von Merkmalen wie Alter oder Geschlecht bevorzugt werden. Zu solchen Verzerrungen ist aber festzuhalten, dass diese einerseits menschliche Fehler, die in den zum Training benutzten Daten enthalten sind, repräsentieren (Goretzko und Israel 2022). Andererseits kann durch ein Trainieren mit qualitätskontrollierten Daten eben solchen Verzerrungen vorgebeugt werden. Zudem sei angemerkt, dass insbesondere auch Personalverantwortliche vielfältige kognitive Verzerrungen besitzen, die genauso zu erheblichen Problemen bei der Auswahl führen können (Kanning 2015). Deshalb kann man nicht einfach sagen, ob Menschen oder KI bessere Ergebnisse bei der Personalauswahl erzielen. Wenn Verzerrungen so gering wie möglich ausfallen sollen, sollten die Personalverantwortlichen möglichst umfangreich methodisch im Bereich Personaldiagnostik ausgebildet und die KI sollte bestmöglich trainiert sein.

Bei der Personalauswahl kann zwischen einem **Exploitations- und einem Explorations-Vorgehen** unterschieden werden (Li et al. 2020). Bei einer Exploitation werden Personen mit einem perfekt passenden Lebenslauf berücksichtigt, wohingegen bei einer Exploration auch solche Bewerbungen berücksichtigt werden, die eher unkonventionelle Merkmale aufweisen, aber trotzdem hochgeeignet für eine Stelle sein können. Insbesondere bei einem Exploitation-Vorgehen besteht das Risiko, dass nur stromlinienförmige Bewerbungen bei der Auswahl berücksichtigt werden und dadurch Potenzial für das Unternehmen verloren geht. Hier zeigen erste Studienergebnisse, dass es sehr entscheidend ist, wie der hinter der KI stehende Algorithmus trainiert wird (Li et al. 2020). Nichtsdestotrotz fehlen Längsschnittstudien, welche die längerfristigen Folgen von KI-basierten Personalentscheidungen für den Erfolg von Unternehmen und die Zufriedenheit des Personals untersuchen. Auch ist es wichtig zu beachten, wie sich der Einsatz von KI auf die Bewerber und Bewerberin-

1 An dieser Stelle sei auf das ▶ Kap. 3 von Schwartmann und Köhler in diesem Sammelband verwiesen, das sich umfangreich mit dem KI-Gesetz und dem Thema Datenschutz beschäftigt.

nen auswirkt. Hier konnten bspw. Dahm und Dregger (2019) zeigen, dass insbesondere assistive KI-Systeme[2] gegenüber autonomen KI-Systemen von den Bewerbern und Bewerberinnen präferiert werden. Sofern aber eine KI mit hinreichender Qualitätskontrolle zum Einsatz kommt, kann sie die Auswahl beschleunigen. Ein beschleunigter Personalauswahlprozess kann sich wiederum positiv dahingehend auswirken, dass zum einen das eigene Unternehmen „*einen Schritt schneller*" als die Konkurrenz ist und sich zum anderen Bewerber und Bewerberinnen stärker wertgeschätzt fühlen, da sie schneller Rückmeldung zu ihrem Bewerbungsprozess erhalten. Letztendlich sind sowohl KI-basierte als auch menschliche Personalauswahlprozesse nie perfekt, weshalb deren konstante Qualitätskontrolle, egal wie der Prozess gestaltet wird, essentiell ist. Bei einer KI kann die Qualitätskontrolle auf verschiedenen Wegen durchgeführt werden: So müssen Bewerber und Bewerberinnen Feedbackmöglichkeiten erhalten, um z. B. auf Fehler bei der Datenerfassung hinweisen zu können. Darüber hinaus sollten die Ergebnisse der Auswahl regelmäßig z. B. mit statistischen Methoden evaluiert werden, um mögliche Verzerrungen zu erkennen. Eine solche Analyse kann auch eine Prüfung der sogenannten prognostischen Validität umfassen. Prognostische Validität bzw. Vorhersagekraft (Keller et al. 2018) meint in diesem Kontext, ob man statistisch valide z. B. den beruflichen Erfolg einer ausgewählten Person auf Basis der Einschätzung der KI-Vorauswahl voraussagen kann.

Neben einer solchen Analyse von Dokumenten kann KI auch dazu genutzt werden, Verhaltensmuster insbesondere bei videobasierten Jobinterviews einzusetzen. Dabei kann ein Einsatz auf zwei Arten erfolgen: Einerseits können solche Systeme dazu genutzt werden, dass sich Bewerber und Bewerberinnen auf ein Interview vorbereiten, andererseits können solche Systeme aber auch real eingesetzt werden und bei der Auswahl von Personal unterstützen. Kern hinter beiden Nutzungsformen ist die Analyse von non-verbalen **Verhaltensdaten**, die z. B. die Blickrichtung, die Mimik oder auch Eigenschaften der Stimme umfassen (Dissanayake et al. 2021). Basierend auf diesen Daten wird ein Muster erkennender Algorithmus trainiert, bei dem am Ende Korrelationen z. B. zwischen non-verbalem Verhalten und z. B. Persönlichkeitsmerkmalen berechnet werden (Dissanayake et al. 2021). Bisher wurden solche Persönlichkeitsmerkmale mittels Persönlichkeitstests bei der Personalauswahl gemessen. Hierbei zeigen sich in Studien eine Vorhersagekraft (prognostische Validität) von z. B. r = 0,40 für den beruflichen Erfolg (Keller et al. 2018). Inwiefern solche Persönlichkeitsmerkmale mithilfe von verbalem und non-verbalem Verhalten durch eine KI erfasst werden kann, wird zurzeit umfangreich in der Forschung evaluiert (Hashemi et al. 2025). Mittels KI wird ein Score für Persönlichkeitsmerkmale anhand z. B. des non-verbalen Verhaltens festgesetzt, der wiederum entweder im Bewerbungstraining dazu genutzt werden kann, Feedback zu geben (Kothari et al. 2024), andererseits aber auch bei der Auswahl von Personal unterstützen kann. Darüber hinaus gibt es Ansätze in der Forschung, solche KI-Systeme auch so zu nutzen, dass sie in der Interviewsystemsituation direkt unterstützen und auf Basis des Zustands des Bewerbenden Vorschläge für die nächsten Fragen im Jobinterview generieren können. Letzterer Ansatz ist aber noch wenig erforscht (Dissanayake et al. 2021). Forschungsergebnisse deuten darauf hin, dass solche Systeme durchaus gute Ergebnisse bei der Erkennung von Persönlichkeitsmerkmale aufweisen können, jedoch zeigten Dissanayake et al. (2021), dass die Befragten zu 70 % ein klassisches Jobinterview einem KI-basierten Interview vorziehen. Solche Systeme sind von mehreren Anbietern, etwa enablex, auf dem Markt verfügbar, jedoch ist hier schwer zu beurteilen, welche Qualität diese Verfahren haben. Zudem gilt es zu bedenken, dass der Artificial

2 Assistiv meint an dieser Stelle, dass die KI nur unterstützend in den Entscheidungsprozess eingreift, nicht aber eigenständig, also autonom Entscheidungen trifft (Kreipp 2021).

Intelligence Act der Europäischen Union (EU AI Act), der am 01.08.2024 in Kraft getreten ist, solche System als Hochrisiko-KI einstuft und deshalb besondere Auflagen zu beachten sind (Kock 2024). Wie bereits zuvor erwähnt, gelten bei solchen Hochrisiko-KI besondere Bedingungen z. B. in Bezug auf die Datenqualität.[3]

5

5.2.4 Onboarding von Personal

Ein letzter Baustein des Recruiting stellt die Nutzung von Sprachassistenzsystemen im Rahmen des Onboardings dar. Neu eingestelltes Personal hat zu Beginn viele Fragen zu Prozessen und Verantwortlichkeiten innerhalb einer Organisation. Dies kann dazu führen, dass z. B. Führungskräfte immer wieder mit Fragen überhäuft oder alternativ bestimmte Fragen von eben jenem neuen Personal nicht gestellt werden, um Belastungen der Führungskräfte zu vermeiden. Genau hier können mittlerweile recht zuverlässig und umfangreich LLM-basierte Sprachassistenzsysteme zum Einsatz kommen. Entscheidend für ihre Qualität ist zunächst das Vorhandensein eines qualitativ hochwertigen Datensatzes mit Informationen z. B. zu Abläufen, etwa wie in einem Unternehmen ein Urlaubsantrag zu stellen ist. Mithilfe dieser Informationen können dann sogenannte **Retrieval-Augmented-Generation-(RAG-) Chatbots** zuverlässige Antworten generieren (Lewis et al. 2021). Die Idee hinter RAG-Chatbots besteht darin, dass LLM-basierte Chatbots wie z. B. ChatGPT zwar über ein sehr gutes Allgemeinwissen verfügen, ihnen aber das konkrete und aktuelle Wissen zum Unternehmen fehlt. Anstatt nun mit hohen Kosten das LLM nachzutrainieren, ruft das System ergänzend zunächst Informationen des Unternehmens wie z. B. eine Prozessdokumentation zum Thema *Urlaubsantrag* ab und erzeugt dann mit den daraus gewonnenen Informationen eine Antwort. Zur Optimierung der Antwortformulierung unterstützt dann ein LLM. Der Vorteil eines solchen Systems liegt nicht nur in den geringen Kosten im Vergleich zum Nachtrainieren eines LLM, sondern auch darin, dass sensible Informationen zu Prozessen im Unternehmen nicht an Externe gehen. Zusätzlich wird verhindert, dass durch sogenannte „Halluzinationen", die bei LLM-basierten Systemen auftreten können, falsche Informationen herausgegeben werden.

> Halluzinationen bedeutet hierbei, dass eine KI Informationen als Fakt ausgibt, die irreführend oder objektiv falsch sind (Smith 2023). Ursächlich hierfür können verschiedene Faktoren wie z. B. die Daten oder auch die Konstruktion der generativen Modelle sein. Am Begriff „Halluzinationen" gibt es aber auch Kritik (Maleki et al. 2024).

Damit ein solches System gut von der Belegschaft angenommen wird, ist neben der richtigen IT-Architektur eine gute Gestaltung des Gesprächs zwischen dem Chatbot und dem Nutzer oder der Nutzerin mithilfe von **Conversational Design** nötig. Hierbei geht es darum zu klären, über welche Funktionalität ein solches System verfügen und wie es mit Nutzer und Nutzerinnen interagieren soll. Hierbei kommt es auf die Gesprächsführung an, die von zentralen Aspekten wie einer künstlichen Persönlichkeit des Systems beeinflusst werden kann (Dregger 2023). Künstliche Persönlichkeit meint hierbei, dass ein Mensch einer Maschine Persönlichkeitsmerkmale aufgrund ihres Verhaltens zuschreibt, etwa dadurch, wie sie spricht. So kann z. B. eine Maschine als mehr oder weniger verträglich wahrgenommen werden (Holtgraves et al. 2007), was einen Einfluss auf die Nutzerakzeptanz hat. Die Art der Gesprächsführung, die Gestaltung der Sprache sowie die Qualität der Antworten und Funktionen entscheidet dann darüber, ob ein System in einer Organisation akzeptiert und tatsächlich genutzt wird. Beispielsweise ist es wichtig, wie die Begrüßungsnachricht eines Chabots gestaltet ist. Diese muss rechtlichen Anforderungen genügen, aber gleich-

3 Mehr hierzu siehe ▶ Kap. 3 in diesem Band.

zeitig auch einen natürlichen Gesprächsfluss eröffnen (Van Hooijdonk et al. 2023).

5.2.5 Personalentwicklung

Damit die Qualifikationen der Beschäftigten mit sich ändernden Anforderungen im Einklang bleiben, ist deren stetige Weiterqualifizierung wesentlich. Auch hierbei kann KI auf vielfältige Art unterstützen. Der folgende Abschnitt umreißt hierfür die Themen Wissensmanagement, personalisierte Fort- und Weiterbildung und Gesundheitsmanagement.

▪▪ Wissensmanagement

Durch den Abgang der Babyboomer-Generation im Zuge des demographischen Wandels droht Organisationen, dass wichtiges Wissen verloren geht und vakante Stellen unbesetzt bleiben (Freuding et al. 2023). Auch hier kann KI helfen: Einerseits kann sie dazu dienen, Prozesse effizienter zu gestalten und somit Lücken, die durch das Abtreten der Babyboomer-Generation entstehen, zu kompensieren. Andererseits kann KI bei der Erfassung von Bestandswissen unterstützen: So können z. B. Interviews mit der Babyboomer-Belegschaft zu den Prozessen in den Unternehmen geführt werden, um insbesondere an verborgenes bzw. implizites Wissen zu gelangen. Mithilfe von LLM-Methoden können die wesentlichen Aussagen dann zusammengefasst und für die weitere Verwendung aufbereitet werden. Beispielsweise könnten Prozessbeschreibungen automatisiert durch die Ergebnisse der Interviews verbessert werden. Außerdem kann das Wissen dazu genutzt werden, die Informationen mithilfe von Sprachassistenten wie Chat- oder Voicebots der Belegschaft bereitzustellen.

▪▪ Fort- und Weiterbildung

Fort- und Weiterbildung sind zentrale Elemente, um Wissenslücken bei Beschäftigten einer Organisation zu schließen und neues Know-how aufzubauen. Dabei müssen die Inhalte nicht nur zur Organisation, sondern auch zur Belegschaft passen bzw. deren individuellen Bedürfnissen und Interessen Rechnung tragen. Hierbei kann KI zunächst helfen, die „richtigen" Personen in einer Organisation für eine bestimmte Weiterbildungsmaßnahme zu identifizieren. Dies setzt voraus, dass aktuelle Daten zur Qualifizierung der Beschäftigten vorliegen. Zudem sollten auch individuelle Wünsche des Personals als Datenpunkt in den Prozess einfließen. Darüber hinaus kann KI ihre Vorteile bei digitalen Lernformaten ausspielen. Insbesondere Methoden der **generativen KI** können bspw. helfen, Lernmaterialien zu erstellen und diese adaptiv auf die Bedürfnisse der Belegschaft zuzuschneiden (Fischer et al. 2024). Präferiert eine Person z. B. eher kleinere Lerneinheiten, so kann der Inhalt auf solche heruntergebrochen werden. Eine weitere Möglichkeit der individuellen Unterstützung durch KI kann in einem Chatbot-System bestehen, mit dem sich interessierte Mitarbeiter und Mitarbeiterinnen zu Weiterbildungsmöglichkeiten informieren können.

▪▪ Gesundheitsmanagement

Schließlich kann auch die Gesundheit der Beschäftigten in Organisationen gezielt durch KI gefördert werden. Dies umfasst sowohl Coaching- und Weiterbildungsmaßnahmen als auch Monitoring-Methoden, die individuelles **Gesundheitsfeedback** ermöglichen. In Bezug auf klassische Weiterbildung und Coaching existieren inzwischen zahlreiche Anbieter, die Mitarbeitenden ermöglichen, sich durch Apps zum Thema Gesundheit weiterzubilden. Solche Apps nutzen digitale Inhalte, die interaktiv mithilfe von zuvor beschriebenen KI-Methoden aufbereitet werden. Darüber hinaus kann mithilfe von KI der Gesundheitszustand der Beschäftigten eines Unternehmens erfasst und damit auch verbessert werden: Beispielsweise bietet das Unternehmen Corvolution GmbH eine KI-basierte Lösung namens *mesana* hierfür an. Zunächst werden hierzu – ausschließlich mit Zustimmung der Mitarbeitenden – Daten wie bspw. die subjektive Wahrnehmung des eigenen Gesundheitsverhaltens oder der Belastung erhoben. Dies erfolgt mittels Fragebögen.

Anschließend wird ein Sensor an den Mitarbeiter bzw. die Mitarbeiterin geschickt, der über einen Zeitraum von zwei Tagen physiologische Daten wie z. B. das EKG oder Daten zu Atemmustern erfasst. Die erhobenen Daten werden Mithilfe von KI-Methoden zusammengeführt und ausgewertet. Entscheidend ist hierbei, dass die ausführlichen individuellen Ergebnisse der Erfassung des Gesundheitszustands nur der Person selbst mitgeteilt werden. Das Unternehmen erhält nur einen anonymisierten Gesamtbericht der Belegschaft, durch den keine Rückschlüsse auf den Gesundheitszustand einzelner Personen möglich ist. Anschließend können die Mitarbeiter bzw. Mitarbeiterinnen eine telefonische Beratung erhalten, die Tipps zur Verbesserung der Ergebnisse gibt. Die Abteilung Personalmanagement kann die aggregierten Daten bspw. nutzen, um einen vertieften Einblick in den Gesundheitszustand der Belegschaft zu erhalten und bspw. entsprechende Maßnahmen für die Arbeitsgestaltung aus diesen abzuleiten.

5.2.6 Personalmanagement und Personalbindung

In den Bereichen Personalmanagement und Personalbindung existiert eine Vielzahl von KI-basierten Lösungsansätzen, die im Folgenden nur exemplarisch anhand von People Analytics, Mitarbeiterbindung sowie der Automatisierung von Verwaltungsprozessen wie z. B. der Zeugniserstellung vorgestellt werden sollen.

Im Kern geht es bei **People Analytics**, auch HR Analytics genannt, darum, Daten zur Belegschaft systematisch zu analysieren, um kritische Entwicklungen zu identifizieren, datenbasiert Personalentscheidungen zu treffen und zukünftige Ereignisse zu prognostizieren. Dabei greift es Zahlen aus dem Personalcontrolling auf, ist aber zukunftsorientierter und weniger auf die Erstellung von Kennzahlen fokussiert als dieses. Hierfür werden nicht nur unternehmensinterne Daten, sondern auch externe Datenquellen wie bspw. Daten von sozialen Netzwerken wie LinkedIn oder Arbeitgeberbewertungsportalen wie Glassdoor genutzt (Gerlach 2022). Ein konkretes Beispiel für People Analytics ist das **Retention Management**, durch welches versucht wird, mithilfe von Daten die Kündigung von Beschäftigten besser zu verstehen und zu prognostizieren. Auf dieser Basis können gezielte Maßnahmen ergriffen werden, um Kündigungen und den damit verbundenen Aufwand zukünftig zu vermeiden. Ein erster Schritt eines KI-basierten Retention Management ist, mithilfe von Daten z. B. zur Dauer in der aktuellen Position, Dauer seit der letzten Beförderung, Entfernung zwischen Arbeitsort und Wohnort oder zum Alter zu identifizieren, welche Personen statistisch gesehen ein besonders hohes Risiko haben, das Unternehmen zu verlassen. Mithilfe von statistischen und KI-basierten Methoden können diese Daten in einem zweiten Schritt nicht nur deskriptiv analysiert, sondern es kann auch prädiktiv eine Kündigung vorhergesagt werden. Hiermit können in einem dritten Schritt Maßnahmen durch die Personalabteilung ergriffen werden: Einerseits kann individuell z. B. in einem Gespräch mit Mitarbeitern und Mitarbeiterinnen mit hohem Kündigungs-Risiko geklärt werden, wie die Motivation, beim Unternehmen zu bleiben, erhöht werden kann. Hierbei ist es wichtig, die Ergebnisse der KI nicht überzuinterpretieren und ein solches Gespräch als offenes Feedbackgespräch zu gestalten, das dem Beschäftigten Raum gibt, die eigene Sicht auf die Arbeitssituation zu schildern. Andererseits kann auch strukturell geprüft werden, ob bestimmte Gruppen wie z. B. das mittlere Management ggf. zu wenige Fort- und Weiterbildungsmöglichkeiten bekommen, worauf das Unternehmen gezielt Maßnahmen ergreifen könnte.

Eine letzte Möglichkeit, KI im Rahmen des Personalmanagements einzusetzen, besteht in der Nutzung von KI-basierten Tools, die die **Personalverwaltung** betreffen. Auch hier soll ein konkretes Beispiel beschrieben werden: Eine regelmäßige Aufgabe für Führungskräfte und die Personalabteilung ist die Erstellung von Arbeitszeugnissen, was mit einem hohen

Aufwand verbunden ist. Beispielsweise bietet das Unternehmen *zeugnis.ai* Möglichkeiten an, diesen Prozess stärker zu automatisieren. Im Kern handelt es sich um eine generative KI, die entweder selbst einen Text generiert oder hilft, eine passende Formulierung zu finden. Dies fördert sowohl die Qualität des Textes als auch die Effizienz bei der Texterstellung.

5.3 Fallstricke bei der Implementierung von KI im HR-Bereich und mögliche Lösungen

Nachdem verschiedene KI-Einsatzmöglichkeiten im HR-Bereich präsentiert worden sind, ist es essentiell zu beschreiben, worin die Fallstricke bei der Implementierung liegen und wie mit diesen umgegangen werden kann. Folgende Herausforderungen sind zu beachten:

Passung der Anwendungsfälle auf die Organisation

Der Beitrag hat eine breite Übersicht an potenziellen KI-Anwendungen beschrieben, jedoch eignen sich diese nicht für jede Organisation. Deshalb ist es auch im HR-Bereich unverzichtbar, die bestehenden Prozesse zu analysieren, um zu eruieren, wo ein KI-Einsatz Sinn ergibt und wo eher nicht. Werden KI-Lösungen von der Belegschaft als nicht sinnvoll betrachtet, droht ein hohes Risiko, dass diese nicht genutzt werden.

Change Management

KI-Lösungen haben oftmals eine direkte Auswirkung auf die Belegschaft. Dies kann bereits bei der Entwicklung der KI beginnen, da z. B. bestimmte Trainingsdaten erst durch das Personal generiert werden müssen. Spätestens jedoch beim produktiven Einsatz in der Organisation zeigen sich Auswirkungen auf das Personal. Deshalb muss insbesondere bei KI-Lösungen, die einen starken Einfluss auf die Arbeitsprozesse der Belegschaft haben, zum einen eine **Stakeholder-Analyse** durchgeführt werden. Zum anderen müssen durch Kommunikation und Weiterbildung verschiedene Maßnahmen getroffen werden, damit unter den Beschäftigten keine Widerstände entstehen, die den KI-Einsatz blockieren könnten. Zudem muss durch professionelles Change Management geprüft werden, inwiefern Unternehmensprozesse durch den KI-Einsatz angepasst werden müssen und wie diese Umgestaltung aussehen soll.

Mangelnde Datenstrategie

Ein Kernproblem bei der Nutzung von KI ist, dass ggf. nicht ausreichend Daten in guter Qualität vorhanden sind. Ist dies der Fall, können KI-Lösungen nicht ihr Potenzial entfalten bzw. verzögert sich die Bereitstellung einer solchen Lösung enorm, wenn entsprechende Daten erst beschafft werden müssen. Dieses Problem kann managementseitig behoben werden, indem Unternehmen eine **Datenstrategie** entwickeln. Diese hilft festzustellen, welche Daten in einem Unternehmen vorhanden sind. Zudem hilft sie zu bestimmen, wie Daten zu strukturieren sind, wer Zugriff auf die Daten hat und wie mithilfe der vorhandenen Daten ein Mehrwert für das Unternehmen erzeugt werden kann. Für Letzteres ist wiederum der Einsatz von KI sehr zentral.

Rechtliche Regulierungen

Genauso wie bei vielen anderen KI-Lösungen sind auch bei KI-Lösungen im HR-Bereich zahlreiche Regulierungen wie die Datenschutzgrundverordnung (DSGVO; Europäische Union 2016) und insbesondere das KI-Gesetz (Europäische Union 2024) zu beachten. Hierbei muss nicht nur bei neu einzuführenden Systemen, sondern auch bei bestehender Software die Rechtssituation geprüft werden. So muss z. B. eine Risikobewertung im Rahmen des KI-Gesetzes durchgeführt werden. Insbesondere bei KI-Lösungen im Bereich Personalauswahl müssen dabei datenschutzrechtliche Maßnahmen ergriffen werden, um mögliche Risiken zu minimieren.

KI-Kenntnisse

Um KI-Lösungen sowohl sinnvoll zu implementieren als auch nutzen zu können, brauchen sowohl das Personal im IT-Bereich als auch die vom KI-Einsatz betroffenen Fachbereiche wie z. B. die HR Grundkenntnisse zum Thema KI. Hierbei geht es nicht nur um ein Grundverständnis von KI selbst, sondern auch um Datenkompetenz, um kontinuierlich die Ergebnisse einer KI bewerten sowie mögliche Fehler entdecken und korrigieren zu können.

5.4 Fazit

KI kann ein wichtiges Element sein, um Personal zu identifizieren, zu rekrutieren, zu qualifizieren und im Unternehmen zu halten. Personalabteilungen, aber auch Unternehmensführungen sollten deshalb das Potenzial von KI im internen HR-Bereich evaluieren. KI ist dabei kein „Allheilmittel", aber sie kann einen Anstoß bieten, nicht nur über technische Lösungen nachzudenken, sondern auch HR-Prozesse sinnvoll zu gestalten. Wichtig ist es hierbei, zielführende Anwendungsfälle zu finden und die genannten Fallstricke zu vermeiden.

Literatur

Ahlers E, Erol S, Schleicher S (2020) Fachkräftemangel oder schlechte Personalplanung: Stellenbesetzungsprobleme in den Betrieben aus Sicht der Betriebsräte. Wirtschafts- und Sozialwissenschaftliches Institut (WSI) der Hans-Böckler-Stiftung, Düsseldorf (https://www.econstor.eu/bitstream/10419/224249/1/wsi-pb41.pdf. Zugegriffen: 10. Juni 2025)

Bitkom e. V. (2024a) Erstmals beschäftigt sich mehr als die Hälfte der Unternehmen mit KI. https://www.bitkom.org/Presse/Presseinformation/Erstmals-beschaeftigt-Haelfte-Unternehmen-KI. Zugegriffen: 5. März 2025

Bitkom e. V. (2024b) Mangel an IT-Fachkräften droht sich dramatisch zu verschärfen. https://www.bitkom.org/Presse/Presseinformation/Mangel-an-IT-Fachkraeften-droht-sich-zu-verschaerfen. Zugegriffen: 5. März 2025

Dahm M, Dregger A (2019) Der Einsatz von künstlicher Intelligenz im HR: Die Wirkung und Förderung der Akzeptanz von KI-basierten Recruiting-Tools bei potenziellen Nutzern. In: Hermeier B, Heupel T, Fichtner-Rosada S (Hrsg) Arbeitswelten der Zukunft. Springer, Wiesbaden, S 249–271

Dissanayake DY et al (2021) AI-based Behavioural Analyser for Interviews/Viva. 2021 IEEE 16th International Conference on Industrial and Information Systems (ICIIS), Kandy, Sri Lanka, S 277–282. https://ieeexplore.ieee.org/document/9660757/. Zugegriffen: 5. März 2025

Dregger A (2022) Wie gelingt KI im Mittelstand? Erfahrungen und Best Practices aus dem Projekt KI-Transfer BW. https://www.wirtschaft-digital-bw.de/fileadmin/media/Dokumente/Studien/20220328_Whitepaper_barrierefrei.pdf. Zugegriffen: 10. Juni 2025

Dregger A (2023) More than big five? Towards modelling and defining artificial personality for conversational agents. Oslo. https://2023.conversations.ws/wp-content/uploads/2023/11/conversations_2023_positionpaper_8_dregger.pdf. Zugegriffen: 10. Juni 2025

Europäische Union (2016) Verordnung (EU) 2016/679 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 27. April 2016 zum Schutz natürlicher Personen bei der Verarbeitung personenbezogener Daten, zum freien Datenverkehr und zur Aufhebung der Richtlinie 95/46/EG (Datenschutz-Grundverordnung). https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/PDF/?uri=CELEX:32016R0679. Zugegriffen: 10. Juni 2025

Europäische Union (2024) Verordnung (EU) 2024/1689 des Europäischen Parlaments und des Rates. https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX%3A32024R1689. Zugegriffen: 10. Juni 2025

Eurostat (2025) Use of artificial intelligence in enterprises. https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Use_of_artificial_intelligence_in_enterprises. Zugegriffen: 10. Juni 2025

Fischer A, Pabst C, Lorenz S, Schley T, Jöchner A (2024) KI-basierte Personalisierung berufsbezogener Weiterbildung: Ein Praxisleitfaden für Bildungsanbieter. wbv, Bielefeld (Susanne Kretschmer S, Pfeiffer I (Hrsg))

Freuding J, Garnitz J, Schaller D (2023) Demografischer Wandel und Arbeitskräftemangel: Personalpolitik von jung bis alt. Ifo Schnelld 76:62–67

Gehrmann M, Förster A (2024) The EU AI Act from an HR perspective. https://www.taylorwessing.com/en/interface/2024/ai-act-sector-focus/the-eu-ai-act-from-an-hr-perspective. Zugegriffen: 10. Juni 2025

Gerlach D (2022) People Analytics. In: Crashkurs Personalcontrolling. Haufe, München, S 291–301

Goretzko D, Israel LSF (2022) Pitfalls of machine learning-based personnel selection: fairness, transparency, and data quality. J Pers Psychol 21:37–47

Hashemi M, Seyed M, Rezvani MH, Khounsiavash M (2025) AI methods for personality traits recognition: a systematic review. Neurocomputing 640:130301

Holtgraves TM, Ross SJ, Weywadt CR, Han TL (2007) Perceiving artificial social agents. Comput Human Behav 23:2163–2174

IBM, Morning Consult (2023) IBM Global AI Adoption Index – Enterprise Report. https://filecache.mediaroom.com/mr5mr_ibmspgi/179414/download/IBM%20Global%20AI%20Adoption%20Index%20Report%20Dec.%202023.pdf. Zugegriffen: 10. Juni 2025

Jäger W, Wickel-Kirsch S (2017) Personalplanung 2017: Status quo der praktischen Anwendung in Unternehmen aus Deutschland und Österreich (Ergebnisse einer Online-Befragung aus 2017). https://www.haufe-akademie.de/downloadserver/Personalmanagement/Studie_Personalentwicklung_NEU.pdf. Zugegriffen: 10. Juni 2025

Kanning U (2015) Personalauswahl zwischen Anspruch und Wirklichkeit: Eine wirtschaftspsychologische Analyse. Springer, Berlin Heidelberg

Keller S, Fichter C, Basel J (2018) Personal. In: Fichter C (Hrsg) Wirtschaftspsychologie für Bachelor. Springer-Lehrbuch. Springer, Berlin Heidelberg, S 193–208

Kirchherr J, Sperling-Magro J, Mayer-Haug K, Weerda K (2024) HR-Monitor 2024. Trends und Perspektiven im Personalwesen

Kleinman Z (2024) Why Google's „woke" AI problem won't be an easy fix. https://www.bbc.com/news/technology-68412620. Zugegriffen: 10. Juni 2025

Kock A (2024) KI und Arbeitsrecht: Das bedeutet der AI Act für den HR-Bereich. https://kpmg-law.de/ki-und-arbeitsrecht-das-bedeutet-der-ai-act-fuer-den-hr-bereich/. Zugegriffen: 10. Juni 2025

Kothari P, Mehta P, Patil S, Hole V (2024) InterviewEase: AI-powered interview assistance. https://www.researchsquare.com/article/rs-3964944/v1. Zugegriffen: 5. März 2025

Kreipp A-S (2021) Assisted, Augmented und Autonomous Intelligence: Die Evolution von Künstlicher Intelligenz. Fraunhofer IKS. https://safe-intelligence.fraunhofer.de/artikel/die-evolution-von-kuenstlicher-intelligenz. Zugegriffen: 10. Juni 2025

Lewis P et al (2021) Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks. http://arxiv.org/abs/2005.11401. Zugegriffen: 5. März 2025

Li D, Raymond L, Bergman P (2020) Hiring as Exploration. National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA. http://www.nber.org/papers/w27736.pdf. Zugegriffen: 5. März 2025

Maleki N, Padmanabhan B, Dutta K (2024) AI Hallucinations: A Misnomer Worth Clarifying. 2024 IEEE Conference on Artificial Intelligence (CAI), Singapore, S 133–138. https://ieeexplore.ieee.org/document/10605268/. Zugegriffen: 27. Mai 2025

McKinsey (2024) The state of AI in early 2024: Gen AI adoption spikes and starts to generate value. https://www.mckinsey.com/~/media/mckinsey/business%20functions/quantumblack/our%20insights/the%20state%20of%20ai/2024/the-state-of-ai-in-early-2024-final.pdf?shouldIndex=false. Zugegriffen: 10. Juni 2025

Muti C (2024) Kl im Bewerbungsprozess & Datenschutz. Kl im Bewerbungsprozess & Datenschutz. https://mkm.legal/es/blog/04-11-2024-ki-im-bewerbungsprozess-datenschutz. Zugegriffen: 10. Juni 2025

Smith CS (2023) Hallucinations Could Blunt ChatGPT's Success - OpenAI says the problem's solvable, Yann LeCun says we'll see. https://spectrum.ieee.org/ai-hallucination. Zugegriffen: 10. Juni 2025

Spengler T, Metzger-Volkmer O, Volkmer T, Herzog S, Siegling KM (2025) Moderne Personalplanung: Modelle, Methoden und Fallbeispiele, 2. Aufl. Springer, Wiesbaden

Statistisches Bundesamt (2024) Bis 2049 werden voraussichtlich mindestens 280 000 zusätzliche Pflegekräfte benötigt. https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2024/01/PD24_033_23_12.html. Zugegriffen: 10. Juni 2025

Stippler S, Burstedde A, Hering A, Jansen A, Pierenkemper S (2019) Wie Unternehmen trotz Fachkräftemangel Mitarbeiter finden. Institut der deutschen Wirtschaft e. V., Köln (https://www.iwkoeln.de/fileadmin/user_upload/Studien/Externe_Studien/2019/KOFA_Studie_Indeed__Personalwirtschaft_Online.pdf. Zugegriffen: 10. Juni 2025)

Van Hooijdonk C, Martijn G, Liebrecht C (2023) A framework and content analysis of social cues in the introductions of customer service chatbots. In: Følstad A et al (Hrsg) Chatbot research and design. Lecture Notes in Computer Science, Bd. 13815. Springer, Cham, S 118–133

Künstliche Intelligenz in der betrieblichen Prävention und Gesundheitsförderung

David Matusiewicz

Inhaltsverzeichnis

6.1 Einleitung – 67

6.2 KI und das Wohlbefinden der Beschäftigten – 67
6.2.1 Personalisierte Gesundheitsförderung am Arbeitsplatz – 68
6.2.2 Stressreduktion durch KI-gestützte Systeme – 68
6.2.3 Psychische Gesundheit und KI – 69
6.2.4 Digitale Gesundheitsanwendungen in der Betrieblichen Gesundheitsförderung und KI – 70
6.2.5 Ergonomische Gesundheitsförderung am Arbeitsplatz durch KI – 70

6.3 KI und Produktivität – 71
6.3.1 Automatisierung von Routineaufgaben – 71
6.3.2 Assistenzsysteme und kollaborative Roboter – 71
6.3.3 KI-gestützte Analyse und Optimierung von Arbeitsprozessen – 72
6.3.4 Verbesserung der Mensch-Maschine-Kollaboration – 72

6.4 KI als Chance für gesunde Arbeitsbedingungen – 72
6.4.1 Wearables zur Gesundheitsüberwachung – 72
6.4.2 Adaptive Assistenzsysteme in der Produktion – 73
6.4.3 Robotik für ergonomische Entlastung – 74

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_6

6.4.4 KI in der Gefahrenvermeidung am Arbeitsplatz – 75
6.4.5 Einsatz von KI zur Unfallverhütung – 75

6.5 KI und Gesundheitskompetenz – 75
6.5.1 KI-gestützte Schulungs- und Lernplattformen – 76
6.5.2 KI-basierte personalisierte Trainingsprogramme – 77

6.6 Herausforderungen und ethische Aspekte – 77
6.6.1 Datenschutz und KI in der Arbeitswelt – 77
6.6.2 Mensch-Maschine-Interaktion und Akzeptanz – 77
6.6.3 Ethische Fragen beim Einsatz von KI – 78
6.6.4 Regulierungen und rechtliche Rahmenbedingungen – 78

6.7 Fazit und Ausblick – 79

Literatur – 80

Zusammenfassung

Künstliche Intelligenz (KI) revolutioniert die Arbeitswelt, indem sie nicht nur die Produktivität steigert, sondern auch einen bedeutenden Einfluss auf die Gesundheit und das Wohlbefinden der Beschäftigten hat. Unternehmen stehen vor der Herausforderung, moderne Technologien so zu integrieren, dass sowohl betriebliche als auch gesundheitliche Vorteile entstehen. Der Einsatz von KI zur betrieblichen Prävention und Gesundheitsförderung umfasst dabei ein breites Spektrum. Deren Vorteil ist, dass Gesundheitsmaßnahmen in Zukunft besser zu stratifizieren bzw. individualisieren sind. Der Nachteil ist, dass das Feld heute noch nicht ausgereift ist und es viel „Wildwuchs" in der Vielzahl von Anwendungen gibt. In diesem Beitrag werden deshalb die verschiedenen Facetten der KI rund um Corporate Health Management untersucht und konkrete Anwendungsbeispiele dargestellt. Darüber hinaus werden ethische, rechtliche und soziale Herausforderungen erörtert, die mit der Implementierung von KI im Betrieblichen Gesundheitsmanagement einhergehen. Ziel ist es, einen Überblick über Einsatzmöglichkeiten von KI in der Prävention und Gesundheitsförderung in den Betrieben zu erhalten.

6.1 Einleitung

Die fortschreitende Digitalisierung verändert die Arbeitswelt grundlegend. In nahezu allen Branchen kommen zunehmend Technologien zum Einsatz, die Prozesse effizienter gestalten, Daten analysieren und die Arbeitsbedingungen verbessern. Eine der zentralen Entwicklungen in diesem Bereich ist der Einsatz künstlicher Intelligenz (KI). KI-Systeme haben das Potenzial, nicht nur die Produktivität zu steigern, sondern auch das Wohlbefinden der Beschäftigten zu fördern und präventive Maßnahmen im Bereich der Gesundheitsförderung zu unterstützen. Hierfür eröffnet KI neue Perspektiven bei der Herausforderung von Unternehmen, gesundheitsförderliche Arbeitsbedingungen zu schaffen und gleichzeitig wettbewerbsfähig zu bleiben. KI kann hier dabei helfen, ergonomische Arbeitsplätze zu gestalten, Risiken frühzeitig zu erkennen und individuelle Gesundheitsmaßnahmen bereitzustellen. Gleichzeitig wirft der verstärkte Einsatz von KI zahlreiche Fragen auf. Datenschutz, ethische Implikationen und die Akzeptanz von KI-Systemen durch die Beschäftigten sind wesentliche Themen, die berücksichtigt werden müssen (Buchkremer et al. 2020). Während einige KI-Technologien als Unterstützung für den Menschen entwickelt wurden, besteht gleichzeitig die Sorge, dass Automatisierung und algorithmische Entscheidungsfindung zu einer Entfremdung oder sogar Belastung der Beschäftigten führen könnten. Die erfolgreiche Integration von KI in die Arbeitswelt erfordert daher einen ausgewogenen Ansatz, der sowohl technologische Fortschritte als auch die Bedürfnisse und Rechte der Arbeitnehmer berücksichtigt.

Diese Arbeit gibt einen umfassenden Überblick über die Rolle der künstlichen Intelligenz in der betrieblichen Prävention und Gesundheitsförderung. Dabei werden verschiedene Einsatzbereiche, Chancen und Herausforderungen beleuchtet. Neben konkreten Beispielen für den praktischen Einsatz von KI werden auch ethische und regulatorische Fragen diskutiert. Ziel ist es, ein besseres Verständnis dafür zu schaffen, wie KI zum Wohl der Beschäftigten eingesetzt werden kann und welche Rahmenbedingungen notwendig sind, um diese Entwicklung nachhaltig zu gestalten.

6.2 KI und das Wohlbefinden der Beschäftigten

In der heutigen Arbeitswelt sind Unternehmen zunehmend auf der Suche nach Möglichkeiten, das Wohlbefinden ihrer Mitarbeitenden zu steigern, denn ein gesundes Arbeitsumfeld wirkt sich positiv auf die Produktivität, die Mitarbeiterbindung und das Unternehmensergebnis aus. KI-Technologien bieten neue Perspektiven, um dieses Ziel zu erreichen, indem

sie bspw. personalisierte Gesundheitsstrategien, eine Verbesserung der ergonomischen Arbeitsbedingungen und eine Förderung der psychischen Gesundheit ermöglichen. So nutzen z. B. Gesundheitsplattformen und Apps KI, um individuelle Gesundheitsprofile zu erstellen und personalisierte Empfehlungen zu Bewegung, Ernährung oder Stressbewältigung zu geben – unterstützt durch KI-gestützte Chatbots, die rund um die Uhr coachen und motivieren. Wearables und smarte Sensoren liefern bspw. kontinuierlich Daten zu Aktivität, Schlaf oder Herzfrequenz, die mithilfe von KI analysiert werden, um frühzeitig auf Risiken hinzuweisen. Einige Unternehmen setzen sogar auf emotionserkennende KI, die anhand von Sprache, Mimik oder Schreibverhalten – natürlich unter Einhaltung strenger Datenschutzvorgaben – Hinweise auf Stress oder Überlastung geben kann. Digitale Coaching-Tools, oft KI-basiert, können die mentale Gesundheit mit adaptiven Programmen zu Schlaf, Resilienz oder Veränderungsmanagement unterstützen. Darüber hinaus ermöglichen KI-gestützte Predictive-Analytics-Modelle bspw. die Früherkennung von Belastungstendenzen, indem sie Daten zu Fehlzeiten, Kommunikation oder Teamdynamiken auswerten und dadurch gezielte präventive Maßnahmen ermöglichen. All diese Technologien können das Betriebliche Gesundheitsmanagement (BGM) individueller, proaktiver und effizienter machen. Gleichzeitig setzen sie eine bewusste Auseinandersetzung mit ethischen, datenschutzrechtlichen und kulturellen Fragen voraus.

6.2.1 Personalisierte Gesundheitsförderung am Arbeitsplatz

Die Personalisierung von Gesundheitsstrategien ist ein entscheidender Schritt, um das Wohlbefinden der Mitarbeitenden zu fördern. KI ermöglicht es, personalisierte Gesundheitsprogramme zu entwickeln, die exakt auf die Bedürfnisse des einzelnen Beschäftigten zugeschnitten sind. Diese Programme können auf der Analyse von Daten beruhen, die durch Wearables wie bspw. Smartwatches und Fitness-Tracker erfasst werden. Sie messen Vitaldaten wie Herzfrequenz, Aktivitätslevel, Schlafqualität und Stressniveaus und liefern so wertvolle Informationen über die Gesundheit der Beschäftigten. Solche Entwicklungen haben auch Effekte auf das digitale Betriebliche Gesundheitsmanagement, indem die Beschäftigten diese Services privat nutzen oder diese in die betriebliche Strategie mit eingebunden werden.

6.2.2 Stressreduktion durch KI-gestützte Systeme

Stress ist eine der Hauptursachen für gesundheitliche Probleme und Fehlzeiten am Arbeitsplatz. KI bietet eine Vielzahl von Möglichkeiten, wie dieser reduziert werden kann. Eine der effektivsten Methoden ist der Einsatz von intelligenten Systemen, die die Arbeitsbelastung der Beschäftigten in Echtzeit überwachen. Solche Systeme analysieren die Arbeitsgeschwindigkeit, den Umfang von Aufgaben und die Zeit, die für deren Erledigung benötigt wird. Wenn ein Mitarbeiter eine zu hohe Arbeitslast hat oder Anzeichen von Stress zeigt, kann das KI-System automatisch Pausen oder Entspannungsübungen vorschlagen, die dabei helfen, den Stresspegel zu senken.

Darüber hinaus gibt es KI-gesteuerte Apps und Chatbots, die speziell entwickelt wurden, um die Beschäftigten durch gezielte Stressbewältigungsstrategien zu unterstützen. Diese Programme bieten verschiedene Funktionen, wie z. B. geführte Meditationen, Achtsamkeitsübungen oder Atemtechniken, die den Beschäftigten helfen, ihre Emotionen zu regulieren und ihren Stresslevel zu kontrollieren.

Ein weiteres innovatives Beispiel ist die Nutzung von Virtual-Reality-(VR-)Technologien in Verbindung mit KI. VR-Systeme ermöglichen es, in eine virtuelle, entspannende Umgebung einzutauchen, die speziell darauf ausgelegt ist Stress abzubauen. KI kann hierbei durch das Monitoring der physiologischen Re-

aktionen der Beschäftigten (z. B. Herzfrequenz oder Hautleitwert) die Entspannungsübungen anpassen und so eine optimale Wirksamkeit erzielen (Heinemann et al. 2024). Hierbei ist kritisch anzumerken, dass dies gleichzeitig die Gefahr einer Leistungskontrolle in sich birgt. Dies gilt es ebenso im Blick zu haben wie den Fakt, dass Stress ein „Vorläufer" oder „Frühwarnsignal" psychischer Erkrankungen sein kann und ihm deshalb frühzeitig entgegengewirkt werden sollte, denn laut dem DAK-Gesundheitsreport 2023 verursachten psychische Erkrankungen 15,1 % des Krankenstandes und lagen somit auf Platz drei der wichtigsten Erkrankungsarten (DAK 2023).

6.2.3 Psychische Gesundheit und KI

Die psychische Gesundheit ist ein entscheidender Faktor für das Wohlbefinden der Mitarbeitenden. KI hat hier bspw. das Potenzial, die psychischen Arbeitsbedingungen zu verbessern, was innerhalb der Verhältnisprävention zunehmend an Bedeutung gewinnt. KI-basierte Systeme bieten zudem neue Möglichkeiten, um psychische Beeinträchtigungen ebenso wie manifeste Erkrankungen frühzeitig zu erkennen und daraufhin geeignete Maßnahmen zu ergreifen. Ein Ansatz zur Unterstützung der psychischen Gesundheit am Arbeitsplatz sind KI-gestützte Plattformen, die zur Überwachung des emotionalen Zustands der Mitarbeitenden eingesetzt werden. Diese Plattformen analysieren Verhaltensdaten, um Muster zu identifizieren, die auf psychische Belastungen oder Erkrankungen wie bspw. Ängste oder Depressionen hinweisen. Dieses Einsatzgebiet wird in der Theorie und Praxis besonders kritisch diskutiert. Die Standpunkte erstrecken sich auf einem Kontinuum der Möglichkeiten, deren Befürworter von einer kompletten Substitution des Behandlers ausgehen, während die Gegner dies mit Verweis sowohl auf den „Wirkstoff" der Beziehung zwischen Therapeuten und Patienten als auch auf die fehlende Empathie strikt ablehnen. Aktuelle Diskussionen befassen u. a. damit, inwieweit Emotionen und Empathie „algorithmisiert" werden können. Im betrieblichen Kontext können so beispielsweise anhand von Mikroexpressionen in Studiensettings psychische Erkrankungen in frühen Phasen detektiert werden. Wie dies konkret aussehen kann und ob es seitens der Beschäftigten und weiteren Akteuren im betrieblichen Kontext neben einem Studiensetting umgesetzt werden kann, konnte bis dato noch nicht abschließend geklärt werden (Matusiewicz und Werner 2025).

Ein wichtiger Vorteil von KI in diesem Bereich ist zudem die Möglichkeit, Unterstützung anonym und jederzeit zugänglich anzubieten. Dies reduziert zum einen die Hemmschwelle für Beschäftigte, Hilfe in Anspruch zu nehmen. Zum anderen ermöglicht dies eine frühzeitige Intervention, bevor ernsthafte psychische Probleme auftreten. KI-Systeme können so bspw. dazu beitragen, den Beschäftigten individuell zugeschnittene Ratschläge zur Stressbewältigung und zur Förderung des emotionalen Wohlbefindens zu geben.

Ein weiteres vielversprechendes Einsatzgebiet von KI ist die Integration von digitalen therapeutischen Anwendungen. Diese Programme bieten eine Vielzahl von interaktiven Therapieansätzen, die speziell entwickelt wurden, um psychische Probleme zu adressieren. Sie können in Form von strukturierten Gesprächen, kognitiver Verhaltenstherapie oder Achtsamkeitsübungen genutzt werden. KI kann bspw. die Interaktionen des Nutzers analysieren und den Therapieansatz entsprechend anpassen, um maximal effektivere Unterstützung zu bieten. Zudem können psychologische Gespräche etwa im Rahmen von Verhaltenstherapien – wie es heute bereits strukturiert durch Digitale Gesundheitsanwendungen (DiGa) der Fall ist – auch digital umgesetzt werden.

6.2.4 Digitale Gesundheitsanwendungen in der Betrieblichen Gesundheitsförderung und KI

DiGA sind zunehmend ein Bestandteil der modernen betrieblichen Gesundheitsversorgung und -förderung. Sie bieten Beschäftigten eine breite Palette von Funktionen – von der Unterstützung bei der Krankheitsbewältigung über die Gesundheitsüberwachung bis hin zur Förderung eines gesunden Lebensstils. Die Integration von KI in DiGA eröffnet neue Möglichkeiten, personalisierte Gesundheitslösungen zu schaffen, die auf die individuellen Bedürfnisse und Ziele der Beschäftigten zugeschnitten sind.

So kann KI in DiGA genutzt werden, um Nutzerdaten kontinuierlich zu analysieren und personalisierte Empfehlungen zu geben. Hierzu dienen auch Patient-Reported Outcomes Measures (PROMs).

DiGA können zudem KI nutzen, um die Therapie und Medikation zu optimieren, indem sie den Gesundheitszustand des Beschäftigten überwachen und automatisch Anpassungen in den Empfehlungen vornehmen. Darüber hinaus können diese Anwendungen durch eine stetige Datenanalyse Gesundheitsrisiken frühzeitig identifizieren, bevor sie sich zu ernsthaften Problemen entwickeln.

Der Vorteil von KI in DiGA liegt in der Individualisierung: KI-basierte Systeme lernen die Gewohnheiten, Präferenzen und Gesundheitszustände der Beschäftigten kennen, was eine zielgerichtete und effiziente Unterstützung ermöglicht. Wichtig ist allerdings der Nutzennachweis mit einem klaren Endpunkt – dies stellt die Nutzung von KI künftig vor Herausforderungen.

6.2.5 Ergonomische Gesundheitsförderung am Arbeitsplatz durch KI

Ein weiterer wichtiger Aspekt der Betrieblichen Gesundheitsförderung ist die ergonomisch-gesundheitsorientierte Gestaltung des Arbeitsplatzes. Schlechte Arbeitsbedingungen, wie z. B. ungünstige Sitzhaltungen, falsche Schreibtischhöhen oder unzureichende Beleuchtung, können langfristig zu gesundheitlichen Problemen führen, insbesondere zu Muskel-Skelett-Erkrankungen, die zu hohen Ausfallzeiten führen. Im Jahr 2023 zählten Muskel-Skelett-Erkrankungen mit 18,5 % zu den häufigsten Ursachen für krankheitsbedingte Ausfälle in Deutschland (LEITZ GfK-Studie 2024). KI-Technologien können in diesem Bereich helfen, Arbeitsplätze in Echtzeit zu überwachen und Empfehlungen zur Verbesserung der ergonomischen Bedingungen zu geben (Harris 2020).

KI-gestützte Systeme können zudem die Bewegungsmuster der Mitarbeitenden beobachten und feststellen, ob diese längere Zeit in ungesunden Positionen verharren. Durch Algorithmen, die kontinuierlich die Haltung analysieren, können diese Systeme Vorschläge machen, wie der Arbeitsplatz ergonomisch angepasst werden kann (Lübken und Wiemer 2025) – beispielsweise durch die richtige Einstellung des Stuhls, den Wechsel der Sitzposition oder regelmäßige Pausen. Einige Systeme sind bereits in der Lage, dem Nutzenden eine Erinnerung zu senden, um eine Sitzpause einzulegen oder die Haltung zu ändern, was präventiv gegen Rücken- und Nackenprobleme wirkt. Hier gibt es sog. Reallabore wie das des Zentrums für Erlebbare Künstliche Intelligenz (ZEKI) in Berlin. Diese Reallabore helfen dabei, einen Experimentierraum abzubilden, damit bspw. Arbeitgeber sich das „Büro der Zukunft“ anschauen können, und so werden Daten gesammelt, um Thesen in der Praxis zu überprüfen.

KI kann auch in Verbindung mit anderen Technologien genutzt werden, um frühzeitig

potenzielle Überlastungen zu erkennen. Beispielsweise können KI-Systeme die Beleuchtung an den natürlichen Tagesrhythmus anpassen oder die Raumtemperatur regulieren, um eine optimale Arbeitsumgebung zu schaffen. Derartige intelligente Anpassungen der Arbeitsumgebung leisten einen wichtigen Beitrag zur Prävention arbeitsbedingter Überlastung – sowohl körperlich als auch mental – und bilden damit eine zentrale Grundlage für gesundheitsförderliche Arbeitsverhältnisse. Eine gesunde, ergonomische Arbeitsumgebung fördert nicht nur das Wohlbefinden, sondern steigert auch die Produktivität und Zufriedenheit der Mitarbeitenden. Weitere Forschung rund um die Chronobiologie der Mitarbeitenden ist hier jedoch nötig (Cuhls et al. 2024).

6.3 KI und Produktivität

6.3.1 Automatisierung von Routineaufgaben

Eine der größten Stärken von KI liegt in der Automatisierung repetitiver Aufgaben. KI-Systeme können große Mengen an Daten analysieren, sortieren und verarbeiten, was insbesondere im administrativen Bereich zu einer erheblichen Effizienzsteigerung führt. In Unternehmen übernehmen KI-gestützte Systeme beispielsweise die Verarbeitung von Rechnungen, die Bearbeitung von Kundenanfragen oder die Dokumentation von Arbeitsabläufen. Dadurch werden Mitarbeitende entlastet und können sich verstärkt auf kreative, strategische und wertschöpfende Aufgaben konzentrieren. Darüber hinaus ermöglichen intelligente Algorithmen eine effizientere Ressourcennutzung, indem sie Arbeitsprozesse optimieren und Engpässe frühzeitig identifizieren. Nach der sog. Oxford-Studie werden in den nächsten knapp 20 Jahren rund 47 % der Jobs verschwunden sein – und andere, neue entstehen (Frey und Osbourne 2013). Generative KI wie z. B. ChatGPT wird nach einer aktuellen Studie der Internationalen Arbeitsorganisation (ILO) mehr neue Arbeitsplätze schaffen als vernichten, indem sie einige Aufgaben automatisiert, anstatt eine Rolle vollständig zu übernehmen. Es bleibt offen, ob technologische Entwicklungen zu einer tatsächlichen Reduktion der Arbeitszeit führen – insbesondere vor dem Hintergrund potenzieller Veränderungen der Arbeitsintensität und Autonomie (ILO 2023).

6.3.2 Assistenzsysteme und kollaborative Roboter

Kollaborative Roboter (sogenannte Cobots) arbeiten direkt mit Menschen zusammen und übernehmen körperlich belastende oder monotone Aufgaben (Peshkin und Colgate 1999). In der Industrie erleichtern sie beispielsweise das Heben schwerer Lasten, führen präzise Montagearbeiten aus oder unterstützen bei der Verpackung von Produkten. Auch in der Pflegebranche gewinnen KI-gestützte Assistenzsysteme an Bedeutung, indem sie Pflegekräfte bei der Patientenmobilisierung unterstützen wie, beispielsweise die Roboter der United Robotics Group bzw. Entrance Robotics. Allerdings belegt eine systematische Übersichtarbeit, dass Cobots bislang überwiegend patientenzentriert eingesetzt werden, Pflegekräfte bislang nur begrenzt entlasten und es an pflegezentrierten Entwicklungs- und Evaluationsstudien fehlt, die durch menschzentriertes Design und Praxispartnerschaften vorangebracht werden müssten (Babalola et al. 2024).

Neben physischen Assistenzsystemen existieren auch digitale Helfer, wie etwa Sprachassistenten oder intelligente Chatbots, die administrative Tätigkeiten übernehmen und Mitarbeitende in ihrer täglichen Arbeit unterstützen. Cobots sind darauf ausgelegt, sicher mit Menschen zusammenzuarbeiten, indem sie Bewegungen vorausschauend anpassen und Kollisionen vermeiden (Peshkin und Colgate 1999). Dies verbessert nicht nur die Produktivität, sondern trägt auch zu einer gesünderen Arbeitsumgebung bei. Dies ist heute beispielweise in Laboren üblich, indem Team Mensch und Maschine zusammenarbeiten.

6.3.3 KI-gestützte Analyse und Optimierung von Arbeitsprozessen

Ein zentraler Vorteil von KI ist ihre Fähigkeit, große Datenmengen in Echtzeit zu analysieren und daraus Optimierungspotenziale abzuleiten (Riedel et al. 2023). Predictive Analytics Kollaborative ist ein Teilbereich von Data Science, der mittels lernender Algorithmen Muster in großen Datenmengen erkennt, um auf dieser Grundlage wahrscheinlichkeitsgestützte Vorhersagen über zukünftige Ereignisse oder Zustände zu treffen (Engel 2021). Predictive Analytics im gesundheitlichen Kontext entfaltet besonderes Potenzial, wenn strukturierte Daten – insbesondere aus elektronischen Patientenakten – systematisch genutzt werden, um mittels Data-Mining-Verfahren Muster und Zusammenhänge in Gesundheitsverläufen zu erkennen. Diese Erkenntnisse können in prädiktive Modelle überführt werden, die fundierte Vorhersagen über Krankheitsverläufe, Versorgungsbedarfe oder Therapieerfolge ermöglichen. Entscheidend für einen nachhaltigen Nutzen ist jedoch, dass der Einsatz solcher Modelle nicht nur technisch umgesetzt, sondern auch wissenschaftlich reflektiert und auf deren tatsächliche Auswirkungen auf Versorgungsqualität, Effizienz und Patientensicherheit hin überprüft wird (Malik et al. 2018). Im beruflichen Kontext umfasst künstliche Intelligenz die Optimierung von Arbeitsabläufen, die Unterstützung diagnostischer Entscheidungen sowie die Steigerung von Qualität, Sicherheit und betrieblicher Effizienz (Letourneau-Guillon et al. 2020). Hier wird heute darüber gestritten, was „noch Statistik“ und was „schon KI“ ist. In der Fertigung können KI-Systeme beispielsweise Maschinenwartungen vorausschauend planen, um kostspielige Ausfälle zu vermeiden. Im Büroalltag analysieren intelligente Algorithmen Kommunikationsmuster und identifizieren ineffiziente Prozesse, um Arbeitsabläufe schlanker und effektiver zu gestalten.

6.3.4 Verbesserung der Mensch-Maschine-Kollaboration

Mit dem zunehmenden Einsatz von KI-Systemen verändert sich die Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine grundlegend. KI kann als Vermittler zwischen menschlichen Beschäftigten und automatisierten Systemen fungieren, indem sie Arbeitsprozesse so gestaltet, dass sie für beide Seiten effizient und sicher sind (Riedel et al. 2023). So ermöglichen „smarte“ Benutzeroberflächen und Sprachsteuerungen eine natürliche Interaktion mit KI-Systemen, wodurch Mitarbeitende von technischen Hürden entlastet werden. In der industriellen Produktion optimieren KI-gestützte Steuerungssysteme die Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine, indem sie Arbeitslasten dynamisch verteilen und Arbeitsanweisungen in Echtzeit anpassen (Vemuri 2023). In der Logistikbranche werden intelligente Transportsysteme eingesetzt, die eigenständig Waren transportieren, sich an neue Gegebenheiten anpassen und mit menschlichen Mitarbeitenden kooperieren (Liu et al. 2024). Dies führt nicht nur zu einer Steigerung der Produktivität, sondern auch zu einer sicheren und gesünderen Arbeitsumgebung.

Durch diese Entwicklungen wird deutlich, dass KI nicht nur die Effizienz von Unternehmen steigert, sondern auch dazu beiträgt, Arbeitsbedingungen zu verbessern, körperliche und geistige Belastungen zu reduzieren und eine nachhaltige Mensch-Maschine-Interaktion zu ermöglichen.

6.4 KI als Chance für gesunde Arbeitsbedingungen

6.4.1 Wearables zur Gesundheitsüberwachung

Wearables, wie „smarte“ Armbänder, Uhren oder Sensoren in Kleidung, ermöglichen eine kontinuierliche Gesundheitsüberwachung am Arbeitsplatz. Sie messen Parameter wie

Herzfrequenz, Stresslevel oder körperliche Belastung und liefern Echtzeitdaten, um gesundheitliche Risiken frühzeitig zu erkennen. Hier gibt es mittlerweile einige digitale Gesundheitsapps, die zumeist im Rahmen von Selbstzahler-Angeboten, Präventionsprogrammen von Krankenkassen oder Selektivverträgen dieser zur Verfügung gestellt werden. Diese werden von Unternehmen für das Betriebliche Gesundheitsmanagement zu Marketingzwecken (Argument zur Mitarbeitergewinnung und -bindung) verwendet.

In industriellen Umgebungen erfassen smarte Helme oder Westen beispielsweise Vibrationen, Temperatur oder toxische Substanzen und warnen Arbeitende vor Gefahren. In Büroberufen können KI-gestützte Wearables dabei helfen, Sitz- und Bewegungsmuster zu analysieren und Empfehlungen für eine gesündere Haltung zu geben. Die gewonnenen Daten können nicht nur individuell genutzt, sondern auch anonymisiert ausgewertet werden, um Arbeitsbedingungen langfristig zu verbessern.

6.4.2 Adaptive Assistenzsysteme in der Produktion

Die moderne industrielle Produktion steht vor der Herausforderung, steigende Effizienzanforderungen mit dem Schutz und der Förderung der Gesundheit ihrer Beschäftigten in Einklang zu bringen. In diesem Kontext gewinnen adaptive Assistenzsysteme (AAS) zunehmend an Bedeutung. Diese Systeme sind darauf ausgelegt, Arbeitsprozesse dynamisch an die individuellen Fähigkeiten und Bedürfnisse der Mitarbeitenden anzupassen, wodurch sie eine personalisierte Unterstützung ermöglichen, die über traditionelle, starre Ansätze hinausgeht.

Adaptive Assistenzsysteme zeichnen sich durch ihre Fähigkeit aus, sich kontinuierlich an die spezifischen Anforderungen von Arbeitsprozessen und an die individuellen Merkmale der Beschäftigten anzupassen. Ein zentrales Merkmal dieser Systeme ist ihr Lernparadigma: Sie nehmen Informationen auf und repräsentieren diese in derselben Weise wie die Lernprogramme selbst, wodurch die Notwendigkeit separater Steuerungsmechanismen entfällt und eine effiziente Integration von Wissen und Lernprozessen ermöglicht wird (Waterman 1975).

Das Fraunhofer IOSB beschreibt KI-basierte Assistenzsysteme als Werkzeuge, die Menschen dabei unterstützen, Aufgaben effektiver und effizienter zu bewältigen. Diese Systeme sind in der Lage, Nutzer anzuleiten, sie von Routineaufgaben zu entlasten und sogar komplexe Aufgaben zu übernehmen, die für Menschen in großer Menge oder mit hoher Präzision schwierig wären. Zu den wesentlichen Forschungsbereichen gehören die Auswertung und Analyse großer Datenmengen, wie Bilder, Videos, Texte oder Datenreihen. Dies beinhaltet die Identifizierung verborgener Muster und Korrelationen, die Ableitung weiterer Schlussfolgerungen (Reasoning) sowie die Integration heterogener Daten und Informationen zu einem Gesamtbild, deren Aufbereitung und Visualisierung. Darüber hinaus entwickeln diese Systeme Entscheidungshilfesysteme, die fundierte und nachvollziehbare Entscheidungen ermöglichen, indem sie alle relevanten Aspekte berücksichtigen, insbesondere wenn große Informationsmengen gleichzeitig verarbeitet werden müssen. Die inhärente Lernfähigkeit und Anpassungsfähigkeit dieser Systeme erlaubt es, dass sich diese kontinuierlich verbessern und auf sich ändernde Anforderungen und neue Herausforderungen reagieren, wodurch sie eine maßgeschneiderte Unterstützung bieten können (Fraunhofer IOSB 2025). Die Kernpfeiler von Industrie 5.0 sind Menschzentrierung, Nachhaltigkeit und Resilienz. Die menschzentrierte Perspektive betont die Entwicklung soziotechnischer Systeme, die darauf abzielen, die menschliche Gesundheit, Sicherheit und das Wohlbefinden zu verbessern und gleichzeitig nachhaltige Praktiken zu fördern, die der Gesellschaft als Ganzes zugutekommen (Trstenjak et al. 2025). Diese Entwicklung verdeutlicht, dass adaptive Assistenzsysteme nicht nur Werkzeuge zur Automatisierung sind, sondern integrale Bestandteile

einer Vision, in der Technologie menschliche Fähigkeiten erweitert, die Gesundheit der Mitarbeitenden priorisiert und ein nachhaltigeres, widerstandsfähigeres Produktionsumfeld fördert. Dies impliziert einen strategischen Imperativ für Unternehmen, in AAS zu investieren, nicht nur aus Effizienzgründen, sondern auch für die langfristige Nachhaltigkeit des Humankapitals und den gesellschaftlichen Nutzen (Kumar 2025).

Die U.S. National Science Foundation hat eine Methode entwickelt, die Künstliche Intelligenz und Computersimulationen nutzt, um die Zusammenarbeit zwischen Nutzern und Exoskeletten zu optimieren. Der Kern dieser Innovation liegt in einem „Learning-in-Simulation"-Framework, das ein umfassendes Modell des Menschen, des Roboters und der Mensch-Roboter-Interaktion integriert. Dieser Ansatz ermöglicht die autonome Steuerung von Exoskeletten, ohne dass die vorgesehenen Nutzer einem umfangreichen Test- und Trainingsprozess unterzogen werden müssen, der mit aktuellen Algorithmen typischerweise 30 bis 60 min in Anspruch nimmt. Ziel ist die sofortige Einsatzbereitschaft. Ein weiterer Vorteil dieser neuen Methode ist die Fähigkeit einer einzigen Steuerungsstrategie, mehrere Aktivitäten zu unterstützen, darunter Gehen, Laufen und Treppensteigen (US National Science Foundation 2025). Die praktischen Anwendungen von KI-gesteuerten Exoskeletten zeigen vielversprechende Ergebnisse bei der Reduzierung der körperlichen Belastung. In Tests verbrauchten die Testpersonen mit Exoskeletten beim Laufen 13,1 % weniger, beim Gehen 24,3 % weniger und beim Treppensteigen 15,4 % weniger Energie im Vergleich zur Ausführung ohne Exoskelett. Das übergeordnete Ziel dieser Assistenzroboter ist es, die menschliche Muskelaktivität zu ergänzen, die Arbeit zu erleichtern, körperliche Anstrengung zu reduzieren und somit das Risiko von muskuloskelettalen Verletzungen bei Arbeitnehmern zu senken (ebd.).

6.4.3 Robotik für ergonomische Entlastung

Die Übersichtsarbeit von Lorenzini et al. (2023) zeigt, dass der Einsatz kollaborativer Roboter zur Unterstützung menschlicher Arbeit einen signifikanten Beitrag zur ergonomischen Entlastung in industriellen Arbeitsumgebungen verspricht. Im Zentrum steht dabei die Gestaltung sogenannter ergonomischer HRC-Frameworks (Human-Robot Collaboration), bei denen physische und zunehmend auch kognitive Belastungsfaktoren der Beschäftigten berücksichtigt werden. Ziel ist es, robotische Assistenzsysteme so zu gestalten, dass sie sich in dynamische Arbeitsumgebungen integrieren lassen, das Belastungsniveau reduzieren und gleichzeitig akzeptiert und effektiv genutzt werden können. In der Übersichtsarbeit werden zahlreiche Beispiele aus unterschiedlichen Studien aufgegriffen, die sowohl typische physische und psychische Belastungen in industriellen Arbeitsumgebungen als auch bewährte ergonomische Gestaltungsansätze und technologische Lösungen – insbesondere im Kontext der Mensch-Roboter-Kollaboration – veranschaulichen.

Ein zentraler Ansatz ist das Design ergonomischer Arbeitsplätze, bei dem der Fokus auf komfortablen und flexibel anpassbaren Gestaltungselementen liegt. Ziel ist es, Arbeitsplätze so auszugestalten, dass sie individuellen körperlichen Voraussetzungen und wechselnden Arbeitsaufgaben gerecht werden. Studien wie die von Shikdar und Hadhrami (2007) zeigen, dass ergonomisch optimierte Arbeitsumgebungen nicht nur das Risiko für Muskel-Skelett-Erkrankungen verringern, sondern auch die Produktivität und Zufriedenheit der Mitarbeitenden steigern können.

Ein weiterer Lösungsansatz betrifft intuitive Feedbacksysteme, also Schnittstellen, die Beschäftigte in Echtzeit vor Gefährdungen und ergonomisch ungünstigen Verhaltensweisen warnen. Solche Systeme basieren oft auf visuellen oder akustischen Signalen und sind so konzipiert, dass sie die Aufmerksamkeit

der Nutzerinnen und Nutzer nicht unnötig beanspruchen. Die Arbeiten von Villani et al. (2018) und Kim et al. (2018) belegen, dass diese Art der Risikokommunikation ein wirksames Mittel zur Prävention arbeitsbedingter Überlastungen sein kann.

Ein besonders innovativer Gestaltungsbereich ist die Mensch-Roboter-Kollaboration (HRC), bei der sogenannte Cobots (kollaborative Roboter) in gemeinsame Arbeitsprozesse mit dem Menschen eingebunden werden. Diese Systeme können auf unterschiedliche Weise zur Entlastung beitragen:

- Physisch, indem sie etwa das Heben schwerer Lasten übernehmen und so körperliche Belastungsspitzen abfangen (Brosque et al. 2020).
- Kognitiv, durch die Visualisierung von Handlungsalternativen, die helfen, mentale Beanspruchung und Entscheidungsstress zu reduzieren (Krupke et al. 2018).
- Sicherheitsbezogen, etwa beim Umgang mit gefährlichen Substanzen wie Chemikalien, bei dem Roboter Aufgaben übernehmen, die ansonsten ein erhöhtes Gesundheitsrisiko für menschliche Beschäftigte darstellen würden (Liu und Wang 2020).

Diese Lösungsbereiche verdeutlichen, dass die Verbindung arbeitswissenschaftlicher Erkenntnisse mit technologischen Innovationen zentrale Hebel für eine nachhaltige Verbesserung von Gesundheit, Sicherheit und Effizienz in der Industrie darstellt.

6.4.4 KI in der Gefahrenvermeidung am Arbeitsplatz

Durch den Einsatz von KI können Gefahren am Arbeitsplatz frühzeitig erkannt und vermieden werden (Lorenzini et al. 2023). Intelligente Überwachungssysteme analysieren Videodaten in Echtzeit, um gefährliche Situationen zu identifizieren, etwa wenn Schutzkleidung nicht getragen oder Sicherheitsbereiche betreten werden. In der Bau- und Industriebranche überwachen KI-Systeme Maschinenzustände und identifizieren Anomalien, bevor es zu Ausfällen oder Unfällen kommt. Auch in Bürogebäuden trägt KI zur Sicherheit bei, indem sie die Luftqualität überwacht oder Brandschutzsysteme optimiert. Der präventive Einsatz von KI ermöglicht es Unternehmen, Arbeitsplätze sicherer zu gestalten und Gesundheitsrisiken zu minimieren.

6.4.5 Einsatz von KI zur Unfallverhütung

KI kann nicht nur Gefahren identifizieren, sondern auch aktiv zur Unfallverhütung beitragen. In der Transportbranche analysieren KI-gestützte Systeme Fahrverhalten und warnen vor Ermüdungserscheinungen oder gefährlichen Situationen. In Produktionsbetrieben erkennen smarte Assistenzsysteme falsche Bewegungsabläufe und geben sofort Feedback, um Verletzungen zu vermeiden. Zudem ermöglichen digitale Simulationen und KI-gestützte Schulungen eine realistische Vorbereitung auf potenzielle Gefahrensituationen. Durch präventive Maßnahmen und gezielte Analysen trägt KI dazu bei, das Unfallrisiko in verschiedensten Arbeitsbereichen erheblich zu reduzieren.

Diese Entwicklungen verdeutlichen, dass KI nicht nur zur Effizienzsteigerung beiträgt, sondern auch entscheidend dabei hilft, gesunde und sichere Arbeitsbedingungen zu schaffen.

6.5 KI und Gesundheitskompetenz

Die Gesundheitskompetenz (engl. Health Literacy) – also die Fähigkeit von Individuen, gesundheitsrelevante Informationen zu verstehen, zu verarbeiten und in handlungswirksames Verhalten umzusetzen – ist ein zentraler Bestandteil einer nachhaltigen Betrieblichen Gesundheitsförderung. Insbesondere in einer zunehmend digitalisierten Welt ist es entscheidend, dass die Menschen über die nötigen Fähigkeiten und Ressourcen verfügen, um ih-

re Gesundheit eigenverantwortlich zu steuern (Langkafel und Matusiewicz 2021). KI hat das Potenzial, die Gesundheitskompetenz in der Gesellschaft erheblich zu verbessern. Dies betrifft sowohl die persönliche Gesundheitsführung der Einzelnen als auch die breitere Gesundheitsbildung am Arbeitsplatz und in der Gesellschaft.

6.5.1 KI-gestützte Schulungs- und Lernplattformen

Ein bedeutendes Potenzial von KI im Bereich der Betrieblichen Gesundheitsförderung liegt in der Gestaltung von interaktiven, maßgeschneiderten Lernplattformen. Diese Plattformen können das Wissen über Gesundheitsthemen erweitern und Beschäftigte zu gesunden Entscheidungen befähigen. In vielen Bereichen der Betrieblichen Gesundheitsförderung, insbesondere am Arbeitsplatz, ist es notwendig, die Beschäftigten kontinuierlich zu schulen, um die richtige Gesundheitsvorsorge zu betreiben und gesundheitliche Risiken zu erkennen.

KI-basierte Lernplattformen können dabei helfen, maßgeschneiderte Schulungsinhalte zu liefern, die den jeweiligen Wissensstand und die Lernbedürfnisse der Beschäftigten berücksichtigen. Diese Plattformen können beispielsweise zur Aufklärung über ergonomisches Arbeiten, Stressbewältigung, Ernährung oder psychische Gesundheit genutzt werden. Basierend auf dem Lernfortschritt und den Präferenzen des Nutzers passen die KI-Systeme die Inhalte dynamisch an, um sicherzustellen, dass die Informationen optimal aufgenommen und verstanden werden.

Zusätzlich ermöglichen KI-gesteuerte Systeme eine interaktive, praxisorientierte Lernumgebung, in der die Nutzerinnen und Nutzern durch Szenarien und Simulationen ihre Kenntnisse erweitern und anwenden können. Diese Methoden sind besonders effektiv, da sie den Nutzern die Möglichkeit geben, in einer realistischen, aber sicheren Umgebung ohne Risiko für die eigene Gesundheit zu üben. Das Lernen wird somit nicht nur theoretisch, sondern auch praktisch und anwendungsorientiert gestaltet.

Ein Beispiel für eine solche Anwendung ist eine Plattform, die Mitarbeitenden Schulungen zur Stressbewältigung anbietet, indem sie auf ihre aktuellen Stresslevels und ihre individuellen Reaktionen auf Stressoren eingeht. KI kann die Interaktion mit der Plattform personalisieren und die Lernerfahrung verbessern, indem

Abb. 6.1 DX2 Videoavatar. (Quelle: Eigene Darstellung mit Heygen)

sie beispielsweise bei Bedarf maßgeschneiderte Pausen oder Übungen zur Entspannung vorschlägt.

Videoavatare wie von Heygen oder Synthesia helfen hierbei, fotorealistisch und lippensynchron in verschiedenen Sprachen die Content Creation zu vereinfachen. In Abb. 6.1 ist als Beispiel der mit Heygen generierte Videoavatar DX2 des Autors zu sehen, der an der FOM Hochschule in der Vorlesung im Einsatz ist. Solche Videoavatare können auch zum Erstellen von Content im Kontext des BGM genutzt werden.

6.5.2 KI-basierte personalisierte Trainingsprogramme

KI-basierte Trainingsprogramme bieten eine besonders wirksame Möglichkeit zur Förderung der physischen Gesundheit und zur Verbesserung der Fitness von Mitarbeitenden. Diese Programme berücksichtigen die individuellen Bedürfnisse und Ziele der Teilnehmer und passen sich kontinuierlich an den Fortschritt und die Leistung der Nutzer an. Ein Beispiel sind personalisierte Fitness-Apps, die mit KI ausgestattet sind und auf Basis der persönlichen Gesundheitsdaten maßgeschneiderte Trainingspläne erstellen.

Die Anwendung von KI in der Entwicklung von Trainingsprogrammen geht über einfache Fitness-Apps hinaus: Sie berücksichtigt nicht nur die körperliche Verfassung der Nutzer, sondern auch psychologische Aspekte wie Motivation, persönliche Vorlieben oder vergangene Verletzungen. Auf diese Weise entstehen Trainingspläne, die sowohl nachhaltig als auch effektiv sind, indem sie die Nutzer nicht überlasten, sondern kontinuierlich fordern und gleichzeitig der Gesundheit förderlich sind.

Darüber hinaus können KI-Systeme auch auf Basis von kontinuierlich erfassten Daten aus Wearables oder Gesundheits-Apps Anpassungen vornehmen, wenn beispielsweise eine Trainingsintensität zu hoch oder zu niedrig ist. Ein solches dynamisches System sorgt dafür, dass die Nutzer stets in einem gesunden Rahmen trainieren und die Trainingsziele realistisch und erreichbar bleiben.

Ein weiteres Beispiel für die Personalisierung durch KI im Bereich der Fitness ist die Anpassung des Trainings an die Tagesform des Mitarbeitenden. Basierend auf physiologischen Parametern (wie Schlafqualität, Herzfrequenz und Stresslevel) könnte die KI die Trainingseinheit für den Tag empfehlen, die am besten zur aktuellen Verfassung des Nutzenden passt, etwa eine entspannende Yoga-Einheit oder ein intensives Krafttraining.

6.6 Herausforderungen und ethische Aspekte

6.6.1 Datenschutz und KI in der Arbeitswelt

Der Datenschutz ist eine der größten Herausforderungen bei der Implementierung von KI in der Arbeitswelt. KI-Systeme analysieren oft große Mengen an personenbezogenen Daten, darunter Gesundheitsdaten, Bewegungsprofile oder Arbeitsmuster. Um den Datenschutz zu gewährleisten, müssen Unternehmen sicherstellen, dass alle Daten anonymisiert oder nur mit ausdrücklicher Zustimmung der Beschäftigten verarbeitet werden. Zudem erfordert die Nutzung von KI eine strenge Einhaltung von Datenschutzgesetzen wie der DSGVO, um Missbrauch zu verhindern. Klare Richtlinien und Transparenz darüber, wie Daten genutzt und gespeichert werden, sind entscheidend, um das Vertrauen der Mitarbeitenden zu gewinnen.

6.6.2 Mensch-Maschine-Interaktion und Akzeptanz

Der Erfolg von KI in der Arbeitswelt hängt stark von der Akzeptanz durch die Beschäftigten ab. Nicht zuletzt durch die Corona-Pandemie hat sich der Einsatz von digitalen Möglichkeiten im Bereich des Corporate

Health Managements erhöht (Hofmann und Matusiewicz 2020). Die Unternehmen zeigen seit vielen Jahren ein hohes Interesse an digitalen Lösungen rund um das Betriebliche Gesundheitsmanagement, jedoch fehlt es oftmals an der praktischen Umsetzung (Steigner et al. 2016).

Es gibt mittlerweile einige Übersichtswerke zu den verschiedenen Möglichkeiten der digitalen Interaktion und der praktischen Umsetzung sowie deren Akzeptanz (Matusiewicz und Kaiser 2017). Gerade die Verknüpfung zwischen analog und digital hinsichtlich eines hybriden BGM hat sich als Königsweg herauskristallisiert, um das Beste aus beiden Welten herauszudestillieren (Matusiewicz et al. 2020). Andersherum ist ein BGM heute ohne digitale Technologien im Allgemeinen und KI im Besonderen nicht mehr denkbar, da diese in jede Art von digitalen Softwareanwendungen in Form von Desktopanwendungen oder Apps integriert sind (Lange et al. 2022).

Viele Menschen stehen dem Einsatz von KI skeptisch gegenüber, insbesondere wenn es um die Automatisierung von Aufgaben oder die Überwachung von Arbeitsprozessen geht. Um eine hohe Akzeptanz zu erreichen, sollten Unternehmen auf eine enge Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine setzen und KI-Systeme als unterstützende Werkzeuge statt als Kontrollinstrumente etablieren. Schulungen und Aufklärungsmaßnahmen sind essenziell, um Ängste abzubauen und die Vorteile von KI für das individuelle Wohlbefinden und die Effizienz der Arbeit hervorzuheben (Matusiewicz 2020).

Darüber hinaus findet eine inhärente Förderung der Individualisierung von Prävention statt. KI-Systeme analysieren riesige Mengen gesundheitsbezogener Daten in Echtzeit: Bewegungsprofile, Schlafrhythmen, Stressindikatoren, Feedback aus digitalen Tools oder tragbaren Geräten (Wearables). Daraus ergibt sich die Möglichkeit, Präventionsmaßnahmen individuell, situativ und bedarfsgerecht anzupassen – sei es in Form personalisierter Ernährungsempfehlungen, maßgeschneiderter Stressbewältigungstrainings oder spezifisch zugeschnittener Bewegungspläne. Diese technische Entwicklung fördert eine inhärente (d. h. systemimmanente) Tendenz zur Individualisierung: KI strebt nach personalisierten Lösungen, weil sie auf der Optimierung von Wahrscheinlichkeiten beruht – und die sind bei jedem Menschen anders.

6.6.3 Ethische Fragen beim Einsatz von KI

Die ethische Dimension des KI-Einsatzes umfasst Fragen der Fairness, Diskriminierung und Verantwortung. KI-Algorithmen können unbewusste Vorurteile enthalten, wenn sie auf voreingenommenen Datensätzen trainiert wurden. Dies kann zu Diskriminierung bei automatisierten Entscheidungsprozessen führen, etwa bei der Personalauswahl oder der Bewertung von Arbeitsleistungen. Unternehmen müssen daher sicherstellen, dass ihre KI-Systeme regelmäßig überprüft und optimiert werden, um Fairness und Gleichbehandlung zu gewährleisten. Das wird z. B. durch eine Kombination aus systematischer Datensatzanalyse, transparenter Modellentwicklung, technischen Fairness-Optimierungen, interdisziplinärer Evaluation, kontinuierlichem Monitoring sowie etablierten Beschwerdemechanismen und Governance-Strukturen möglich. Zudem stellt sich die Frage nach der Verantwortung: Wer haftet, wenn eine KI eine falsche Entscheidung trifft oder einen Schaden verursacht? Hier sind klare rechtliche Regelungen notwendig.

6.6.4 Regulierungen und rechtliche Rahmenbedingungen

Die Regulierung von KI-Technologien ist ein dynamisches Feld, das kontinuierlich angepasst werden muss. Während die EU mit der DSGVO bereits einen strengen Datenschutzrahmen geschaffen hat, werden spezifische KI-Gesetze zunehmend diskutiert, um den verantwortungsvollen Einsatz dieser Technologie

zu gewährleisten. Unternehmen müssen sich an bestehende Richtlinien halten und sich über neue gesetzliche Entwicklungen auf dem Laufenden halten. Darüber hinaus sind Zertifizierungen und Standards für KI-gestützte Systeme notwendig, um deren Sicherheit und ethische Konformität zu gewährleisten. Ein kontinuierlicher Dialog zwischen Politik, Wissenschaft und Wirtschaft ist unerlässlich, um ein Regelwerk zu entwickeln, das Innovationspotenziale ausschöpft und zugleich Risiken wirksam begrenzt – wie es etwa im Kontext der europäischen KI-Verordnung (EU AI Act) gefordert und umgesetzt wird.

KI bietet enormes Potenzial für die Arbeitswelt, bringt aber auch zahlreiche Herausforderungen mit sich. Datenschutz, Akzeptanz, ethische Fragestellungen und gesetzliche Rahmenbedingungen müssen sorgfältig berücksichtigt werden, um einen nachhaltigen und verantwortungsvollen Einsatz dieser Technologie zu gewährleisten.

6.7 Fazit und Ausblick

Der Einsatz von künstlicher Intelligenz in der betrieblichen Prävention und Gesundheitsförderung bietet enorme Chancen, die weit über die heutige Praxis hinausgehen. KI kann nicht nur dabei helfen, das Wohlbefinden von Beschäftigten zu steigern, sondern auch produktivere und gesündere Arbeitsbedingungen schaffen. Durch die Automatisierung repetitiver Aufgaben, den Einsatz adaptiver Assistenzsysteme und die Analyse von Gesundheitsdaten kann KI sowohl die physische als auch die psychische Belastung reduzieren. Gleichzeitig eröffnet sie neue Möglichkeiten für die individuelle Gesundheitsförderung und Weiterbildung durch digitale Schulungen, personalisierte Gesundheitsanwendungen und KI-gestützte Telemedizin.

Trotz dieser positiven Aspekte bleiben jedoch Herausforderungen bestehen. Der Schutz personenbezogener Daten, die ethische Gestaltung von KI-Anwendungen sowie die gesellschaftliche Akzeptanz dieser Technologien sind zentrale Fragen, die einer kontinuierlichen Diskussion und Anpassung der Rahmenbedingungen bedürfen. Es ist essenziell, dass Unternehmen, Politik und Wissenschaft gemeinsam daran arbeiten, klare und transparente Richtlinien für den verantwortungsvollen Einsatz von KI zu schaffen. Nur so kann gewährleistet werden, dass der technologische Fortschritt nicht zulasten der Arbeitnehmerrechte oder des Datenschutzes geht.

In Zukunft wird sich der Einfluss von KI auf die Arbeitswelt weiter intensivieren. Neue Innovationen in den Bereichen maschinelles Lernen, Robotik und Datenanalyse werden den Einsatz von KI noch effizienter und präziser gestalten. Wearables werden immer leistungsfähiger, Assistenzsysteme immer intelligenter und die Integration von KI in betriebliche Abläufe wird zunehmend selbstverständlich. Gleichzeitig wird sich die gesetzliche und ethische Debatte weiterentwickeln, um ein Gleichgewicht zwischen Innovation und Schutzmechanismen zu schaffen.

Der Schlüssel für eine erfolgreiche Integration von KI in die Arbeitswelt liegt in einer vorausschauenden Gestaltung, die die Bedürfnisse der Beschäftigten ebenso berücksichtigt wie die wirtschaftlichen und technologischen Entwicklungen. Unternehmen sollten daher frühzeitig Strategien entwickeln, um ihre Mitarbeitenden auf die Zusammenarbeit mit KI vorzubereiten, sie in Entscheidungsprozesse einzubeziehen und ihnen die Vorteile dieser Technologie zu vermitteln. Nur durch eine menschenzentrierte und verantwortungsbewusste Nutzung von KI kann das volle Potenzial dieser Technologie ausgeschöpft werden – zum Wohl von Unternehmen, Beschäftigten und der gesamten Gesellschaft.

Der Blick in die Zukunft zeigt: KI wird nicht nur ein Werkzeug zur Effizienzsteigerung sein, sondern kann als integraler Bestandteil einer modernen, gesunden und produktiven Arbeitswelt fungieren. Die richtige Balance zwischen technologischem Fortschritt und menschlichen Bedürfnissen wird darüber entscheiden, wie nachhaltig und positiv dieser Wandel ausfällt.

Literatur

Babalola GT, Gaston J-M, Trombetta J, Tulk Jesso S (2024) A systematic review of collaborative robots for nurses: where are we now, and where is the evidence? Front Robot AI 11:1398140. https://doi.org/10.3389/frobt.2024.1398140

Brosque C, Galbally E, Khatib O, Fischer M (2020) Human-robot collaboration in construction: Opportunities and challenges. 2020 International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA IEEE), S 1–8

Buchkremer R, de Witte B, Matusiewicz D (2020) KI in Gesundheit und Medizin. In: Buchkremer R, Heupel T, Koch O (Hrsg) Künstliche Intelligenz in Wirtschaft & Gesellschaft, 1. Aufl. Springer Gabler, Wiesbaden, S 385–395

Cuhls K, Kantermann T, Gutknecht R, Heyen N, Mork-Antony F (2024) Chronobiologie für eine gesunde Gesellschaft der Zukunft. https://publica.fraunhofer.de/entities/publication/d8d5d4c1-4736-412e-b027-a89bf833cce1/details. Zugegriffen: 16. Juni 2025

DAK (2023) DAK-Gesundheitsreport 2023: Gesundheitsrisiko Personalmangel – Arbeitswelt unter Druck. https://www.dak.de/dak/unternehmen/reporte-forschung/gesundheitsreport-2023_34592?utm_source=chatgpt.com. Zugegriffen: 16. Juni 2025

Engel M (2021) Data Science – Nutzung von KI für Predictive Analytics. In: Detscher S (Hrsg) Digitales Management und Marketing. Springer Gabler, Wiesbaden, S 481–503 https://doi.org/10.1007/978-3-658-33731-5_27

Fraunhofer IOSB (2025) AI-based Assistance Systems. https://www.iosb.fraunhofer.de/en/business-units/ai-robotics/generative-explainable-ai-assistance-systems/ai-assistance-systems.htmlr. Zugegriffen: 22. Juni 2025

Frey CB, Osbourne MA (2013) The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation? https://oms-www.files.svdcdn.com/production/downloads/academic/The_Future_of_Employment.pdf

Harris MA (2020) Effizienz- und Ergonomieanalysen mittels Sensoren und künstlicher Intelligenz in Theorie und Praxis. In: Gärtner C (Hrsg) Smart Human Resource Management. Springer Gabler, Wiesbaden, S 175–189 https://doi.org/10.1007/978-3-658-30267-2_12

Heinemann S, Matusiewicz D, Bergen I, Horn N, Lesch A (2024) Digitale Realitäten in Medizin und Gesundheit. MWV, Berlin

Hofmann PE, Matusiewicz D (2020) New Corporate Health Management und Employee Health Protection im Kontext von COVID-19. In: Matusiewicz D, Kardys C, Nürnberg V (Hrsg) Betriebliches Gesundheitsmanagement: analog und digital, 1. Aufl. MWV, Berlin, S 119–126

ILO (2023) Generative AI likely to augment rather than destroy jobs. https://www.ilo.org/resource/news/generative-ai-likely-augment-rather-destroy-jobs

Kim W, Lorenzini M, Kapıcıoğlu K, Ajoudani A (2018) Ergotac: a tactile feedback interface for improving human ergonomics in workplaces. IEEE Robot Autom Lett 3:4179–4186. https://doi.org/10.1109/lra.2018.2864356

Krupke D, Steinicke F, Lubos P, Jonetzko Y, Görner M, Zhang J (2018) Comparison of multimodal heading and pointing gestures for co-located mixed reality human-robot interaction. In: Proceedings of International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, Madrid, S 1–9

Kumar S (2025) Future of industry 4.0 and emerging technologies of industry 5.0: study. Int J Sci Res 14(4):2172–2181. https://doi.org/10.21275/SR25425133637

Lange M, Matusiewicz D, Walle O (2022) Praxishandbuch Betriebliches Gesundheitsmanagement: Grundlagen – Standards – Trends. Haufe, Freiburg

Langkafel P, Matusiewicz D (2021) Digitale Gesundheitskompetenz – brauchen wir einen Führerschein für die Medizin? 1. Aufl. medhochzwei, Heidelberg

LEITZ GfK-Studie (2024) European agency for safety and health at work. https://www.leitz.com/de-de/new-world/. Zugegriffen: 7. August 2025

Letourneau-Guillon L, Camirand D, Guilbert F, Forghani R (2020) Artificial intelligence applications for workflow, process optimization and predictive analytics. Neuroimaging Clin N Am 30(4):e1–e15. https://doi.org/10.1016/j.nic.2020.08.008

Liu H, Wang L (2020) Remote human–robot collaboration: a cyber–physical system application for hazard manufacturing environment. J Manuf Syst 54:24–34. https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2019.11.001

Liu Q, Ma Y, Chen L, Pedrycz W, Skibniewski M, Chen Z-S (2024) Artificial intelligence for production, operations and logistics management in modular construction industry: a systematic literature review. Inf Fusion 109:102423

Lorenzini M, Lagomarsino M, Fortini L, Gholami S, Ajoudani A (2023) Ergonomic human-robot collaboration in industry: a review. Front Robot AI 9:813907. https://doi.org/10.3389/frobt.2022.813907

Lübken A, Wiemer M (2025) Einführung in die künstliche Intelligenz. In: Lübken A, Wiemer M (Hrsg) Gesundheit trifft Technologie. Springer, Berlin Heidelberg, S 13–39 https://doi.org/10.1007/978-3-662-70813-2_2

Malik MM, Abdallah S, Ala'raj M (2018) Data mining and predictive analytics applications for the delivery of healthcare services: a systematic literature review. Ann Oper Res 270:287–312. https://doi.org/10.1007/s10479-016-2393-z

Matusiewicz D (2020) Die Akzeptanz erhöhen – Algorithmen und künstliche Intelligenz im Gesundheitswesen. Health Care Manag 4(11):24–26

Matusiewicz D, Kaiser L (2017) Digitales Betriebliches Gesundheitsmanagement, 1. Aufl. Springer Gabler, Berlin Heidelberg New York

Matusiewicz D, Werner JA (2025) Künstliche Empathie. Wenn Maschinen Gefühle zeigen. Murmann, Hamburg

Matusiewicz D, Kardys C, Nürnberg V (2020) Betriebliches Gesundheitsmanagement: analog und digital, 1. Aufl. MWV, Berlin

Peshkin M, Colgate JE (1999) Cobots. Ind Robot 26(5):335–341. https://doi.org/10.1108/01439919910283722

Riedel O, Hölzle K, Bauer W, Peissner M (2023) Leitfaden zu Strategie und Wandel für den KI-Einsatz. Menschenzentrierte Erschließung der Potenziale Künstlicher Intelligenz. https://publica-rest.fraunhofer.de/server/api/core/bitstreams/7a4e64d9-6b6d-48ae-a69b-58630d4f97f4/content. Zugegriffen: 17. Juni 2025

Shikdar AA, Hadhrami MAA (2007) Smart workstation design: an ergonomics and methods engineering approach. Int J Industrial Syst Eng 2:363. https://doi.org/10.1504/ijise.2007.013184

Steigner G, Doarn C, Schütte M, Matusiewicz D, Thielscher C (2016) Health applications for corporate health management. Telemed E-health 23(5):448–452

Trstenjak M, Benešova A, Opetuk T, Cajner H (2025) Human factors and ergonomics in industry 5.0 – A systematic literature review. Appl Sci 15(4):2123. https://doi.org/10.3390/app15042123

U.S. Natioal Science Foundation (2025) Harnessing AI to enhance human mobility. https://www.nsf.gov/science-matters/harnessing-ai-enhance-human-mobility. Zugegriffen: 4. Juli 2025

Vemuri N (2023) Enhancing human-robot collaboration in industry 4.0 with AI-driven HRI. Power Syst Technol 47(4):341

Villani V, Pini F, Leali F, Secchi C (2018) Survey on human–robot collaboration in industrial settings: safety, intuitive interfaces and applications. Mechatronics 55:248–266. https://doi.org/10.1016/j.mechatronics.2018.02.009

Waterman DA (1975) Serial pattern acquisition: a production system aapproach. In: Chen CH (Hrsg) Pattern recognition and artificial intelligence, S 529–553

KI in der Betrieblichen Gesundheitsförderung und Prävention – ausgewählte Perspektiven zum internationalen Forschungsstand

Martin Lange und Andrea Schaller

Inhaltsverzeichnis

7.1 KI: Grundlagen und Einsatzmöglichkeiten in der Gesundheitsversorgung – 85

7.2 Herausforderungen der Evidenzentwicklung und -bewertung von KI-Anwendungen – 86

7.3 Aktueller Stand zu KI in der BGF – 87

7.4 BGF- und Präventions-bezogene Einsatzbereiche der identifizierten KI-Anwendungen – 88

7.5 Identifizierte KI-Anwendungen und Technologien – 98

7.6 Evidenz der KI-Anwendungen – 98

7.7 Diskussion und Implikationen – 99

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_7

7.8 Ausblick und Fazit – 103

Literatur – 103

Zusammenfassung

Der Einsatz von Anwendungen und Technologien Künstlicher Intelligenz (KI) in der Betrieblichen Gesundheitsförderung (BGF) und Prävention birgt ein hohes Potenzial. Dabei zeigen sich mögliche Einsatzfelder in den Bereichen des Monitorings von Risikoverhalten, der verhaltensorientierten Gesundheitsförderung (u. a. Aktivitäts- oder Ernährungsverhalten) oder KI-basierter Lerntools. Bei der Einordnung diesbezüglicher empirischer Evidenz müssen allerdings die dynamische Entwicklung von KI-Anwendungen und -Technologien, der teils langwierige Prozess der Evidenzgenerierung und die Komplexität von Interventionen in der BGF und Prävention berücksichtigt werden. Das Ziel dieses Beitrags besteht deshalb darin, aktuelle Übersichtsarbeiten zu KI-Anwendungen und -Technologien in der BGF differenziert gegenüberzustellen und zu bewerten sowie aktuelle Herausforderungen bei der Evidenzgenerierung in diesem Feld zusammenzufassen. Die Ergebnisse bestätigen das hohe Potenzial von KI-basierten Anwendungen und Technologien, zeigen aber auch die geringe Studienlage, unterschiedliche methodische Schwächen, Intransparenz und ein hohes Verzerrungsrisiko. Zudem befinden sich die Mehrzahl der untersuchten KI-basierten Anwendungen und Technologien noch im Entwicklungsstadium und wurden mit Studiendesigns von geringerer Evidenzklasse evaluiert. Zukünftige Forschungsarbeiten sollten diese Lücke durch Etablierung von Berichtsstandards und Berücksichtigung von BGF- und Präventionsspezifischen Aspekten systematisch schließen.

7.1 KI: Grundlagen und Einsatzmöglichkeiten in der Gesundheitsversorgung

Die Entwicklung der Künstlichen Intelligenz (KI) geschieht rapide. Sie transformiert neben und gemeinsam mit der Digitalisierung das gesellschaftliche Leben und Arbeit im traditionellen Sinne mit hoher Geschwindigkeit. In vielen Lebensbereichen – von der Generierung von Texten bis hin zu autonomen Fahrassistenzsystemen – sind KI-basierte Anwendungen aus dem täglichen Leben mittlerweile nicht mehr wegzudenken. Auch in den beruflichen Alltag halten sie kontinuierlich Einzug und verändern damit Arbeitsbedingungen und -Anforderungen. Während KI oft als Transformationsgegenstand Aufmerksamkeit erhält und zunehmend ein Teil der Anforderungen von Arbeit und Gesundheit wird, ergeben sich durch KI-basierte Anwendungen und Technologien gleichermaßen vielfältige Potenziale für die Betriebliche Gesundheitsförderung (BGF) und Prävention. Hinsichtlich der Potenzialeinschätzung und -ausschöpfung bzgl. KI-basierter Anwendungen und Technologien in der BGF ergeben sich jedoch Fragen hinsichtlich der derzeitigen Evidenzsituation, dem Transferpotenzial und zentraler Herausforderungen der Implementierung in das Feld der BGF und Prävention.

Der Oberbegriff KI umfasst Lernmodelle, welche die großen Kategorien des *Machine Learning* (ML; engl.), des *Deep Learning* (DL; engl.) und des *Natural Language Processing* (NLP; Helm et al. 2020) umfassen. Technisch gesehen handelt es sich jeweils um einen maschinenbasierten Lernansatz, der große Datenmengen in Echtzeit analysieren und kognitive wie affektive Funktionen des menschlichen Denkens simulieren kann (Grossberg 2020). KI-basierte Lernmodelle beobachten bestimmte Umgebungen in Form von Daten wie Text, Bild oder Ton und reagieren darauf. Die Algorithmen sind so gestaltet, dass sie durch Repetition in der Lage sind sich anzupassen (Lernen). Im Gegensatz zur deterministischen (regelbasierten) Programmierung verfügen KI-basierte Lernmodelle über eine große Anzahl freier Parameter, die sich selbständig anpassen können, um bestehende Lernmodelle zu kalibrieren. ML- und DL-basierte Lernmodelle sowie künstliche neuronale Netze ermöglichen einem System somit, nicht nur aus großen Datensätzen zu lernen, sondern zudem autonome Entscheidungen zu treffen und ihre Leistung mit der Zeit zu verbessern. Die Übernahme von repetitiven Aufgaben, Mustererkennung in

Daten, Bildern oder gesprochener Sprache sowie die modellbasierte Vorhersage oder die Erzeugung menschenähnlicher Reaktionen sind dabei zentrale Funktionen von KI-basierten Ansätzen (Grossberg 2020; Russell und Norvig 2022).

Auch in der Gesundheitsversorgung kommen zunehmend KI-basierte Anwendungen und Technologien zum Einsatz, zum Beispiel für ein effizientes Management von Gesundheitsdienstleistungen, prädiktive Medizin, die Analyse von Patientendaten sowie Diagnostik mit Echtzeitanalysen bis hin zur klinischen Entscheidungsfindung (Acosta et al. 2022; Subbiah 2023). Derzeit unterstützen KI-basierte Anwendungen und Technologien u. a. bei der Auswertung von MRT-Bildern und Röntgenaufnahmen oder der Beurteilung von Hautläsionen. Im Rahmen von populationsbezogenen Versorgungsansätzen wird KI bei der Erstellung von Prognosemodellen für Infektionskrankheiten oder der Verbreitung von Gesundheitsinformationen in Echtzeit eingesetzt (Roberts et al. 2024; Martinez-Millana et al. 2022).

7.2 Herausforderungen der Evidenzentwicklung und -bewertung von KI-Anwendungen

Die mangelnde Evidenz von KI-basierten Anwendungen und Technologien in der BGF und Prävention sind komplex und ergeben sich insbesondere durch

- die Komplexität von Interventionen im betrieblichen Setting,
- die dynamische Entwicklung von KI-Anwendungen und Technologien,
- die teils langsame Geschwindigkeit der Evidenzentwicklung und
- die Wechselwirkung der o. g. Aspekte.

Bei der Entwicklung von KI-Anwendungen steht in der Regel zunächst die Technologie und deren Innovation im Mittelpunkt, was zur Folge hat, dass Studien vorrangig technologiezentriert und nicht oder nur in sehr geringem Ausmaß theorie- oder kontextgeleitet sind. Sie folgen damit dem oft genutzten Interventionsdesign-Prinzip „ISLAGIATT“ (It Seemed Like A Good Idea At The Time!) von Martin Eccles (Eccles und Mason 2001; Mois et al. 2024; Jahnel et al. 2024). Damit werden Technologien erst nach ihrer Entwicklung im betrieblichen Kontext erprobt, jedoch nicht unter Berücksichtigung Setting-spezifischer Bedürfnisse von Beginn an entwickelt.

Eine weitere Herausforderung besteht darin, dass KI-Anwendungen und Technologien einen mehrphasigen KI-Lebenszyklus durchlaufen (Silva und Alahakoon 2022; Ng et al. 2022), der aus drei Hauptphasen besteht: Design-, Entwicklungs- und Einsatzphase. In Abhängigkeit des Modells werden die Hauptphasen weiter unterteilt in bspw. Datenvorbereitung, Modellentwicklung, Modell-Training oder Risikobewertung (Silva und Alahakoon 2022; Ng et al. 2022). Für die Bewertung von Wirksamkeit ist es wichtig, KI-Anwendungen und Technologien gleicher Entwicklungsstadien miteinander zu vergleichen. In Studien werden oftmals KI-Anwendungen und Technologien unterschiedlicher Reife, d. h. in unterschiedlichen (Teil-)Phasen eines KI-Lebenszyklus, eingesetzt und verglichen (Lange et al. 2024).

Die schnelle technische Weiterentwicklung erschwert wiederum die Evaluation von KI-Anwendungen mit den wissenschaftlich etablierten Studiendesigns mit hoher Aussagekraft (insbesondere randomisiert kontrollierte Studien) erheblich, da diese in der Umsetzung methodisch sehr aufwändig, kostenintensiv und langwierig sind. Im Gegensatz dazu sind weniger aufwändige Studien zwar kostengünstiger und schneller umsetzbar, aber hinsichtlich der Belastbarkeit ihres Wirksamkeitsnachweises deutlich eingeschränkter (Guo et al. 2020; Maaß et al. 2024). Das Spannungsfeld zwischen der außerordentlichen Dynamik in der KI-Entwicklung und der Notwendigkeit eines methodisch hochwertigen und ressourcenintensiven Evaluationsdesigns kann damit die Evidenzentwicklung und somit auch

die evidenzbasierte Weiterentwicklung von KI-Anwendungen und Technologien deutlich hemmen (Guo et al. 2020).

7.3 Aktueller Stand zu KI in der BGF

Die Betriebliche Gesundheitsförderung (BGF) und Prävention gelten national wie international als wichtige Gesundheitsbereiche, die über eine Kombination von Verhaltens- und Verhältnismaßnahmen die Gesundheit und das Wohlbefinden von Menschen am Arbeitsplatz maßgeblich fördern (ENWHP 2018). International ist das Verständnis von BGF und Prävention etwas breiter angelegt und fokussiert häufiger individuelle Verhaltensmaßnahmen (Cantonnet et al. 2022; WHO 2010). Die Bedeutung von BGF und Prävention ist mit einem Zugang zu rund 46,1 Mio. Erwerbstätigen in Deutschland (Statistisches Bundesamt 2024) sowie rund 57,9 % der Erwerbstätigen der weltweiten Population (ILO 2025, S. 9) hoch und gesellschaftspolitisch relevant.

Allerdings ist die Evidenz zur Anwendung von KI in der BGF, unter anderem aufgrund der in ▶ Abschn. 7.2 genannten Herausforderungen, ausgesprochen gering. In einem systematischen Scoping Review (Lange et al. 2024) konnten für dieses Feld nur zehn Studien identifiziert werden. Diese befassten sich inhaltlich beispielsweise mit der Überprüfung von Algorithmen, der Verwendung von Chatbots, der Nutzung von GPS oder anderen Technologien oder der Evaluation von personalisierbaren Interventionen. Die Ergebnisse des systematischen Scoping Reviews (Lange et al. 2024) unterstreichen einerseits die Potenziale und Einsatzbereiche von KI in der BGF, stellen aber zugleich erhebliche methodische Limitationen und einen meist geringen Einbezug von Setting-spezifischen Kontextfaktoren der jeweiligen Primärstudien heraus.

Zusätzlich zu den genannten technologischen und evaluationsmethodischen Herausforderungen besteht eine weitere Hürde im Setting Betrieb selbst. Bei BGF- und Präventionsmaßnahmen handelt es sich durch das Setting Betrieb mit seinen zahlreichen Kontextfaktoren – egal ob mit oder ohne KI – um komplexe Interventionen mit einem limitiert beschreibbaren Ursache-Wirkungs-Gefüge (Schaller 2022). Vor diesem Hintergrund sind eine wirkungsmodellbasierte Planung und Evaluation von BGF-Angeboten unter Berücksichtigung kontextspezifischer Modelle bzw. Aspekte unabdingbar (Schaller 2022), was natürlich auch bei Studien zur KI-Anwendung zu berücksichtigen ist (Maaß et al. 2024). Ein wirkungsmodellbasiertes Vorgehen ist allerdings in der Praxis der BGF noch nicht nachhaltig verankert (Bock et al. 2022; Pfaff et al. 2024; Pieper et al. 2019).

Bisher fehlt damit eine differenzierte Bewertung der internationalen Evidenz von KI-Anwendungen und Technologien in der BGF. Vorliegende systematische Arbeiten waren meist technologieorientiert (vgl. ▶ Abschn. 7.2), ohne Berücksichtigung des BGF-spezifischen Settings. Nachfolgend werden deshalb aktuelle systematische Übersichtsarbeiten zu KI-basierten Anwendungen und Technologien zusammengefasst und die daraus abzuleitende Evidenz sowie die Herausforderungen im Hinblick auf die Evidenzentwicklung vorgestellt. Dazu wird ein narrativer Übersichtsansatz gewählt, der sich an den erweiterten PRISMA-Leitlinien für Scoping-Reviews orientiert (Tricco et al. 2018). Die Datenbankrecherche fand in Pubmed, ACM und IEEE statt und wurde durch eine Freihandsuche ergänzt.

Insgesamt erfüllten neun von 25 identifizierten Übersichtsarbeiten die Einschlusskriterien, von denen der Großteil den *Systematic Reviews* (n = 6) zuzuordnen waren. Die weiteren Übersichtsarbeiten waren jeweils ein *Scoping Review*, ein *Systematic Scoping Review* und ein *Review* (vgl. ◘ Abb. 7.1).

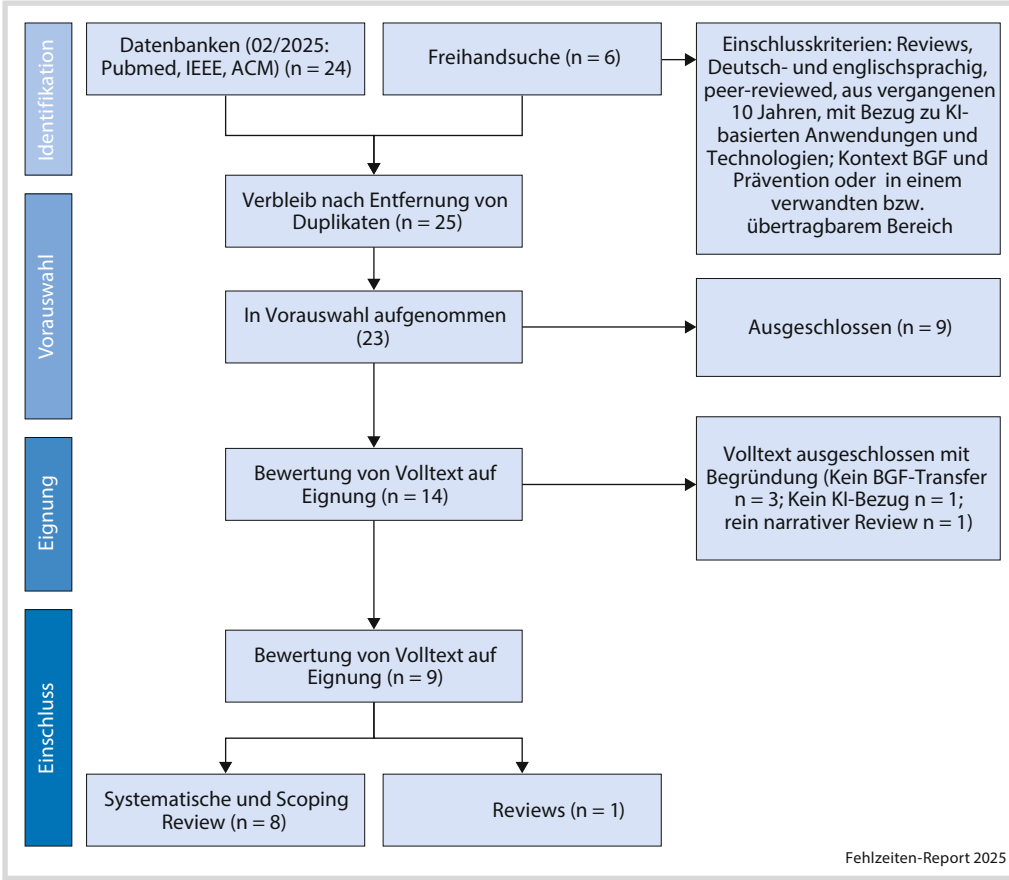


Abb. 7.1 Flussdiagramm der Literaturrecherche

7.4 BGF- und Präventionsbezogene Einsatzbereiche der identifizierten KI-Anwendungen

Thematisch war lediglich eine Quelle (Lange et al. 2024) eindeutig der BGF und Prävention zuzuordnen. Die anderen Übersichten bezogen sich auf Teilaspekte wie Erwerbstätige (Feigerlova et al. 2025), den Arbeitsplatz (Antonaci et al. 2024; García-Madurga et al. 2024), die Prävention (Chan et al. 2022; Salas-Zárate et al. 2022), verhaltensbezogene Aspekte mit Transfer zur BGF und Prävention (Aggarwal et al. 2023; Singh et al. 2023) oder schloss Studien mit KI-basierten Gesundheitsanwendungen im betrieblichen Setting ein (Parmar et al. 2022). Tab. 7.1 fasst die Übersichtsarbeiten sowie die Ergebnisse zusammen.

Die eingeschlossenen Studien offenbarten ein breites Spektrum an möglichen Einsatzfeldern, die in verhaltens- und verhältnisbezogene Einsatzbereiche untergliedert werden können. So erwiesen sich Chatbots primär bei den verhaltensbezogenen Maßnahmen zur Förderung von Aktivitäts-, Ernährungs- und Schlafverhalten (Aggarwal et al. 2023; Lange et al. 2024; Parmar et al. 2022; Singh et al. 2023) als KI-Anwendung der Wahl.

Tab. 7.1 Eingeschlossene Studien

Autoren (Jahr)	Art des Reviews	Einsatzgebiet	Wesentliche KI-Funktionen oder Technologie	Identifizierte Studiendesigns	Phase KI-Lebenszyklus	Qualitätsbewertung	Ausgewählte Kernergebnisse
Aggarwal et al. (2023)	SR	*Verhaltensmaßnahmen* – Förderung der körperlichen Aktivität – Förderung des Ernährungsverhaltens – Förderung der Rauchentwöhnung – Unterstützung von Medikations- und Therapieadhärenz	– Chatbots (integriert in Apps oder Webbasierten Browser Anwendungen) – Kombination mit Sensortechnologie (u. a. FaceTracking)	– RCT (n = 4) – CT (n = 1) – Prä-Post (n = 7) – Qualitative (n = 1) und quantitative Querschnittsdesigns (CS) (n = 2)	Entwicklungsphase	– QA: NIH Assessment Tool for Controlled Interventions – Ergebnis: niedrig bis moderat	– Akzeptanz wird als ausreichend und zufriedenstellen beschrieben – Benutzerfreundlichkeit des Chatbots sowie der Inhalte werden als überwiegend gut bewertet – 9 von 15 Studien beschreiben theoriegeleitete Konzeption von Inhalt und Chatbot; 2 von 15 Studien heben Chatbots als vorurteilsfreien Raum hervor – Potenzial für Skalierbarkeit durch den Einsatz über zugängliche Geräte und Plattformen (z. B. Smartphones und Facebook Messenger) – Chatbots zur Lebensstilveränderung werden als wirksam bewertet, jedoch aufgrund des mäßigen bis hohen Risikos der internen Validität, der unzureichenden Beschreibung der KI-Techniken sowie der begrenzten Verallgemeinerbarkeit vorsichtig interpretiert

Tab. 7.1 (Fortsetzung)

Autoren (Jahr)	Art des Reviews	Einsatzgebiet	Wesentliche KI-Funktionen oder Technologie	Identifizierte Studiendesigns	Phase KI-Lebenszyklus	Qualitätsbewertung	Ausgewählte Kernergebnisse
Antonaci et al. (2024)	SR	*Verhältnismaßnahmen* – Monitoring und Assessment von Mental Load – Burnout Assessment Bewegungs- und Positionserkennung	– Wearable Sensoren – Eye Tracking Brille – EKG-Monitor – Kameras mit Infrarot-Bewegungserkennung – RGB-Kameras	– Experimentelle Designs und Simulationen (n = 65)	Design- und Entwicklungsphase	– Kein QA	– Analyse von physischen und kognitiven Ergonomie-Trackingmethoden (n = 65 Studien) – Primär Evaluation von Präzision und Güte von Echtzeitanalyse-Systemen (Algorithmen und KI-Modelle) für physiologische (bspw. EKG) und optische Parameter (bspw. RGB-Kameras) – Es fehlen transparente Informationen zu Algorithmen und Datenschutz – Qualität und Evidenz der Studien werden nicht bewertet; primäre Darstellung der technologischen Perspektive – Es wird die Erprobung von kombinierten Systemen in konkreten betrieblichen Settings gefordert – Nach Ansicht der Autoren ist die Übersicht ein „Starting Point“ (p. 37)

Tab. 7.1 (Fortsetzung)

Autoren (Jahr)	Art des Reviews	Einsatzgebiet	Wesentliche KI-Funktionen oder Technologie	Identifizierte Studiendesigns	Phase KI-Lebenszyklus	Qualitätsbewertung	Ausgewählte Kernergebnisse
Chan et al. (2022)	ScR	*Verhältnismaßnahmen* – Identifikation und Risikoerkennung von arbeitsbezogenen Muskuloskelett-erkrankungen (MSE) *Verhaltensmaßnahmen* – Interventionsentwicklung – Evaluation von Interventionen	– Lediglich Algorithmen	– Sekundärdatenanalysen – Dokumentationsdaten – Simulationen – CS – CT	Design- und Entwicklungsphase	– Kein QA – Hinweise auf das Fehlen von Transparenz zu Algorithmen	– ML-basierte Modell schließen verschiedene Algorithmen ein, sodass eine Vielzahl Studien eingeschlossen wurden (n = 130) – Im Mittelpunkt des ScR stand u. a. die Performance, Präzision und Interpretierbarkeit der Modelle – Ergebnisse wurden deskriptiv tabellarisch dargestellt – ANN-Modelle sind am häufigsten verwendet worden – Kritisiert wird die mangelnde Transparenz hinsichtlich der Algorithmen; lediglich 35 von 130 haben einen Code präsentiert – Zusammenfassende Aussagen zur Bewertung der Performance, Präzision und Interpretierbarkeit werden nicht vorgenommen – Hinweise auf den Publikationsanstieg der vergangenen Jahre wird mit der Forderung nach Publikationsstandards untermauert – Zukünftig müssen Algorithmen mit (Setting-spezifischen) Trainingsdaten gespeist und mittels bekräftigender Lernmethoden trainiert werden

Tab. 7.1 (Fortsetzung)

Autoren (Jahr)	Art des Reviews	Einsatzgebiet	Wesentliche KI-Funktionen oder Technologie	Identifizierte Studiendesigns	Phase KI-Lebenszyklus	Qualitätsbewertung	Ausgewählte Kernergebnisse
Feigerlova et al. (2025)	SR	*Verhaltensmaßnahmen* – KI-basierte Lerntools und Interventionen	– Chatbots – Virtual Patient Simulation – Virtual Reality Simulation – Virtual Reality	– RCT (n = 3) – quasi-experimentelle Designs (n = 7) – Observationsdesigns (n = 2)	Entwicklungs- und Einsatzphase	– Verschiedene QA-Tools *Ergebnisse* – Verzerrungsrisiko bei 7 von 12 ernsthaft – Fehlende Reporting Guidelines	– Sehr heterogene Studienlage (Designs und Leitlinienadhärenz) sowie Interventionsgestaltung (von 20 min bis 3 Monaten) – 9 von 12 Studien haben keine Lerntheorie verwendet – Keine Studie machte genaue Angaben zur verwendeten KI oder zum Umgang mit personenbezogenen Daten – 11 von 12 Studien berichteten von signifikanten positiven Outcomes, jedoch bei teils sehr kleinen Stichproben (n = 7 bis n = 180) und kurzer Interventionsdauer – Hinweise zu fehlender Kontrolle von Störvariablen sowie Fehlen von Zielsetzung und Beschreibung von Zielkompetenzen – Die Evidenz bezüglich der pädagogischen Outcomes von KI-gestützten Lerninterventionen wird als gering eingestuft

Tab. 7.1 (Fortsetzung)

Autoren (Jahr)	Art des Reviews	Einsatzgebiet	Wesentliche KI-Funktionen oder Technologie	Identifizierte Studiendesigns	Phase KI-Lebenszyklus	Qualitätsbewertung	Ausgewählte Kernergebnisse
García-Madurga et al. (2024)	SR	*Verhältnismaßnahmen* – Mental Health Monitoring – Konsultationen und Unterstützung – Identifikation von Risikofaktoren *Verhaltensmaßnahmen* – Personalisierte Wellness-Programme – Training und Entwicklung	– Keine Synthese expliziter KI-Anwendungen und Technologien	– Keine Synthese expliziter Studiendesigns	Nicht anwendbar	– Kein QA	– Insgesamt wurden sehr heterogene Studien und Artikel (n = 31) eingeschlossen (Conference Paper, Expertenmeinung) – Ergebnisdarstellung schließt Artikeltyp, Autoren, Titel sowie Schlagworte und Hauptherausforderungen ein – Autoren kommen zum Schluss, dass KI das Potenzial hat, das Wohlbefinden von Mitarbeitenden und das Management von mentaler Gesundheit zu verbessern – Durch die rein deskriptive Darstellung von Publikationen können der Übersichtsarbeit keine belastbaren quantitativen Erkenntnisse entnommen werden

Tab. 7.1 (Fortsetzung)

Autoren (Jahr)	Art des Reviews	Einsatzgebiet	Wesentliche KI-Funktionen oder Technologie	Identifizierte Studiendesigns	Phase KI-Lebenszyklus	Qualitätsbewertung	Ausgewählte Kernergebnisse
Lange et al. (2024)	SysScR	*Verhältnismaßnahmen* – Risikoerkennung – Tracking (z. B. GPS) – Monitoring Mentalen Gesundheitsstatus *Verhaltensmaßnahmen* – Gesundheitsförderungsmaßnahmen zu körperlicher Aktivität – Übungen für MSE	– Chatbots (integriert in Apps oder webbasierte Plattformen) – EMYS-Roboter – Kombination mit Smartphone-Technologien (z. B. GPS, Face-Tracking)	– RCT (n = 3) – CS (n = 6) – Quasi-Kontrollierte Studien (qCT) (n = 1)	Entwicklungs- (n = 8) und Einsatzphase (n = 4)	– Kein QA – Hinweise zu fehlender Transparenz zu KI-Algorithmen und Datenschutzregularien	– Einschluss von 10 Studien, die explizit der BGF und Prävention zuzuordnen sind – Es lag Heterogenität hinsichtlich Stichprobengrößen, Design und methodischer Qualität vor – Die meisten Studien waren im Querschnittsdesign (6 von 10) angelegt, nutzten Chatbots (7 von 10) und ML-basierte Algorithmen (6 von 10) – Ein Großteil der Studien (9 von 10) berichtete signifikant positive Ergebnisse zu Verhaltensänderungen, Algorithmus-Performance und Präzision und Mustererkennung – Methodische Qualität ist durch geringe Leitlinienadhärenz, mangelnde Transparenz zu KI-Algorithmen und fehlende Settingspezifität geprägt – Die Gesamtbewertung von KI in der BGF und Prävention bewertet Evidenz als gering bei gleichzeitig großem Potenzial

Tab. 7.1 (Fortsetzung)

Autoren (Jahr)	Art des Reviews	Einsatzgebiet	Wesentliche KI-Funktionen oder Technologie	Identifizierte Studiendesigns	Phase KI-Lebenszyklus	Qualitätsbewertung	Ausgewählte Kernergebnisse
Parmar et al. (2022)	R	*Verhaltensmaßnahmen* – Gesundheitsförderungsmaßnahmen zu körperlicher Aktivität	– Conversational Agents (Chatbots) mit bidirektionaler Interaktion in Apps – 47 von 78 sind der Gesundheitsförderung zugeordnet	– Nicht anwendbar	Einsatzphase (n = 78)	– Nicht anwendbar – Hinweise auf fehlende Transparenz und Diskriminierungsgefahr durch starre Algorithmen	– 47 von 78 KI-basierten Apps fokussieren Bereiche der Gesundheitsförderung und Prävention mit Schwerpunkten der Verhaltensveränderung oder Erfassung des mentalen Gesundheitsstatus – 6 von 78 Apps sind theoriebasiert entwickelt, 10 von 78 berücksichtigten landesspezifische Datenschutzbestimmungen und 62 von 78 haben keine Sicherheitsfunktionen (z. B. Passwortschutz) – Die Ergebnisse offenbaren eine primäre Verwendung von regelbasierten KI-Modellen und weniger KI-generativen Modellen. – Damit besteht ein hohes Risiko von Verzerrungen und engen Pfaden – Es fehlen bei der Mehrheit an Apps konkrete Angaben zu Algorithmen – Apps befinden sich noch im Anfangsstadium ihrer KI-basierten Entwicklung mit viel Potenzial – Eine Kombination von schriftlichen, auditiven und visuellen Eingabeformaten wird empfohlen

Tab. 7.1 (Fortsetzung)

Autoren (Jahr)	Art des Reviews	Einsatzgebiet	Wesentliche KI-Funktionen oder Technologie	Identifizierte Studiendesigns	Phase KI-Lebenszyklus	Qualitätsbewertung	Ausgewählte Kernergebnisse
Salas-Zárate et al. (2022)	SR	*Verhältnismaßnahmen* – Monitoring von Anzeichen einer Depression – Risikoerkennung einer Depression	– Linguistische Merkmalserkennung – ML-Algorithmen und Computing Tools für die Erkennung von Depressionen	– Sekundärdatenanalysen (Social Media, Tweets)	Design- und Entwicklungsphase	– Kein QA	– 34 Studien zur Identifikation von Depressionen wurden eingeschlossen und hinsichtlich Algorithmen, Datenquellen und der Validierungsmethoden evaluiert – Social Media Daten (u. a. Posts, Tweets) waren primäre Datenquellen – Das WordEmbedding-Modell war von 9 identifizierten KI-Modellen das am häufigsten verwendete sowie die Support Vector Machine (SVM) unter den ML-Algorithmen – Zur Validierung wurden überwiegend Kreuzvalidierungen verwendet – Es werden keine Angaben zur Qualität der Studien, der Güte der Outcomes und zum Umgang mit Daten gemacht. – Die Vergleichbarkeit der Studien ist limitiert, da Angaben zu den Daten (Umfang, Länge, mit und ohne Bildmaterial u. w.) fehlen – Autoren sehen Potenzial Textnachrichten systematisch zu erfassen, um erste Symptome von mentalen Krankheiten frühzeitig zu erkennen und zu klassifizieren

Tab. 7.1 (Fortsetzung)

Autoren (Jahr)	Art des Reviews	Einsatzgebiet	Wesentliche KI-Funktionen oder Technologie	Identifizierte Studiendesigns	Phase KI-Lebenszyklus	Qualitäts-bewertung	Ausgewählte Kernergebnisse
Singh et al. (2023)	SR	*Verhaltensmaßnahmen* – Förderung der körperlichen Aktivität – Förderung des Ernährungsverhaltens – Förderung der Schlafdauer und -qualität	– Chatbots – Multikomponenten-Anwendungen (Chatbot plus Sensortechnologie wie bspw. Accelerometrie)	– RCTs (n = 11) – nonRT (n = 2) – Einarmige Prä-Post Studien (n = 5) – Paneldesign (n = 1)	Entwicklungs- (n = 12) und Einsatzphase (n = 7)	– EPHPP Quality Assessment Tool – Ergebnis: schwach (14/19), moderat (4/19) und stark (1/19)	– Die 19 untersuchten Chatbots offenbarten signifikante Effekte hinsichtlich der Steigerung der körperlichen Gesamtaktivität, der täglichen Schritte, der körperlichen Aktivität, des Obst- und Gemüsekonsums, der Schlafdauer und Schlafqualität – 8 von 19 Interventionen wurden theoriebasiert konzipiert – Textbasierte Chatbots zeigen höhere Wirksamkeit gegenüber reinen Sprach-Chatbots – Multikomponenten-Interventionen für Schlafdauer und Schlafqualität waren wirksamer als reine Chatbot-Interventionen – Wirksamkeit zeigte sich für verschiedene Altersgruppen und Interventionsdauern (kurz- bis langfristig) – Limitationen sind fehlende Transparenz zu sensiblen Daten, die kurzen Interventionszeiträume (<6 Wochen), geringe statistische Power, mangelnde methodische Qualität und längeres Follow-up (12 Monate)

SR – Systematic Review; ScR – Scoping; Review; R – Review; SysScR – Systematic Scoping Review; RCT – Randomized Controlled Trial; CT – Controlled Trial; CS – Cross-Sectional; QA – Quality Assessment

Im Bereich der Verhältnismaßnahmen wurden KI-basierte Anwendungen und Technologien für Echtzeitanalysen wie Monitoring (Burnout, Depressionen, Risiken für Muskel-Skelett-Erkrankungen) oder zur Merkmalserkennungen (Bewegungen, Positionen) eingesetzt (Antonaci et al. 2024; Chan et al. 2022; García-Madurga et al. 2024; Lange et al. 2024; Salas-Zárate et al. 2022). Feigerlova und Kollegen (2025) identifizierten KI-basierte Lerntools, mit denen in virtuellen Simulationen berufsspezifische Inhalte individualisiert erlernt werden können.

7.5 Identifizierte KI-Anwendungen und Technologien

Insgesamt zeigen sich verschiedene KI-basierte Anwendungen und Technologien. Chatbots und Conversational Agents gehören zu den am meisten angewendeten KI-Technologien, die sich primär auf die Förderung von gesundheitsbezogenen Verhaltensweisen wie bspw. körperliche Aktivität, Ernährung und Schlaf fokussieren (Aggarwal et al. 2023; Feigerlova et al. 2025; Lange et al. 2024; Parmar et al. 2022; Singh et al. 2023). Während Chatbots regelbasiert auf eine Eingabe (Aktion durch Nutzenden) warten und dadurch im Umfang stärker limitiert sind, verfügen Conversational Agents über die Fähigkeit, aktiv eine Konversation zielorientiert zu einem Sachverhalt zu starten und zu lenken (Allouch et al. 2021). Insgesamt vier Reviews schlossen Studien ein, die KI im Zusammenhang mit Sensortechnologien von EKG, Eye-Tracking-Brillen und Bewegungskameras bis hin zu GPS und Akzelerometrie untersuchten (Antonaci et al. 2024; Aggarwal et al. 2023; Lange et al. 2024; Singh et al. 2023). Die Evaluation von Algorithmen für die Vorhersage, die Klassifikation von Risiken oder das Monitoring wurde in zwei Reviews aufgegriffen (Chan et al. 2022; Salas-Zárate et al. 2022). Eine Übersichtsarbeit konzentriert sich allein auf die Darstellung von KI-bezogenen Beiträgen ohne Bezug zu einer konkreten Technologie (García-Madurga et al. 2024).

7.6 Evidenz der KI-Anwendungen

Die Darstellung der Evidenz der eingeschlossenen Studien ist stark heterogen, begründet durch die unterschiedlichen Anwendungsbereiche, unterschiedlich strenge Einschlusskriterien der Übersichtsarbeiten, die KI-basierten Anwendungen und Technologien in verschiedenen KI-Lebenszyklen und die verschiedenen Studiendesigns.

Mit Blick auf den Einsatz von KI im Bereich der Verhaltensveränderung befand sich unter den neun eingeschlossenen Übersichtsarbeiten eine Metaanalyse (Singh et al. 2023), die den untersuchten Chatbots hinsichtlich eines gesundheitsförderlichen Verhaltens in den Bereichen körperliche Aktivität, Ernährung und Schlaf eine signifikante Wirksamkeit unter Berücksichtigung von unterschiedlichen Interventionszeiträumen und Altersgruppen attestiert. Weitere Endpunkte mit positiven Ergebnissen waren zudem die Akzeptanz, Benutzerfreundlichkeit und Anwendbarkeit (Aggarwal et al. 2023) von KI-basierten Anwendungen und Technologien sowie der Wissens- und Kompetenzzuwachs bei KI-basierten Lerntools (Feigerlova et al. 2025). Die Ergebnisse wurden über randomisiert-kontrollierte (RCT), kontrollierte (CT), Querschnitts- (CS), (quasi-) experimentelle und einarmige Präpost-Studiendesigns ermittelt.

Bei den KI-Anwendungen und Technologien, die vornehmlich den Verhältnismaßnahmen zuzuordnen sind, zeigten sich vor allem Querschnittsuntersuchungen oder Simulationen zur Ermittlung der KI-Performance. Hier identifizierten vier Übersichtsarbeiten (Aggarwal et al. 2023; Chan et al. 2022; Feigerlova et al. 2025; Lange et al. 2024) statistisch signifikante positive Ergebnisse hinsichtlich der Performance und Präzision der untersuchten Algorithmen, der Chatbots und der eingesetzten Sensortechnologie. In einer Übersichtsarbeit wurden 78 KI-basierte Apps hinsichtlich

ihrer Funktionen beschrieben, ohne Hinweise auf deren Wirkung oder Zielerreichung (Parmar et al. 2022). Die weiteren Reviews stellten die Ergebnisse narrativ dar (García-Madurga et al. 2024) oder beschrieben die verwendete KI-bezogene Technologie (Antonaci et al. 2024; Salas-Zárate et al. 2022).

Bei drei von neun Übersichtarbeiten wurde eine Qualitätsbewertung der eingeschlossenen Studien vorgenommen (Aggarwal et al. 2023; Feigerlova et al. 2025; Singh et al. 2023). Bei drei weiteren Studien fanden sich qualitätsbewertende Hinweise in der Diskussion (Chan et al. 2022; Lange et al. 2024; Parmar et al. 2022). Alle eingeschlossenen Übersichtsarbeiten attestieren den eingeschlossenen Studien eine durchweg geringe Qualität. Die Bewertung resultierte aus fehlender Transparenz zur verwendeten KI und zu deren Algorithmen, mangelhafter methodischer Qualität und Heterogenität der inkludierten Studien, teilweise sehr kleinen Stichproben, fehlenden Datenschutzhinweisen und ein äußerst hohes Risiko für Verzerrungen (vgl. ◘ Tab. 7.1). Keine der Übersichtsarbeiten liefert konkrete Hinweise, wie Setting-spezifische Aspekte der BGF in die Entwicklung der KI-basierten Anwendungen und Technologien einbezogen wurden.

7.7 Diskussion und Implikationen

Das Ziel des Beitrags war, den internationalen Stand zur Evidenz von KI-basierte Anwendungen und Technologien in der BGF und Prävention zusammenzufassen. Hierzu wurden Übersichtsarbeiten systematisch recherchiert, die eine Studienlandschaft mit starker Technologiefokussierung und vielfältigen Technologien (Chatbots, Monitoring-Systeme, KI-basierte Lernsysteme oder Vorhersagemodelle) in unterschiedlichen KI-Lebensphasen präsentieren. Einsatzfelder der KI-Anwendungen und Technologien lassen sich dem verhaltens- und verhältnispräventiven Bereich zuordnen, wobei Chatbot-Anwendungen quantitativ überwiegen. Die Mehrheit der Übersichtsarbeiten bezieht sich nicht explizit auf das Setting Betrieb, sondern schloss Studien ein, die die Technologie im betrieblichen Setting erprobten bzw. eine Anwendung im Betrieb erlaubt, womit Rückschlüsse auf die Berücksichtigung Setting- und BGF-spezifischer Aspekte begrenzt möglich sind. Alle Übersichtarbeiten berichten von methodischen Schwächen.

Der Einsatz von KI fand sowohl im verhaltens- als auch im verhältnispräventiven Bereich statt. Bei den verhältnisbezogenen Maßnahmen kam KI integriert in Smartphone-Apps oder als Webversion vor allem bei der Analyse von Daten zum Einsatz, teils mit und teils ohne Sensortechnologien wie Kameras oder EKG-Monitoren, die u. a. Risikofaktoren oder -verhalten in Bewegungsmustern oder Gesundheitsindikationen (Muskel-Skelett-Erkrankungen, mentale Gesundheit) identifizierten (Antonaci et al. 2024; Chan et al. 2022; Lange et al. 2024; Salas-Zárate et al. 2022). Da sich die KI-basierten Anwendungen und Technologien überwiegend im Entwicklungsstatus befanden, waren die Präzision, Performance und die Akzeptanz die primären Untersuchungsziele. Die Spanne der Ergebnisse reicht von „unbewertet“ (Chan et al. 2022) bis zu sehr gut (Antonaci et al. 2024). Der Einsatz von KI-basierten Anwendungen oder Technologien zur Analyse von organisationsbezogenen Routinedaten (bspw. Arbeitsunfähigkeit, Fluktuation) wurde in keinem Review aufgegriffen. Bei den verhaltensbasierten Maßnahmen kamen Chatbots am häufigsten zur Förderung des Gesundheitsverhaltens (körperliche Aktivität, Ernährung und Schlaf) zum Einsatz (Aggarwal et al. 2023; Lange et al. 2024; Parmar et al. 2022; Singh et al. 2023). Die Übersichtsarbeit von Singh und Kollegen (2023) war die einzige Meta-Analyse, in der für die Chatbot-basierten Verhaltensinterventionen signifikant positive Effekte nachgewiesen wurden. Insbesondere zeigte sich, dass textbasierte Chatbots rein sprachbasierten Chatbots hinsichtlich der Effektstärke überlegen sind. Die Wirksamkeit erwies sich als unabhängig von Alter oder Interventionsdauer.

Der vielfältige Einsatz von KI und die umfangreiche Studienlage bestätigen ein starkes

wissenschaftliches Interesse an diesem Forschungsfeld. Belastbare Wirksamkeitsnachweise einer konkreten KI-Anwendung oder Technologie erfordern jedoch Studien mit hoher methodischer Qualität, Studiendesigns höherer Evidenzklasse (bspw. RCT) und Kontextberücksichtigung (Maaß et al. 2024, Schaller 2022). Gleichzeitig ist es bei der Bewertung von Evidenz wichtig, die Wirksamkeitsnachweise einzelner Studien im Rahmen von Übersichtsarbeiten vergleichbar zu machen. So werden KI-basierte Anwendungen und Technologien in verschiedenen Entwicklungsphasen für die Evidenzsynthese oftmals gleichwertig behandelt (Aggarwal et al. 2023). Dies kann mitunter zu der in den Übersichtsarbeiten monierten Heterogenität und einem erhöhten Verzerrungsrisiko führen (Martinez-Millana et al. 2022). Chan und Kollegen (2022) vergleichen die Performance von Algorithmen unterschiedlicher Reife und Daten (u. a. Sekundärdaten, Simulationsdaten, Erhebungsdaten). Simulationsdaten werden vorwiegend in der Design- und Entwicklungsphase genutzt, wohingegen Erhebungsdaten in der Einsatzphase generiert werden (Singh et al. 2023). Wünschenswert wäre diesbezüglich ein einheitlicher Berichtsstandard, um die notwendige Vergleichbarkeit transparent sicherzustellen. Dazu haben eine Vielzahl an etablierten *Reporting Guidelines* im Zeitraum von 2020 bis 2022 über sogenannte AI-Extensions ihre Berichtsstandards aktualisiert (bspw. CONSORT-AI; Liu et al. 2020) oder wurden eigens dafür entwickelt (bspw. DECIDE-AI; Vasey et al. 2022).

Ein weiterer Aspekt, der zur mangelnden Vergleichbarkeit beiträgt, ist die Heterogenität der identifizierten Studiendesigns. Lediglich vier von zehn Übersichtsarbeiten haben RCTs eingeschlossen (Aggarwal et al. 2023; Feigerlova et al. 2025; Lange et al. 2024; Singh et al. 2023). Die Ursachen dafür können in frühen Entwicklungsstadien der KI-Anwendungen und Technologien oder hohen materiellen und finanziellen Aufwänden begründet liegen. Vergleichbare Arbeiten zu digitalen Gesundheitsanwendungen diskutieren, dass RCTs für sich schnell verändernde Technologien aufgrund der mangelnden Anpassungsfähigkeit ungeeignet sind (Guo et al. 2020; Maaß et al. 2024). Einige Studien schlagen in diesem Zusammenhang eine Mischung aus Studiendesigns mit schnell generierbarer Evidenz (z. B. Machbarkeitsstudien) für Entwicklungsphasen sowie Studiendesigns mit langsam generierbarer Evidenz (z. B. RCTs) für Wirksamkeitsnachweise vor (Guo et al. 2020; Maaß et al. 2024). Für KI-basierte Algorithmen könnten Simulations- oder synthetische Daten in der Designphase dazu dienen, die Präzision und Performance zu testen. In der Entwicklungsphase, wo der Algorithmus in eine Anwendung (bspw. Chatbot) eingebettet wird, bieten sich zusätzliche qualitative Studiendesigns mit kleinen Stichproben und einer Machbarkeitsanalyse an. In der abschließenden Einsatzphase wird die Wirkung des Chatbots im Rahmen einer Intervention in kontrollierten Studiendesigns evaluiert (Laka et al. 2024). Für die vorliegenden Übersichtsarbeiten lässt sich aufgrund des kleinen Anteils randomisierter oder kontrollierter Studien vermuten, dass die Mehrheit der untersuchten KI-basierten Anwendungen und Technologien über eine zu geringe Reife verfügen, um in aufwändig angelegten Wirksamkeitsstudien eingesetzt zu werden.

Die transparente Berichterstattung zur KI-Anwendung oder zu dem verwendeten Algorithmus hat eine weitere bedeutsame Implikation: Nicht nur hängt von dem gewählten Algorithmus die jeweilige Performance ab, sondern auch deren Interpretierbarkeit und Erklärbarkeit (Farah et al. 2023). Bei unzureichender Beschreibung der verwendeten Algorithmen kann es dazu kommen, dass die Performance der KI-Modelle über- oder unterschätzt wird (Saenz et al. 2024). Bei zunehmender Entwicklung eines KI-Modells in Verbindung mit mangelnder Transparenz kann es zu sogenannten „Black-Box"-Effekten kommen (EDPS 2023; Farah et al. 2023), sodass Entwickler und Anbieter nicht mehr in der Lage sind, den Output eines KI-Modells als Ergebnisse der von ihnen entwickelten Systeme

zu erklären. Chan und Kollegen (2022) fordern berechtigt ausreichend viele Informationen zur Gewährleistung einer Reproduzierbarkeit der Untersuchung. Demgegenüber deckte die Übersichtsarbeit von Parmar und Kollegen (2022) falsche Entwicklerangaben auf – lediglich ein kleiner Teil der Apps hat KI-basierte Algorithmen verwendet. Für den europäischen Raum gelten mit der Verabschiedung des Artificial Intelligence Act der europäischen Union (EU AI Act) klare Vorgaben hinsichtlich der Transparenzanforderungen (Europäisches Parlament 2025; Baumgart und Kvedar 2025). Vor dem Hintergrund der Betrachtung internationaler Studien und der hohen Bedeutung der Datensicherheit insbesondere im betrieblichen Kontext soll die mangelhafte Darstellung und Gewährleistung des Datenschutzes nicht unerwähnt bleiben (Murdoch 2021).

Weiterhin fiel in einigen Übersichtsarbeiten (Aggarwal et al. 2023; Feigerlova et al. 2025; Parmar et al. 2022; Singh et al. 2023) die mangelnde theoretische Fundierung entweder im Bereich der Verhaltensänderung (Singh et al. 2023) oder der Lerntheorien (Feigerlova et al. 2025) auf. Ursachen dafür könnten monodisziplinäre Vorgehensweisen, der damit initiale Fokus auf die Technologie selbst oder die mangelnde Orientierung an Reporting Guidelines sein. Für die Bewertung von Wirksamkeit ist die Theoriebasierung eine wichtige Voraussetzung, die vor allem bei Interventionen im Bereich der Verhaltensänderung an klare Ziele gekoppelt sein sollte. Feigerlova et al. (2025) und Singh et al. (2023) konstatieren, dass in ihren eingeschlossenen Studien zwar eine Wirkung beobachtet werden konnte, die Bewertung der Effektivität aufgrund nicht formulierter Zielkompetenzen jedoch offenbleibt.

In der Gesamtbewertung der dargestellten Ergebnisse zeigt sich, dass derzeit zahlreiche Studien im Zusammenhang mit KI-Anwendungen und Technologien publiziert sind, eine Bewertung der Evidenz hinsichtlich des Einsatzes in der BGF und Prävention jedoch nur bedingt leistbar ist. Für zukünftige Forschungsarbeiten lassen sich aus den dargestellten Ergebnissen wichtige Implikationen ableiten. KI-basierte Forschungsbestrebungen erfordern ein stärkeres Umdenken hin zu einer verzahnten multi- und interdisziplinären Zusammenarbeit, die bereits in der Designphase beginnt. Dem folgt eine zwingende Forderung nach qualitativ-hochwertigen Studien, die sich mehr auf das methodische „Wie“ als das inhaltliche „Was“ konzentrieren. Dazu sind neben geeigneten Forschungsdesigns, die die jeweilige KI-Lebenszyklusphase berücksichtigen, vor allem die Verwendung und Etablierung von Berichtsstandards von großer Bedeutung. Das gilt insbesondere für eine transparente Darstellung der KI-Modelle und Algorithmen, die eine Reproduzierbarkeit erlauben (Chan et al. 2022).

Für die systematische Generierung von Evidenz lassen sich daraus folgende Empfehlungen ableiten:

1. Prüfung der Performance von KI-Anwendung und Technologien in Hauptentwicklungsphasen unter Berücksichtigung von Präzision, Interpretierbarkeit und Erklärbarkeit zur Vermeidung von „Black-Box“-Effekten (EDPS 2023; Renftle et al. 2024),
2. Generierung von Wirkungsnachweisen durch Einsatz einer KI-Anwendung und Technologie im Rahmen einer Intervention, bspw. Einsatz eines Chatbots in einer App zur Verhaltensveränderung, sowie
3. Implementierung und Prüfung der Wirkung der Intervention mit KI-basierten Anwendungen und Technologien in verschiedenen betrieblichen Settings und Themenbereichen der BGF- und Prävention mit erneuter Risikobewertung (Verzerrung, Diskriminierung).

Die systematische Evidenzgenerierung von KI-basierten Anwendungen und Technologien für die BGF und Prävention ergibt sich zusammenfassend aus der dynamischen Entwicklung der KI selbst, der kontinuierlichen Prüfung von Wirksamkeit sowie der Komplexität der BGF und Prävention (vgl. Abb. 7.2).

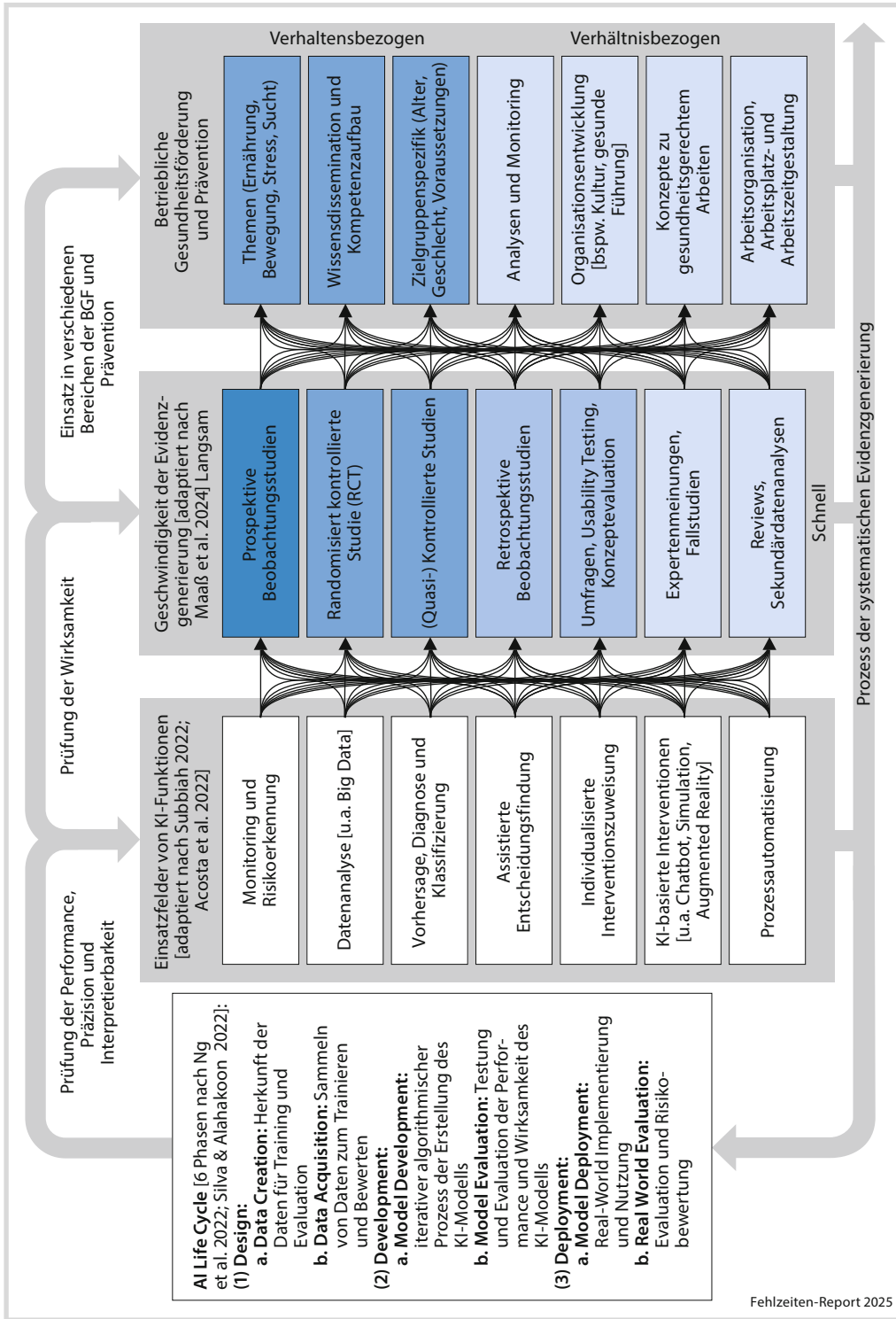


Abb. 7.2 Systematisierung des Evidenzgenerierungsprozesses von KI-basierten Anwendungen im Kontext der BGF und Prävention

7.8 Ausblick und Fazit

Die inflationäre Verwendung des KI-Begriffs ist nicht mit hoher Wirksamkeit oder Effektivität gleichzusetzen. Im Gegenteil: Bei differenzierter Betrachtung der Evidenzsituation lässt sich derzeit eine große Lücke zwischen dem Reifestatus innerhalb des KI-Lebenszyklus und der wissenschaftlichen Aussagekraft für den Bereich der BGF und Prävention feststellen. In dem Zusammenhang existieren einerseits wenige Studien mit konkretem Bezug zur BGF und Prävention. Andererseits befinden sich KI-Anwendungen und Technologien für die BGF und Prävention aus einer internationalen Perspektive in Ergänzung zu den Vorarbeiten (Lange et al. 2024) weiterhin in einem Pilot- oder Anfangsstadium. Bislang erweisen sich Chatbots als vielversprechend und wirksam. Der derzeitige starke Technologiefokus wird jedoch begleitet von methodisch schwachen Studien, Intransparenz, hohen Risiken für Verzerrungen und wenig Bezug zu Setting-spezifischen Aspekten. Gleichzeitig unterstreichen die untersuchten KI-basierten Anwendungen und Technologien das vielversprechende Potenzial von KI. Zukünftige Forschungsarbeiten sollten die benannten Lücken systematisch und interdisziplinär schließen. Neben den genannten Schwächen sollten in Abhängigkeit von der KI-Reife angemessene Studiendesigns für schnell- und langfristig-generierbare Evidenz gewählt und speziell für die BGF und Prävention die Evidenz insgesamt gestärkt werden.

Literatur

Acosta JN, Falcone GJ, Rajpurkar P, Topol EJ (2022) Multimodal biomedical AI. Nat Med 28:1773–1784. https://doi.org/10.1038/s41591-022-01981-2

Aggarwal A, Tam CC, Wu D, Li X, Qiao S (2023) Artificial intelligence-based Chatbots for promoting health behavioral changes: systematic review. J Med Internet Res 25:e40789. https://doi.org/10.2196/40789

Allouch M, Azaria A, Azoulay R (2021) Conversational agents: goals, technologies, vision and challenges. Sensors 21(24):8448. https://doi.org/10.3390/s21248448

Antonaci FG, Olivetti EC, Marcolin F, Castiblanco Jimenez IA, Eynard B, Vezzetti E, Moos S (2024) Workplace well-being in industry 5.0: a worker-centered systematic review. Sensors. https://doi.org/10.3390/s24175473

Baumgart DC, Kvedar JC (2025) Germany and Europe lead digital innovation and AI with collaborative health data use at continental level. Npj Digit Med 8:215. https://doi.org/10.1038/s41746-025-01631-0

de Bock F, Dietrich M, Rehfuess E (2022) Evidenzbasierte Prävention und Gesundheitsförderung 1: Verständnis

Cantonnet ML, Carlos Aldasoro J, Rodriguez Oyarbide I (2022) Well-Being through workplace health promotion interventions by European enterprises. Saf Sci 151:105736. https://doi.org/10.1016/j.ssci.2022.105736

Chan VCH, Ross GB, Clouthier AL, Fischer SL, Graham RB (2022) The role of machine learning in the primary prevention of work-related musculoskeletal disorders: a scoping review. Appl Ergon 98:103574. https://doi.org/10.1016/j.apergo.2021.103574

Eccles M, Mason J (2001) How to develop cost-conscious guidelines. Health Technol Assess 5:1–69. https://doi.org/10.3310/hta5160

EDPS – European Data Protection Supervisor (2023) TechDispatch; Explainable artificial intelligence; #2/2023

ENWHP – The European Network Workplace Health Promotion (2018) Luxembourg Declaration on Workplace Health Promotion in the European Union

European Parliament (2025) EU AI Act: first regulation on artificial intelligence from 08.06.2023. Letzte Aktualisierung am 19.02.2025

Farah L, Murris JM, Borget I, Guilloux A, Martelli NM, Katsahian SI (2023) Assessment of performance, Interpretability, and explainability in artificial intelligence–based health technologies: what healthcare stakeholders need to know. Mayo Clin Proceedings: Digit Health 1:120–138. https://doi.org/10.1016/j.mcpdig.2023.02.004

Feigerlova E, Hani H, Hothersall-Davies E (2025) A systematic review of the impact of artificial intelligence on educational outcomes in health professions education. BMC Med Educ 25:129. https://doi.org/10.1186/s12909-025-06719-5

García-Madurga M-Á, Gil-Lacruz A-I, Saz-Gil I, Gil-Lacruz M (2024) The role of artificial intelligence in improving Workplace well-being: a systematic review. Businesses 4:389–410. https://doi.org/10.3390/businesses4030024

Grossberg S (2020) A path toward explainable AI and autonomous adaptive intelligence: deep learning, adaptive resonance, and models of perception, emotion, and action. Front Neurorobot 14:36. https://doi.org/10.3389/fnbot.2020.00036

Guo C, Ashrafian H, Ghafur S, Fontana G, Gardner C, Prime M (2020) Challenges for the evaluation of di-

gital health solutions – A call for innovative evidence generation approaches. Npj Digit Med 3:110. https://doi.org/10.1038/s41746-020-00314-2

Helm JM, Swiergosz AM, Haeberle HS, Karnuta JM, Schaffer JL, Krebs VE, Spitzer AI, Ramkumar PN (2020) Machine learning and artificial intelligence: definitions, applications, and future directions. Curr Rev Musculoskelet Med 13:69–76. https://doi.org/10.1007/s12178-020-09600-8

ILO – International Labour Organization (2025) World employment and social outlook

Jahnel T, Pan C-C, Pedros Barnils N, Muellmann S, Freye M, Dassow H-H, Lange O, Reinschluessel AV, Rogowski W, Gerhardus A (2024) Developing and evaluating digital public health interventions using the digital public health framework DigiPHrame: a framework development study. J Med Internet Res 26:e54269. https://doi.org/10.2196/54269

Laka M, Carter D, Merlin T (2024) Evaluating clinical decision support software (CDSS): challenges for robust evidence generation. Int J Technol Assess Health Care 40(1):e16. https://doi.org/10.1017/S0266462324000059

Lange M, Löwe A, Kayser I, Schaller A (2024) Approaches for the use of AI in workplace health promotion and prevention: systematic scoping review. JMIR AI 3:e53506. https://doi.org/10.2196/53506

Liu X, Cruz Rivera S, Moher D, Calvert MJ, Denniston AK (2020) Reporting guidelines for clinical trial reports for interventions involving artificial intelligence: the CONSORT-AI extension. Nat Med 26:1364–1374. https://doi.org/10.1038/s41591-020-1034-x

Maaß L, Hrynyschyn R, Lange M, Löwe A, Burdenski K, Butten K, Vorberg S, Hachem M, Gorga A, Grieco V, Restivo V, Vella G, Varnfield M, Holl F (2024) Challenges and alternatives to evaluation methods and regulation approaches for medical Apps as mobile medical devices: international and multidisciplinary focus group discussion. J Med Internet Res 26:e54814. https://doi.org/10.2196/54814

Martinez-Millana A, Saez-Saez A, Tornero-Costa R, Azzopardi-Muscat N, Traver V, Novillo-Ortiz D (2022) Artificial intelligence and its impact on the domains of universal health coverage, health emergencies and health promotion: an overview of systematic reviews. Med Inf 166:104855. https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2022.104855

Mois G, Lydon EA, Mathias VF, Jones SE, Mudar RA, Rogers WA (2024) Best practices for implementing a technology-based intervention protocol: Participant and researcher considerations. Arch Gerontol Geriatr 122:105373. https://doi.org/10.1016/j.archger.2024.105373

Murdoch B (2021) Privacy and artificial intelligence: challenges for protecting health information in a new era. BMC Med Ethics. https://doi.org/10.1186/s12910-021-00687-3

Ng MY, Kapur S, Blizinsky KD, Hernandez-Boussard T (2022) The AI life cycle: a holistic approach to creating ethical AI for health decisions. Nat Med 28:2247–2249. https://doi.org/10.1038/s41591-022-01993-y

Parmar P, Ryu J, Pandya S, Sedoc J, Agarwal S (2022) Health-focused conversational agents in person-centered care: a review of apps. Npj Digit Med 5:21. https://doi.org/10.1038/s41746-022-00560-6

Pfaff H, Pfaff M, Schubin K (2024) Wege aus der BGF-Wirkungskrise. GGW 24:15–22

Pieper C, Schröer S, Eilerts A-L (2019) Evidence of workplace interventions – A systematic review of systematic reviews. IJERPH. https://doi.org/10.3390/ijerph16193553

Renftle M, Trittenbach H, Poznic M, Heil R (2024) What do algorithms explain? The issue of the goals and capabilities of Explainable Artificial Intelligence (XAI). Humanit Soc Sci Commun. https://doi.org/10.1057/s41599-024-03277-x

Roberts MC, Holt KE, Del Fiol G, Baccarelli AA, Allen CG (2024) Precision public health in the era of genomics and big data. Nat Med 30:1865–1873. https://doi.org/10.1038/s41591-024-03098-0

Russell SJ, Norvig P (2022) Artificial intelligence; A modern approach. Pearson, Harlow

Saenz AD, Mass General Brigham AI Governance Committee, Centi A et al (2024) Establishing responsible use of AI guidelines: a comprehensive case study for healthcare institutions. Digit Med 7:348. https://doi.org/10.1038/s41746-024-01300-8

Salas-Zárate R, Alor-Hernández G, Del Salas-Zárate MP, Paredes-Valverde MA, Bustos-López M, Sánchez-Cervantes JL (2022) Detecting depression signs on social media: a systematic literature review. Healthcare. https://doi.org/10.3390/healthcare10020291

Schaller A (2022) Grundlagen und Systematisierungsansätze für die Evaluation. In: Lange M, Matusiewicz D, Walle O (Hrsg) Praxishandbuch Betriebliches Gesundheitsmanagement. Grundlagen – Standards – Trends. Haufe, Freiburg München Stuttgart, S 335–354

de Silva D, Alahakoon D (2022) An artificial intelligence life cycle: from conception to production. Patterns 3:100489. https://doi.org/10.1016/j.patter.2022.100489

Singh B, Olds T, Brinsley J, Dumuid D, Virgara R, Matricciani L, Watson A, Szeto K, Eglitis E, Miatke A, Simpson CEM, Vandelanotte C, Maher C (2023) Systematic review and meta-analysis of the effectiveness of chatbots on lifestyle behaviours. Npj Digit Med 6:118. https://doi.org/10.1038/s41746-023-00856-1

Statistisches Bundesamt (2024) Schwächere Entwicklung der Erwerbstätigkeit im 3. Quartal 2024 als in den

Vorquartalen. Pressemitteilung Nr. 427 vom 15. November 2024. Statistisches Bundesamt, Berlin

Subbiah V (2023) The next generation of evidence-based medicine. Nat Med 29:49–58. https://doi.org/10.1038/s41591-022-02160-z

Tricco AC, Lillie E, Zarin W, O'Brien KK, Colquhoun H, Levac D, Moher D, Peters MDJ, Horsley T, Weeks L, Hempel S, Akl EA, Chang C, McGowan J, Stewart L, Hartling L, Aldcroft A, Wilson MG, Garritty C, Lewin S, Godfrey CM, Macdonald MT, Langlois EV, Soares-Weiser K, Moriarty J, Clifford T, Tunçalp Ö, Straus SE (2018) PRISMA Extension for Scoping Reviews (PRISMA-ScR): Checklist and Explanation. Ann Intern Med 169:467–473. https://doi.org/10.7326/M18-0850

Vasey B, Nagendran M, Campbell B, Clifton DA, Collins GS, Denaxas S, Denniston AK, Faes L, Geerts B, Ibrahim M, Liu X, Mateen BA, Mathur P, McCradden MD, Morgan L, Ordish J, Rogers C, Saria S, Ting DSW, Watkinson P, Weber W, Wheatstone P, McCulloch P (2022) Reporting guideline for the early-stage clinical evaluation of decision support systems driven by artificial intelligence: DECIDE-AI. Nat Med 28:924–933. https://doi.org/10.1038/s41591-022-01772-9

WHO – World Health Organization (2010) WHO healthy workplace framework and model: background and supporting literature and practices. https://iris.who.int/handle/10665/113144. Zugegriffen: 27. Febr. 2025

Gesundheitsorientierter Einsatz von KI – Ebene der Organisation

Inhaltsverzeichnis

Kapitel 8 Auswirkungen der Künstlichen Intelligenz auf Arbeit, Beschäftigung und Gesundheit – 109
Martin Braun

Kapitel 9 Künstliche Intelligenz als Gegenstand und Instrument des Arbeitsschutzes – 125
Lars Adolph

Kapitel 10 Personalmix und Künstliche Intelligenz: Erfolgsfaktoren, Herausforderungen und Handlungsempfehlungen – 141
Sascha Stowasser

Kapitel 11 Möglichkeiten und Bewertung von digitalem Betrieblichem Gesundheitsmanagement (BGM) mit Künstlicher Intelligenz (KI) – 155
Carolin Wienrich und Susanne Völter-Mahlknecht

Kapitel 12 Betriebliche Gesundheitsrisiken erkennen, bevor sie entstehen? Wie KI die Gefährdungsbeurteilung unterstützen kann – 167
Thomas Lennefer, Moritz Schneider und Ulrike Rösler

Kapitel 13 **Mensch-KI-Symbiose: Wie der Einsatz von künstlicher Intelligenz im Unternehmen gelingen kann – 179**
Julia Bosbach und Thomas Lennefer

Kapitel 14 ***en[AI]ble* – ein Weiterbildungsangebot zur mitarbeitergerechten Implementierung und Gestaltung von KI in KMU – 193**
Sebastian Terstegen und Martina Zahn

Kapitel 15 **Künstliche Intelligenz: Neue Potenziale für „gute Arbeit" im Büro? – 207**
Tobias Kämpf und Thomas Lühr

Auswirkungen der Künstlichen Intelligenz auf Arbeit, Beschäftigung und Gesundheit

Martin Braun

Inhaltsverzeichnis

8.1 Einleitung – 111

8.2 Kernkonzepte der Arbeitsgestaltung – 111
8.2.1 Verständnis und Grundlagen – 111
8.2.2 Produktivitätssteigerung durch rationale Arbeitsteilung – 112
8.2.3 Soziale Wirkung der Arbeitsteilung – 112
8.2.4 Sozio-technisches Arbeitssystem – 113
8.2.5 Humanisierung von Arbeit – 113
8.2.6 Informatisierung von Arbeit – 113

8.3 Künstliche Intelligenz als Mittel der Informatisierung – 114
8.3.1 Verständnis und Historie – 114
8.3.2 Anwendungen der Künstlichen Intelligenz – 114
8.3.3 Grenzen der KI-Anwendung – 115
8.3.4 Ethische Implikationen – 115

Der vorliegende Text strebt eine einfache Lesbarkeit gemäß den Empfehlungen des Rats für deutsche Rechtschreibung an. Demnach beziehen sich Personenbezeichnungen im generischen Maskulinum grundsätzlich auf alle Geschlechter.

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_8

8.4 Auswirkungen des KI-Einsatzes auf die Arbeit – 115
8.4.1 Ebene der Arbeitsmärkte und Berufsbilder – 116
8.4.2 Ebene der Arbeitsstrukturen und Tätigkeiten – 117
8.4.3 Ebene der Qualifikationen – 118

8.5 Gesundheitliche Implikationen des KI-Einsatzes – 119
8.5.1 Stufen der Technisierung von Arbeit – 119
8.5.2 Gesundheit als autoregulativer Adaptionsprozess – 121
8.5.3 Komplementarität von Humanisierung und Rationalisierung – 121
8.5.4 Menschengerechte Arbeitsgestaltung – 122

8.6 Fazit – 122

Literatur – 123

Zusammenfassung

Im Rahmen der fortschreitenden industriellen Rationalisierung durchdringt die digitale Transformation sämtliche Branchen und Arbeitssektoren. Als eine treibende Kraft dieser Entwicklung erweitert die Künstliche Intelligenz (KI) die Grenzen der Automatisierung und trägt damit zur Substitution bzw. Unterstützung menschlicher Arbeitskraft bei. Der Fachdiskurs über die Auswirkungen des KI-Einsatzes auf Beschäftigung, Tätigkeiten und Qualifikationen wird maßgeblich von ökonomischen Prognosen geprägt. Einschlägige Studien sagen eine beachtliche Bandbreite möglicher Substitutionseffekte der menschlichen Arbeit vorher. Schätzungen zufolge könnten zwischen 12 % und 47 % der gegenwärtigen Arbeitstätigkeiten durch KI ersetzt werden (vgl. Frey und Osborne 2013; Dengler und Matthes 2018). Damit einhergehender potenzieller Arbeitslosigkeit stehen neue Beschäftigungsmöglichkeiten gegenüber, die durch Marktmechanismen und KI-getriebene Geschäftsmodelle entstehen. Angesichts eines absehbaren strukturellen Arbeitskräftemangels erscheint es zudem zweckmäßig, möglichst umfangreiche Arbeitsverrichtungen auf Maschinen zu übertragen. Intelligente Maschinen führen vor allem Routineaufgaben aus, während situative Tätigkeiten beim Menschen verbleiben. Diese Entwicklung begünstigt eher eine Wandlung etablierter Berufsbilder als deren Verdrängung. KI-Systeme imitieren menschliches Verhalten, ohne Bewusstsein zu entwickeln. Ausschließlich der bewusst wahrnehmende, urteilsfähige Mensch vermag unscharfe Begriffe oder irrationale Sachverhalte zu erfassen, um alltägliche Ermessensspielräume auszuloten und alternative Handlungsoptionen zu verwirklichen. Diese menschlichen Eigenschaften tragen maßgeblich dazu bei, die Adaptivität des Unternehmenssystems im volatilen Marktumfeld zu stärken. Somit bleibt der arbeitende Mensch trotz KI-Einsatz ein unentbehrlicher Akteur im sozio-technischen Arbeitssystem. Informationstechnische Rationalisierungsstrategien bedürfen folglich einer komplementären Ergänzung durch gezielte Humanisierungsmaßnahmen. Hierdurch können menschliche Fähigkeiten und Bedürfnisse zur Geltung kommen. Der Nutzen derart menschengerechter Gestaltungsansätze manifestiert sich in gesteigerter Selbstwirksamkeit und Gesundheit der arbeitenden Menschen.

8.1 Einleitung

Künstliche Intelligenz (KI) steht im Mittelpunkt der ökonomischen und akademischen Debatte zur digitalen Transformation der Arbeitsgesellschaft. In den nächsten Jahren ist eine fortschreitende Informatisierung von Arbeitsstrukturen und -prozessen in nahezu allen Branchen zu erwarten. Das beeinflusst die menschlichen Arbeitsbedingungen, die Arbeitsbeziehungen und das Arbeitserleben. Es gilt, das Verhältnis von Mensch und intelligenter Maschine hinsichtlich Beschäftigung, Fähigkeitsentwicklung und Gesundheit zu beleuchten. Damit sind Kernkonzepte der *Arbeitsgestaltung* adressiert.

8.2 Kernkonzepte der Arbeitsgestaltung

8.2.1 Verständnis und Grundlagen

Die Arbeit ist ein Hauptfeld der Betätigung und Selbstentwicklung des Menschen (Hille 1977). Sie definiert ein zielgerichtetes und existenzsicherndes Handeln. Arbeitsgestaltung umfasst Maßnahmen zur optimalen Gestaltung von Arbeitssystemen, Arbeitsabläufen und Arbeitsbedingungen. Sie ordnet die Verhältnisse beim Zusammenwirken von Mensch, Technik und Organisation. Ein Anspruch der Arbeitsgestaltung ist die optimale Erfüllung der jeweiligen Arbeitsaufgabe unter Berücksichtigung menschlicher Fähigkeiten und Bedürfnisse sowie der Wirtschaftlichkeit (Schlick et al. 2018). Ein wesentliches Wirtschaft-

lichkeitskriterium ist die Arbeitsproduktivität.

8.2.2 Produktivitätssteigerung durch rationale Arbeitsteilung

Arbeitsbezogene *Rationalisierung* umfasst Maßnahmen, die geeignet sind, Waren zukünftig mit einem verringerten Ressourcen- und Zeitaufwand zu produzieren. Ein produktivitätsförderliches Rationalprinzip ist die Arbeitsteilung. Sie bezeichnet die Aufteilung eines Produktionsprozesses in Teilprozesse und auf mehrere Stellen, die von spezialisierten Akteuren ausgeführt werden (Smith 1776). Die produktivitätssteigernde Wirkung der Arbeitsteilung beruht auf funktioneller Spezialisierung. Diese fördert das menschliche Arbeitsgeschick und begünstigt den Einsatz mechanischer bzw. informatischer Maschinen zur effizienten Bewältigung abgrenzbarer Arbeitsaufgaben. Die Kernkonzepte der rationalen Arbeitsteilung gibt Abb. 8.1 wieder; das Schema ordnet die Künstliche Intelligenz in die Kernkonzepte der Arbeitsgestaltung ein.

8.2.3 Soziale Wirkung der Arbeitsteilung

Während Smith (1776) auf eine technisch vermittelte Arbeitsteilung fokussierte, wandte Taylor (1911) das arbeitsteilige Prinzip auf die menschliche Arbeitskraft an, indem er geistige von körperlicher Tätigkeit trennte. Dadurch veränderte sich das Verhältnis des individuellen Menschen zu seiner Arbeitsleistung. Das arbeitsteilige Prinzip erfordert eine Transformation von der wirtschaftlichen Selbst- zur Fremdversorgung, die auf Warentausch beruht. Eine marktgesteuerte *Fremdversorgung* verändert die Mittel und die Qualität der Arbeitsbeziehungen. Folglich erfordert die Arbeitsteilung eine verträgliche Zusammenarbeit bei gerecht empfundenen Leistungsverhältnissen (Braun 2017). Fragmentierte Arbeitsprozesse sind derart zu koordinieren, dass ihre Ergebnisse den Kundenansprüchen genügen (Thomas 1968).

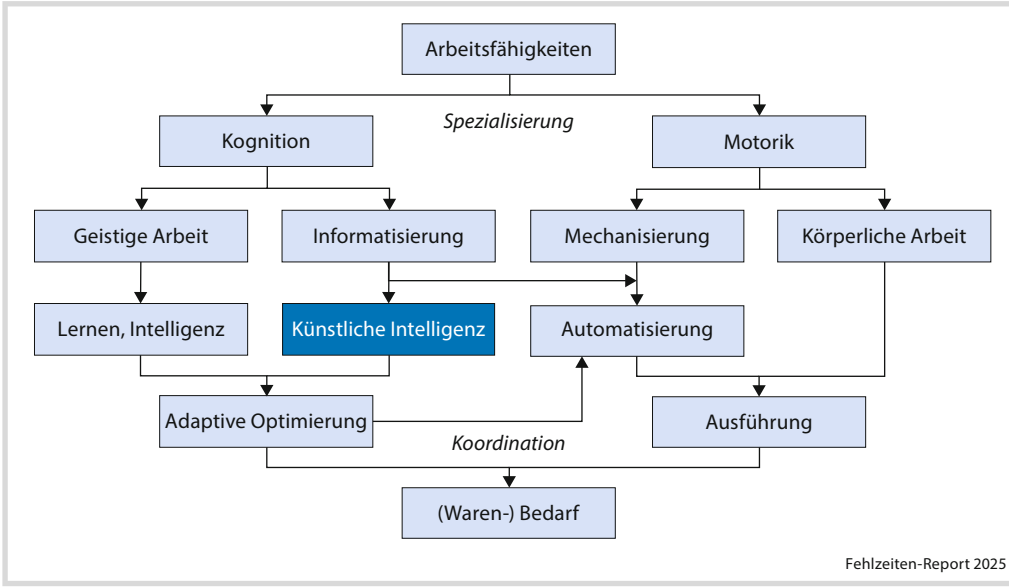


Abb. 8.1 Kernkonzepte der rationalen Arbeitsteilung

8.2.4 Sozio-technisches Arbeitssystem

Der Arbeitsgestaltung liegt ein *sozio-technisches Systemmodell* zugrunde. Es beschreibt eine organisierte Menge von Menschen und die mit ihnen verknüpften Technologien, die ein spezifisches Ergebnis produzieren (Trist und Bamforth 1951). Im sozialen Subsystem werden Identität, Beziehungsqualität und Fähigkeit zur Selbstbeschreibung verbessert; seine Weiterentwicklung beruht auf Kommunikation. Das technische Subsystem bewirkt eine funktionale Transformation objektiv definierter Eingangs- in Ausgangsgrößen (Sydow 1985).

Maßnahmen der Arbeitsgestaltung vollziehen sich im Spannungsfeld von Rationalisierung und Humanisierung:

- *Rationalisierung* umfasst alle Maßnahmen, die der Verwirklichung des Rationalprinzips bei veränderten Bedingungen dienen. Ihre Maßnahmen ermöglichen optimale Wert-, Sach- und Sozialziele unter neuen Bedingungen; hierunter fallen u. a. verringerte Arbeits-, Zeit- oder Ressourcenaufwände.
- *Humanisierung* betrifft die Arbeitsverhältnisse, die sich an den subjektiven Bedürfnis- und Fähigkeitsstrukturen der arbeitenden Menschen orientieren. Dies gelingt u. a. durch eine Gestaltung von Tätigkeitsanforderungen, Kommunikationsformen sowie Handlungs- und Entscheidungsspielräumen.

8.2.5 Humanisierung von Arbeit

Die Humanisierung von Arbeit ist letztlich durch die menschliche *Würde* begründet. Ihr zugrunde liegendes Menschenbild betont das selbstständige Denken, Entscheiden und Handeln des Individuums und mutet ihm Verantwortung für Wahrhaftigkeit und Moral zu (Sprenger 2007). Humanisierung bewirkt, dass Menschen die Beziehungen in der Arbeitsgemeinschaft erleben, ihre eigene Stellung zur Aushandlung von Regeln und Ressourcen erkennen (vgl. Giddens 1988) und wissen, für welche gemeinschaftlichen Ziele sie ihre Arbeitskräfte einsetzen. Der gesunde Mensch entwickelt seine Leistungsvoraussetzungen aus sinnhaft erlebten Impulsen, die ihn zu produktiver Zusammenarbeit motivieren können (Pichler 2018).

8.2.6 Informatisierung von Arbeit

Seit den 1980er Jahren wird die Produktivität geistiger Arbeit im Rahmen der *Informatisierung* erforscht (Boes et al. 2014). Im Mittelpunkt der Informatisierung steht der soziale Gebrauch von Informationen und die Entwicklung von Informationssystemen, um das Rationalprinzip der arbeitsteiligen Organisation auch auf hochqualifizierte Formen geistiger Arbeit auszuweiten.

Zentrale Elemente der Informatisierung sind die Erzeugung, Reproduktion und Weiterentwicklung von Informationen (Baukrowitz et al. 2001). Die Ergebnisse geistiger Arbeit werden von ihren Urhebern geschieden und in eine gegenständliche Form gebracht, um sie in arbeitsteiligen Prozessen anderen Akteuren zugänglich zu machen (Boes et al. 2014). Mithin stellen Informationssysteme objektivierende Steuerungs-, Koordinations- und Kontrollinstrumente im Wertschöpfungsprozess dar.

Der Meta-Begriff der *Digitalisierung* repräsentiert eine technologiezentrierte Strategie zur effizienten Vernetzung und Automatisierung von technischen Informationssystemen. Die Digitalisierung umfasst nicht nur die technische Umwandlung von Daten, sondern auch die Integration digitaler Technologien in verschiedene Aspekte des Lebens und der Arbeit, um Prozesse zu optimieren und neue Geschäftsmodelle zu entwickeln. Zu den aktuellen Schlüsseltechnologien der Digitalisie-

rung gehören Verfahren der Künstlichen Intelligenz[1].

8.3 Künstliche Intelligenz als Mittel der Informatisierung

8.3.1 Verständnis und Historie

Die technische Entwicklung der Künstlichen Intelligenz (KI) vollzieht sich seit den 1950er Jahren. Frühe KI-Visionen zielten auf technologische Verfahren, um menschliches Verhalten derart präzise zu beschreiben, dass es maschinell simuliert werden kann (McCarthy et al. 2006). Dieser Ansatz erhöhte die Automatisierungspotenziale im Zuge der industriellen Rationalisierung signifikant. Um 1970 wurden manuelle Maschinensteuerungen durch numerische Rechenanlagen abgelöst, was zum Einsatz flexibler Industrieroboter führte. In den 1980er Jahren standen wissensbasierte *Expertensysteme* zur Verfügung, die aufgrund ihres hohen manuellen Eingabeaufwandes jedoch nur eine geringe Nutzerakzeptanz fanden. Seit den 2000er Jahren haben technologische Fortschritte im Bereich des maschinellen Lernens (d. h. Algorithmen) bei Rechenleistung, Netzwerkkomponenten und Datenbeständen günstige Voraussetzungen für einen KI-Einsatz geschaffen.

Künstliche Intelligenz ist *angewandte Mathematik*, die mittels Computern regelmäßige Muster in großen Datenmengen identifiziert und nutzbar macht. Diese Muster beruhen auf modellierten Wahrscheinlichkeitsverteilungen (Landgrebe und Smith 2022). Bei Vorliegen ausreichender Datenmengen und erkennbarer Regelmäßigkeiten lassen sich musterbasierte Prognosen und Entscheidungen generieren, die sowohl physische als auch virtuelle Umgebungen beeinflussen können (EU-Verordnung 2024). Auf Basis dieser Muster imitieren KI-Systeme menschliches Wissen und Verhalten, ohne Bewusstsein zu entwickeln. Teilfunktionen der KI können Suche, Wahrnehmung, Kombination oder Schlussfolgerung umfassen. Intelligente Maschinenleistungen sind in isolierten Funktionsbereichen jenen des Menschen überlegen. Allerdings können ihre Ergebnisse verzerrend, halluzinativ oder diskriminierend sein. KI besitzt zudem keine kohärenten Weltbilder und keinen Willen zur Selbstentwicklung. Nur der bewusst wahrnehmende Mensch vermag unscharfe Begriffe oder irrationale Sachverhalte zu erfassen, um Handlungsoptionen bzw. Ermessensspielräume auszuloten (Otte 2021). Unter den Bedingungen des KI-Einsatzes erweisen sich geistige und soziale Fähigkeiten des Menschen als unverzichtbar, um neue Ideen zu formulieren, komplexe Sachverhalte zu beurteilen und kritische Entscheidungen zu verantworten.

KI-Systeme unterscheiden sich durch ihre sog. *Lernfähigkeit* von klassischen Datenverarbeitungssystemen, die auf den Grundprinzipien von Informationseingabe, -verarbeitung und -ausgabe beruhen (Otte 2021). Sie erweitern die Interaktionsformen von Mensch und Maschine.

8.3.2 Anwendungen der Künstlichen Intelligenz

Künstliche Intelligenz soll die Wissensreproduktion beschleunigen, menschliche Fehlhandlungen verringern und die Arbeitsproduktivität erhöhen. Sie wird vornehmlich in analytischen und operativen Arbeitskontexten eingesetzt. Dies betrifft Aufgaben u. a. der Daten- und Informationsextraktion, des Data Mining, des Codierens, des Spracherkennens und der Textgenerierung, des Übersetzens und der Bild- oder Tonerstellung. KI wird zunehmend in bestehende Software-Produkte integriert oder mit spezialisierter Hardware kombiniert, etwa bei humanoiden Robotern, in autonomen Fahrzeugen oder bei bewaffneten Flugdrohnen.

1 In diesem Beitrag wird der Begriff der Künstlichen Intelligenz weithin synonym für wissensbasierte Systeme, Verfahren des maschinellen Lernens, Generative KI, große Sprachmodelle und Robotik verwendet.

Im *Gesundheitssektor* wertet KI digitale Datenbestände für diagnostische und therapeutische Zwecke aus. Im Rahmen der bildgebenden Diagnostik unterstützt eine statistische Bilddatenauswertung die ärztliche Entscheidungsfindung. KI-Systeme erstellen individuelle Prognosen in der personalisierten Medizin. In der Pflege reduzieren KI-Anwendungen den Dokumentationsaufwand und erhöhen die Dienstleistungsqualität. In der Patientenberatung beantworten Chatbots allgemeine gesundheitliche Fragen. Da medizinische KI-Trainings auf personenbezogenen Datenbeständen beruhen, sind strenge Datenschutzvorschriften einzuhalten (Topol 2020).

8.3.3 Grenzen der KI-Anwendung

Künstliche Intelligenz vermag menschliche Steuerungs- in Überwachungstätigkeiten zu wandeln. Bei Systemstörungen oder -grenzen soll der überwachende Mensch die vom Programmierer nicht vorgesehenen Ursachen erkennen und Fehler möglichst rasch beheben. Ein kompetentes Eingreifen erfordert sowohl Kenntnisse des technischen bzw. administrativen Prozesses als auch Einsichten in das automatisierte KI-System (Huchler 2017). Ein dafür notwendiges erfahrungsgestütztes Wissen beruht in der Regel auf Handlungsroutine. Diese Erfahrungsmöglichkeiten nimmt der Automat dem Menschen aber gerade ab. Menschliches Denken beschränkt sich somit auf den ungeregelten Ausnahmefall, wo eine ungeübte Leistung gelingen soll. Die Automatisierung entlastet den Menschen von häufigen, besser vorhersehbaren und einfachen Routineanforderungen, die ein hohes Maß an erfahrungsgeleiteter Handlungskompetenz und -sicherheit besitzen; ihm verbleiben seltene, komplizierte und schlecht vorhersehbare Ausnahmesituationen (Bainbridge 1987), deren Entscheidungslogik nur bedingt nachvollziehbar ist (d. h. „Black-Box-Verhalten“). Diese als „Ironie der Automatisierung“ bezeichnete Paradoxie begrenzt die Möglichkeiten der Automatisierung von Arbeitsprozessen mittels Künstlicher Intelligenz, selbst wenn die technischen Voraussetzungen gegeben wären.

8.3.4 Ethische Implikationen

Entscheidungsorientierte KI-Automaten werfen ethische Fragen zu Einsatzrisiken und Kontrollmöglichkeiten auf. *KI-Ethik* beschäftigt sich mit zulässigen Auswirkungen von KI-Anwendungen unter spezifischen Bedingungen. Floridi und Cowls (2019) postulieren, dass KI-Ethik auf den vier Prinzipien der Medizinethik (d. h. Respekt vor der Autonomie, Nicht-Schaden, Wohltun und Gerechtigkeit) und dem zusätzlichen Prinzip der Erklärbarkeit (vgl. *Explainable Artificial Intelligence*) gründet. Diese ethischen Prinzipien gelten als verwirklicht, wenn selbst Laien die gesellschaftlichen Vorzüge und Risiken der KI sowie die Verantwortungsträger einschlägiger Interventionen nachvollziehen können. Die EU-Verordnung über Künstliche Intelligenz (2024) folgt einem risikobasierten Ansatz und koppelt einen KI-Einsatz an Compliance-, Dokumentations- und Informationspflichten bzw. entsprechende Verbote. Als weltweit erster Rechtsrahmen für den KI-Einsatz zielt die EU-Verordnung gleichermaßen darauf, wirtschaftliche Innovationen im Bereich KI zu fördern und die Grundrechte der Bürger insbesondere auch im Arbeitskontext zu schützen. Hierzu sollen die Gestaltungsprinzipien von Transparenz, Rechenschaftspflicht und Verständlichkeit verwirklicht werden.

8.4 Auswirkungen des KI-Einsatzes auf die Arbeit

Aufgrund des Rationalisierungsansatzes dominieren ökonomische *Prognosen* den Diskurs zu arbeitsbezogenen Auswirkungen der Künstlichen Intelligenz. Sie betonen zumeist die Vorzüge von KI, wie etwa die Steigerung des Bruttoinlandsprodukts, der Produktivität oder der Wettbewerbsstärke (vgl. Seifert et al. 2018).

Im Zuge eines breiten KI-Einsatzes werden erhebliche Veränderungen bei Beschäftigung, Tätigkeiten und Qualifikationen erwartet. Allerdings fehlen repräsentative und empirische Studien zu den Auswirkungen von KI auf Arbeit in Deutschland weithin. Dieses Forschungsdefizit könnte darauf zurückzuführen sein, dass KI in vielen Unternehmen – trotz wirkmächtiger Narrative – noch kein vorrangiger Stellenwert zukommt (Giering 2022).

8.4.1 Ebene der Arbeitsmärkte und Berufsbilder

Unter der Annahme eines sich ausweitenden KI-Einsatzes sagen wirtschaftspolitische Prognosen im Allgemeinen eine hohe Substitutionswahrscheinlichkeit menschlicher Arbeitskraft voraus. Diesen Freisetzungseffekten stehen positive Wachstums- und Beschäftigungseffekte gegenüber, die durch Marktmechanismen, neue Geschäftsmodelle und wettbewerbsfähige Produktionsformen entstehen können. Ihre kompensatorische Wirkung kann den Erstrundeneffekt aufheben (Schweighofer 2016).

Eine frühe Studie der Universität Oxford prognostizierte eine mögliche Substitution von ca. 47 % aller *Arbeitsplätze* in den USA, die in den darauffolgenden zwanzig Jahren durch Digitalisierung vollzogen werden könnte (Frey und Osborne 2013). Trotz methodischer Schwächen – wie vereinfachte Annahmen und unzulässige Generalisierungen – fand die Oxford-Studie eine hohe öffentliche Resonanz. Bei der Übertragung der Studienmethodik auf den deutschen Arbeitsmarkt wurde ein durchschnittliches Substitutionsrisiko von ca. 42 % der Arbeitsplätze ermittelt (Bonin et al. 2015). Für die EU-Länder postulierte Bowles (2014) bei gleicher Methodik gar ein Substitutionspotenzial von 54 % der Berufe in den folgenden zwei Jahrzehnten. Einschränkend ist festzuhalten, dass Arbeitsplätze mit hohem technologischem Automatisierungspotenzial nicht in jedem Fall substituiert werden. Derartige Entscheidungen werden immer auch von rechtlichen, politischen und ethischen Kriterien beeinflusst.

Andere Studien untersuchen die Substitutionsmöglichkeiten berufsspezifischer *Einzeltätigkeiten* anstelle von kompletten Berufsbildern (sog. „task-based approach“). Dieser Modellansatz prognostiziert für 8 bis 15 % der Arbeitspersonen in Deutschland ein KI-spezifisches Substitutionsrisiko (Dengler und Matthes 2018). Von hohen Substitutionsrisiken sind Dienstleistungsberufe wie Steuerberater, Wirtschaftsprüfer, Finanz- und Datenanalysten, aber auch Übersetzer, Programmierer und Webdesigner etc. betroffen (vgl. ◘ Abb. 8.2). Ebenso findet sich ein hohes Substitutionspotenzial in Fertigungs- und fertigungstechnischen Berufen sowie in Verkehrs- und Logistikberufen (Dengler und Matthes 2018). Hingegen sind die Substitutionspotenziale in sozialen und kulturellen Dienstleistungsberufen, in denen vorwiegend Frauen tätig sind, niedriger (Dengler und Matthes 2020).

Arbeitsmarktveränderungen werden nicht ausschließlich durch technologische Einflüsse geprägt. Ein weiterer relevanter Faktor ist die *Bevölkerungsentwicklung*. Bis zum Jahr 2035 gehen die geburtenstarken Jahrgänge in den Ruhestand. Zwischen den 67-Jährigen, die das Arbeitsleben verlassen werden, und den 20-Jährigen, die die Schwelle der Erwerbsfähigkeit erreichen, klafft bis 2035 eine Gesamtlücke von fünf Millionen Arbeitskräften. 15 % der gegenwärtig 25- bis 35-Jährigen haben eine schlechtere Ausbildung als ihre Eltern (Anger und Plünnecke 2022). Dieser quantitative und qualitative Arbeitskräftemangel legt es nahe, umfangreiche Arbeitsverrichtungen auf Maschinen zu übertragen. Künstliche Intelligenz erweitert die technischen Automatisierungspotenziale. Aufgrund unklarer Kosten-Nutzen-Verhältnisse erscheint eine breite KI-Automatisierungswelle in den Unternehmen allerdings ungewiss (Giering 2022). Im Zuge der Rationalisierung ganzer Wertschöpfungsketten sind Effekte der Kommerzialisierung und Prekarisierung von Arbeit zu berücksichtigen, was eine valide Prognose mittel- und langfristiger Beschäftigungseffekte erschwert.

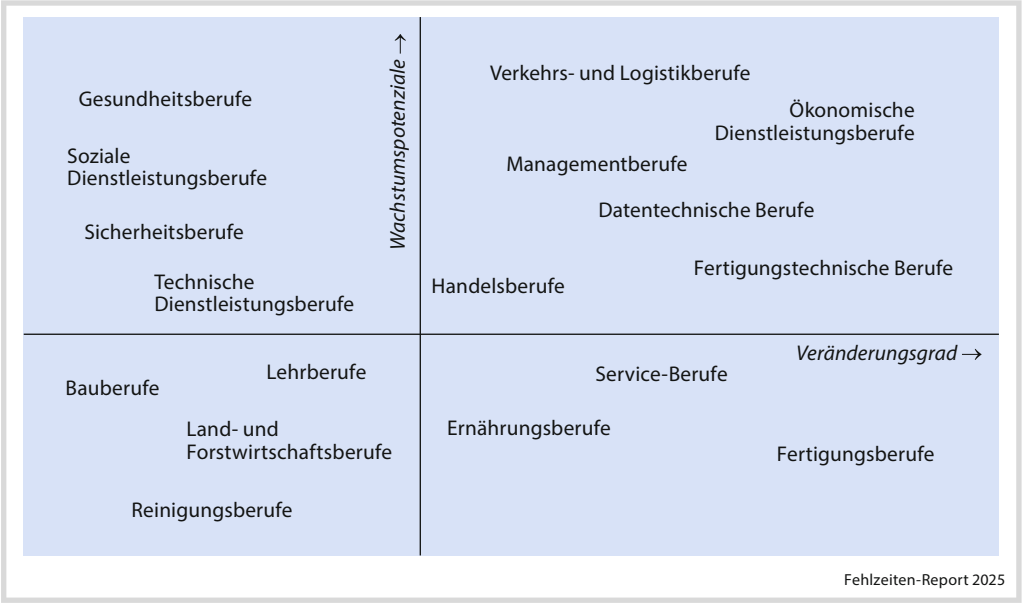


Abb. 8.2 Berufsspezifische Veränderungs- und Wachstumspotenziale infolge von KI-Einsatz

Die Utopie der menschlichen Arbeitsbefreiung durch Künstliche Intelligenz bleibt unerreichbar, solange es eine freie Marktnachfrage gibt.

Arbeitsmarktpolitische Prognosen werden durch erfahrungsgeleitete Fallstudien zu betrieblichen Einsatzmöglichkeiten der KI ergänzt. Ausgewählte Erkenntnisse, die Aufschluss zur Veränderung von Arbeitsstrukturen und -tätigkeiten geben, werden nachfolgend erörtert.

8.4.2 Ebene der Arbeitsstrukturen und Tätigkeiten

Künstliche Intelligenz wird die wenigsten Berufsbilder komplett ersetzen. Veränderungen ergeben sich vor allem auf der Ebene von Arbeitsstrukturen und -tätigkeiten. Idealtypisch werden *situative Tätigkeiten* und *Routinetätigkeiten* unterschieden (Arntz et al. 2016). Situative Tätigkeiten betreffen Aufgaben wie Planen, Organisieren, Konstruieren, Programmieren, Anleiten und Verhandeln. Sie erfordern u. a. Problemlösungskompetenzen, Kreativität und Überzeugungsvermögen, die etwa im Rahmen eines Studiums oder einer Fachausbildung vermittelt werden. Routinetätigkeiten beinhalten sich häufig wiederholende Aufgaben, wie Überwachen oder Steuern von Maschinen oder Prüfen von Arbeitsergebnissen. Derartige Routinetätigkeiten werden vornehmlich von angelernten Arbeitskräften ausgeführt. Im Alltagsleben finden sich *Mischtätigkeiten*, die sowohl situative Anpassungen etwa infolge sprachlicher und visueller Erkennung als auch routinisierte Tätigkeitsanteile in Form sozialer Interaktionen umfassen (Hüther 2019). Beispiele sind das Einstellen und Reparieren von Maschinen, aber auch das Disponieren und Koordinieren von Arbeitsaufträgen.

Die Anwendung von Computern war ursprünglich auf manuelle und kognitive Routinetätigkeiten beschränkt. Spätestens seit der Verbreitung von KI-Anwendungen übernehmen Computer vermehrt auch Nicht-Routinetätigkeiten, indem diese Aufgaben in „well-defined problems“ umgewandelt werden (Frey und Osborne 2013).

Aktuelle Studien untersuchen die Substitutionspotenziale berufsspezifischer *Einzeltätigkeiten* (sog. „task-based approach“) anstelle von Berufsbildern (im Sinne spezifischer Tätigkeitskompositionen). Für das weite Feld der Büroarbeit prognostiziert eine globale Studie der *International Labour Organization* bei 24 % der Einzeltätigkeiten eine hohe Zeitersparnis (> 70 % der Arbeitszeit) durch den Einsatz Generativer KI, während weitere 58 % der Bürotätigkeiten von einer mittleren Zeitersparnis (ca. 50 % der Arbeitszeit) tangiert sind (Gmyrek et al. 2023). Die bei Routinetätigkeiten eingesparten Zeitanteile lassen sich idealerweise an anderer Stelle für anspruchsvollere Wissens- und Interaktionsarbeit nutzen (Huchler 2017). So erscheint eine Aufwertung von kommunikativen, kreativ-ästhetischen und sozial-pädagogischen Tätigkeiten vorstellbar, die außerhalb der maschinellen Reichweite liegen.

Allerdings kann auch anspruchsvolle *Wissensarbeit* einer KI-Automation unterliegen. Wissensarbeit bezeichnet das Ausführen von Arbeitsaufträgen, die nach vorliegenden vollständigen oder unvollständigen Regeln – als Bestandteil eines handlungsleitenden persönlichen Wissens – auszuführen sind. Bei unvollständigen Regeln liegen Ermessensspielräume vor (Hacker 2018).

Interaktionsarbeit umfasst Arbeitsformen, deren Hauptziel die Einflussnahme auf das Verhalten, Erleben und Befinden anderer Menschen ist. Sie ist Arbeit am und mit dem Menschen, wie Beraten, Lehren oder Heilen. Hierzu bezieht sie Formen des dialogischen Sprechens, des Gefühlsausdrucks und der Selbstkontrolle ein. Emotional geprägte Interaktionsarbeit scheint vom KI-Einsatz ausgenommen zu sein. Im Zuge der Ökonomisierung weiterer Lebensbereiche trägt die Digitalisierung allerdings dazu bei, dass sich die Kundenbedienung oder -beratung im Massengeschäft tendenziell zur Selbstbedienung bzw. zur unpersönlichen Informationssuche im Internet entwickelt. Nur im ökonomisch rentablen Hochpreissegment verbleibt erwartungsgemäß eine menschliche Bedienung (Hacker 2018).

8.4.3 Ebene der Qualifikationen

Im Zuge des KI-Einsatzes verändern sich die Qualifikationsanforderungen in spezifischen Tätigkeitsfeldern. Angesichts der KI-induzierten Substitutions- und Unterstützungspotenziale ist grundsätzlich zu erwarten, dass menschliche Routinetätigkeiten, die der Beschaffung und Verarbeitung von Informationen dienen, tendenziell abnehmen. Hingegen gewinnen situative Tätigkeiten für den Menschen an Relevanz (Apt et al. 2016). Die Funktionsteilung von Mensch und Maschine prägt Arbeitsumfänge und Tätigkeitsstrukturen. Veränderte Tätigkeitsstrukturen münden in ein Spannungsfeld differenzierter Qualifikationsanforderungen. Seine Pole werden idealtypisch als „Bildung von Qualifikationen“ und „Substitution menschlicher Arbeitskraft“ bezeichnet (vgl. ◘ Tab. 8.1).

Die „Bildung von Qualifikationen“ beschreibt einen menschzentrierten Ansatz. Er basiert auf der Annahme, dass infolge des KI-Einsatzes die Arbeitsprozesse grundsätzlich anspruchsvoller, vernetzter und komplexer werden. Die Mitarbeiterqualifizierung erweist sich als ein andauernder, tätigkeitsbegleitender Prozess, um konzeptionelles Wissen mit praktischer Erfahrung zu verbinden. Neben lernförderlichen Arbeitsbedingungen erfordert sie angemessene Formen der Kommunikation, etwa in Arbeitskreisen oder Netzwerken. Hier können soziale Vertrauensräume entstehen, die einen offenen Austausch ohne Risiko des Ausnutzens ermöglichen (Pokorni et al. 2021).

Die „Substitution menschlicher Arbeitskraft“ betont einen technikzentrierten Automatisierungsansatz, der sich in sämtlichen Anforderungsniveaus findet. Der Kern der Substitutionsthese ist, dass sich eine Schere zwischen komplexen Tätigkeiten mit hohen Qualifikationsanforderungen einerseits und einfachen Tätigkeiten mit niedrigem Qualifikationsniveau andererseits öffnet. Demnach ist das Substituierungspotenzial bei Tätigkeiten mit hohen Qualifikationsanforderungen typischerweise niedriger als bei geringeren Qualifikationsanforderungen.

Tab. 8.1 Entwicklungsperspektiven der Qualifikationsanforderungen

Verhalten des Arbeitssystems	Bildung von Qualifikationen	Substitution menschlicher Arbeitskraft
Adaptive Prozesse (situativ)	Experten- und Wissensarbeit	Fach- und Interaktionsarbeit
Stabile Prozesse (routiniert)	Angelerntenarbeit	Vollautomatisierung

Fehlzeiten-Report 2025

Die betriebliche Einführung von KI erfordert experimentelle Freiräume, um sich mit der neuen Technologie und ihrer Anwendungssystematik erfahrungsgeleitet auseinanderzusetzen (Pokorni et al. 2021). Damit sind Formen der Wissens- und Interaktionsarbeit tangiert. Mehrdeutige und ethisch bedeutsame Entscheidungen erfordern ein verantwortungsvolles Vorgehen. Die Voraussetzungen für das Selbstentwickeln der hierfür notwendigen Qualifikationen sind nach Hacker (2018):

- intrinsische Motivation zwecks Zielorientierung,
- Tätigkeits-, Zielsetzungs- und Entscheidungsspielräume,
- lernbegünstigende Rückmeldungen über Handlungen und
- soziale Risikoabsicherung im psychologischen Kontrakt.

Ein selbstinitiiertes, problemfindendes und -lösendes Arbeitshandeln beschränkt sich nicht auf eine gewissenhafte Erfüllung vorgegebener, repetitiver Aufträge. Es beruht auf einer konstruktiven Auseinandersetzung mit Vielfalt und Widersprüchlichkeit. Dies wiederum setzt individuelle Kommunikations-, Urteils- und Entscheidungsfähigkeiten als Ressourcen umfassender *Gesundheitskompetenz* voraus. Eine zeitgemäße Gesundheitsförderung erweitert die Perspektiven im Umgang mit arbeitsbezogenen Herausforderungen, indem sie die Förderung von salutogenetischen Ressourcen betont, anstatt sich auf die Beseitigung von Arbeitsbelastungen zu konzentrieren (Bakker et al. 2007). Gerade auch im Zuge der digitalen Transformation mit ihren herausfordernden Umbrüchen gewinnt das Gesundheitskonzept an Bedeutung.

8.5 Gesundheitliche Implikationen des KI-Einsatzes

8.5.1 Stufen der Technisierung von Arbeit

Maschinen befreien den Menschen seit jeher von schwerer und entwürdigender Arbeit. Die Wirkungsbeziehungen zwischen Arbeit, Mensch und Maschine tragen gleichermaßen zu ökonomischen Produktivitäts- und kulturellen Bildungszielen bei (Schweighofer 2016). In der bewussten Auseinandersetzung mit herausfordernden Aufgaben entwickelt der Mensch individuelle Fähigkeiten, verfeinert Fertigkeiten und erlernt adaptive Verhaltensweisen (Grunert 2012). Ohne Erfahrung und Übung kann der Mensch keine bedeutsame Arbeitsleistung erbringen. Im Prozess der Selbstüberwindung befreit sich der Mensch von seinen Begrenzungen und wächst zum Gestalter seines Lebens heran. Im Umkehrschluss birgt der unreflektierte Einsatz von arbeitserleichternden Maschinen das Risiko, dass menschliche Fähigkeiten und orientierungskräftige Arbeitsroutinen verkümmern. Dies kann in eine unbeabsichtigte Abhängigkeit von Technik münden, welche die angestrebte Befreiung konterkariert.

Der seit zwei Jahrhunderten andauernde Prozess der industriellen Technisierung kann

Tab. 8.2 Stufen der Technisierung und Wirkungen auf den Menschen

Stufe der Technisierung	Wirkbereich	Anwendungsbeispiele
Mechanische Kraftmaschinen	Physische Kräfte, Substitution muskulärer Arbeit	Motorische Kraftmaschinen zur Fertigung und Montage
Transportmaschinen	Überwindung des Raums, Substitution physischer Bewegungsabläufe	Fördereinrichtungen, Eisenbahn, Automobil
Intelligente Informationsmaschinen	Geistige Kräfte, Substitution von kognitiven Leistungen	Adaptive Steuerungen, Assistenzsysteme, Navigationssysteme
Soziale Medienmaschinen	Soziale Kräfte, Lenkung von Aufmerksamkeit, Simulation von Beziehung	Internet, soziale Netzwerke, Plattformen, Chatbots

Fehlzeiten-Report 2025

anhand von vier Stufen dargestellt werden (vgl. Tab. 8.2).

Eine maschinelle Übernahme von *manuell-motorischen Tätigkeiten* mit taktilen Anforderungen schränkt die zerebrale Koordinationsfähigkeit ein (vgl. Walz et al. 2014). Handarbeit oder Musizieren können die körperliche Beweglichkeit und Geschicklichkeit erhalten.

Werden Entfernungen vornehmlich mittels Mobilitätsmaschinen überwunden oder erfolgt eine Arbeitstätigkeit überwiegend in sitzender Haltung, ist der menschliche *Bewegungsapparat* nicht länger gefordert, das Körpergewicht zu stützen. Unter dieser Bewegungsarmut leidet die psycho-physische Konstitution (WHO 2020). Sportliche Betätigung wirkt degenerativen Stoffwechselstörungen entgegen.

Informationsmaschinen bergen das Potenzial, durch Lernentwöhnung das menschliche Denkvermögen zu beeinträchtigen. Die Abhängigkeit von Navigationssystemen schwächt beispielsweise den räumlichen Orientierungssinn. Angesichts der Verfügbarkeit präziser Übersetzungssoftware schwindet der Anreiz, fundierte Fremdsprachenkenntnisse zu erwerben. Die habituelle Nutzung von Internet-Suchmaschinen wirkt sich nachteilig auf die Aufmerksamkeitsspanne und das Erinnerungsvermögen aus (Dorn 2017). Intelligente Informationsmaschinen vermitteln Ideen und formen den Prozess des Denkens (McLuhan 1964). Zugleich entreißen sie die Kontrolle über die individuelle *Aufmerksamkeit* (Metzinger 2009). Kissinger et al. (2024) postulieren, dass Menschen aufgrund kognitiver Beeinträchtigung in Zukunft nicht mehr in der Lage sein werden, die Realität ohne Hilfe von KI wahrzunehmen oder zu interpretieren. Durch Vernachlässigung der Intelligenz verliert der Mensch seine *Orientierungs- und Reflexionsfähigkeit* über Ideen, Gefühle und Verhalten. Nur aus der bewussten Auseinandersetzung mit Erfahrungen erwächst die Kraft, einseitige Belastungskonstellationen zu antizipieren und zu regulieren. Bei schwindender Intelligenzleistung grenzt sich der Mensch immer weniger von der Maschine ab. In diesem Prozess droht der Verlust der menschlichen Identität und Unabhängigkeit. Autonomie bedeutet, die Potenziale des individuellen Denkvermögens wiederzuentdecken und diese tätig zu kultivieren (Carr 2014).

Digitale Plattformen *sozialer Medien* verändern menschliche Kommunikationsformen. Während Plattformen einen schnellen und weitreichenden Austausch von Informationen ermöglichen, lenken datenbasierte Persönlichkeitsprofile, Matching-Algorithmen und künstliche Chatbots die Aufmerksamkeit der Nutzer und schmälern ihre empathische Zuwendung (Tögel 2024). Während im virtuellen Raum eine aufwändige Illusion von sozialer

Verbindung erzeugt wird, erodieren die zwischenmenschlichen Beziehungen in der realen Welt. Darunter leiden *Sozialkompetenz* und Sozialverhalten (Turkle 2011).

Die vorherigen Ausführungen zeigen vielschichtige und teils einseitig belastende Wirkungen der Digitalisierung auf die arbeitenden Menschen auf. Dies ist kein Grund, den Digitalisierungsprozess in der Arbeitswelt in Abrede zu stellen. Vielmehr gilt es, Strategien zu entwickeln, die Menschen befähigen, mit diesen komplexen Anforderungen gesund umzugehen. Maßgebliche Konzepte der Salutogenese (Antonovsky 1979) und der Selbstwirksamkeit (Deci und Ryan 2008), die auf einem systemischen und ganzheitlichen Menschenbild beruhen, eröffnen ressourcenorientierte Ansätze zur Gesundheitsförderung. Eine nachhaltige betriebliche Gesundheitspolitik beschränkt sich demzufolge nicht auf die Einhaltung von gesetzlichen Vorschriften, sondern betont die unternehmerische Notwendigkeit, um Menschen im gesunden Umgang mit Komplexität, Unsicherheit und Volatilität zu befähigen.

8.5.2 Gesundheit als autoregulativer Adaptionsprozess

Egger (2020) definiert Gesundheit als die Kompetenz des Organismus, beliebige Belastungen bzw. Noxen auf unterschiedlichen Systemebenen *selbstregulativ* zu bewältigen. Gesundheit offenbart sich in der individuellen Entwicklungs- und Adaptionsfähigkeit des Menschen. Sie ist nicht dazu da, um höhere Arbeitsleistungen zu ermöglichen, sondern um das menschliche Dasein tiefer zu empfinden (Bodamer 1955). Gesunde Entwicklung (d. h. Salutogenese) ist ein grundlegender Lebensprozess, um sich dem Ideal eines vollständigen körperlichen, sozialen, kulturellen und geistigen Wohlergehens anzunähern (vgl. WHO 1948). Sie manifestiert sich in Selbstwirksamkeit und *Resilienz*.

Gesundheit und Krankheit lassen sich weder objektiv abgrenzen noch ausschließlich durch subjektives Befinden definieren. Krankheit stellt sich ein, wenn die autoregulative Kompetenz nicht hinreichend vorhanden ist bzw. wenn entsprechende Regelkreise überfordert sind (Egger 2020). Einseitige Belastungen, etwa durch Kommunikationsdefizite oder mediale Überreizung, bringen den Menschen aus seiner „gesunden Mitte“ und erfordern eine bewusste Änderung des Lebens- oder Arbeitsstils (vgl. Antonovsky 1979). Die Veränderung beginnt mit der Wahrnehmung der pathogenen Einflüsse. Die bedeutsame Bewertung des Wahrgenommenen („meaningfulness“) fordert zur Handlung („manageability“) auf. In der Handlung setzt sich der Mensch mit belastenden Einflüssen auseinander, die etwa aus Informationsüberflutung, Arbeitsverdichtung oder Verhaltenskontrollen resultieren können. Aus der Auseinandersetzung entsteht ein Verständnis für die Gesundung („comprehensibility“). Dieser Gesundungsprozess entfaltet sich als ein lebenslanger Lern- und Entwicklungsweg, in dem sich äußere Einflüsse sukzessive in innere Regulationsprozesse wandeln (Petzold 2014).

8.5.3 Komplementarität von Humanisierung und Rationalisierung

Als rationales Rahmenkonzept für den KI-Einsatz zielt die Informatisierung darauf ab, die betriebliche Wettbewerbsfähigkeit zu steigern, indem sie Aufwände und Kosten reduziert. Überschüssige Erträge erweitern wirtschaftliche Spielräume für Investitionen oder Konsum. Sofern der Einsatz intelligenter Maschinen die menschliche Selbstwirksamkeit sowie die Adaptivität der Wertschöpfungsprozesse beschränkt, verlieren sich allerdings Zweck und Nutzen einschlägiger Rationalisierungsmaßnahmen. Folglich bedürfen informatorische Rationalisierungsstrategien komplementärer *Humanisierungsmaßnahmen*, um die selbstregulative Adaptivität als Voraussetzung eines nachhaltigen Unternehmenserfolgs unter volatilen Marktbedingungen zu fördern. Dies

erfolgt im Rahmen einer menschengerechten Arbeitsgestaltung.

8.5.4 Menschengerechte Arbeitsgestaltung

Die menschengerechte Gestaltung von KI-basierten Arbeitssystemen orientiert sich an organisatorischen, ergonomischen und psychologischen Prinzipen (vgl. Schlick et al. 2018). An dieser Stelle werden vertiefende Aspekte der Funktionsteilung, der Entscheidungsfindung und der Verhaltenskontrolle exemplarisch ausgeführt.

Zweck einer Funktionsteilung ist es, Einzelaufgaben entweder der Künstlichen Intelligenz oder dem Menschen zuzuordnen. Dabei soll der Mensch einen angemessenen Handlungs- und Entscheidungsspielraum erhalten. Zusammen mit dem Anforderungsniveau der Tätigkeit legt dieser Spielraum fest, welche Lern- und Anpassungsleistungen der Mensch erbringt, um nicht-planbare Anteile von Arbeit flexibel zu bewältigen. Dabei sollen nicht ausgerechnet jene Arbeitsinhalte und Kommunikationsanteile substituiert werden, die motivierend und lernförderlich wirken. Dies wäre etwa der Fall, wenn anspruchsvolle Programmiertätigkeiten an einem Roboter verlagert werden, das routinemäßige Einlegen von Werkstücken in eine Stanzmaschine jedoch beim Menschen verbleibt (Braun et al. 2023).

Künstliche Intelligenz soll nicht zur Entscheidungsfindung eingesetzt werden, die unmittelbar menschliche Belange betrifft. Beispiele sind die Schicht- oder Urlaubsplanung. Solche Entscheidungen sind vielmehr Gegenstand zwischenmenschlicher Aushandlungsprozesse. Auch das Recht setzt dem Einsatz KI-basierter Entscheidungssysteme enge Grenzen (EU-Verordnung 2024).

KI-Systeme sollen ferner nicht angewandt werden, um menschliches Verhalten zu kontrollieren oder zu lenken. In diesem tayloristischen Ansatz geben Informationssysteme dem Menschen ideale Verhaltensweisen vor („one best way“) und kontrollieren deren Einhaltung. Bisher gibt es keine Belege dafür, dass sich durch diesen Gestaltungsansatz tatsächlich die Ergebnisse verbessern. Einschlägige Erfahrungen deuten vielmehr auf Konfliktpotenzial hin, sofern menschliches Leistungsverhalten vor allem als eine technische Herausforderung betrachtet wird (Braun et al. 2023).

8.6 Fazit

Im Zuge der fortschreitenden Informatisierung betrieblicher Wertschöpfungsprozesse gewinnt der Einsatz Künstlicher Intelligenz (KI) an Relevanz. Diese Technologien bewirken eine tiefgreifende Transformation von Geschäftsmodellen, Unternehmensprozessen und Arbeitstätigkeiten. Dennoch bleiben zahlreiche Fragen zu den mittel- und langfristigen quantitativen Auswirkungen der KI auf die menschliche Arbeit (wie Marktentwicklung und Arbeitsplatzverlust) gegenwärtig unbeantwortet. Auf kurze Sicht zeichnen sich qualitative Folgen der Informatisierung für den arbeitenden Menschen ab, die etwa veränderte Tätigkeitsumfänge und Qualifikationsanforderungen betreffen.

Mit der tendenziellen Übernahme anspruchsvoller und entscheidungsrelevanter Aufgaben durch Künstliche Intelligenz – Aufgaben, die bislang dem Menschen vorbehalten waren – verschiebt sich das Kräfteverhältnis zwischen Mensch und intelligenter Maschine. Da eine vollständige Automatisierung auch in Zukunft unwahrscheinlich bleibt, ist es unerlässlich, Tätigkeiten so zu gestalten, dass sie Qualifikation und Motivation fördern. Nur so lassen sich menschliche Handlungs- und Entscheidungskompetenzen wahren und eine gesunde Selbstwirksamkeit stärken. Der KI-Einsatz verdeutlicht wie keine frühere Technisierungsstufe die notwendige Konvergenz betrieblicher Rationalisierungs- und Humanisierungsstrategien. Diese lange Zeit als unvereinbar geltenden Gestaltungsansätze erweisen sich nun als komplementäre, sich wechselseitig verstärkende Elemente einer ganzheitlichen Innovationsstrategie.

Literatur

Anger C, Plünnecke A (2022) INSM-Bildungsmonitor 2022. Initiative Neue Soziale Marktwirtschaft, Köln

Antonovsky A (1979) Health, stress, and coping. Jossey-Bass, San Francisco

Apt W, Bovenschulte M, Hartmann EA, Wischmann S (2016) Foresight-Studie „Digitale Arbeitswelt". Forschungsbericht 463. Institut für Innovation und Technik, Berlin

Arntz M, Gregory T, Zierahn U (2016) The risk of automation for jobs in OECD countries – A comparative analysis. OECD Paper No 189. OECD Publishing, Paris

Bainbridge L (1987) Ironies of automation. In: Rasmussen J, Duncan K, Leplat J (Hrsg) New technology and human error. Wiley, Chichester, S 271–281

Bakker AB, Hakanen JJ, Demerouti E, Xanthopoulou D (2007) Job resources boost work engagement, particularly when job demands are high. J Educ Psychol 99(2):274–284

Baukrowitz A, Boes A, Schmiede R (2001) Die Entwicklung der Arbeit aus der Perspektive ihrer Informatisierung. In: Matuschek I, Henninger A, Kleemann F (Hrsg) Neue Medien im Arbeitsalltag – Empirische Befunde, Gestaltungskonzepte, theoretische Perspektiven. VS, Wiesbaden, S 217–235

Bodamer J (1955) Gesundheit und technische Welt. Klett, Stuttgart

Boes A, Kämpf T, Langes B, Lühr T (2014) Informatisierung und neue Entwicklungstendenzen von Arbeit. AIS-Studien 7(1):5–23

Bonin H, Gregory T, Zierahn U (2015) Übertragung der Studie von Frey/Osborne (2013) auf Deutschland. ZEW, Mannheim

Bowles J (2014) Chart of the week: 54 % of EU jobs at risk of computerization. http://bruegel.org/2014/07/chart-of-the-week-54-of-eu-jobs-at-risk-of-computerisation

Braun M (2017) Arbeit 4.0: Der gesunde Mensch in der digitalisierten Arbeitswelt. In: Nowak D, Letzel S (Hrsg) Handbuch der Arbeitsmedizin. Ecomed, Landsberg, S 1–24 (4. Ergänzungslieferung)

Braun M, Kutzias D, Leuteritz JP, Link M, Zaiser H (2023) Leitfaden zu Strategie und Wandel für den KI-Einsatz zur menschenzentrierten Erschließung der Potenziale Künstlicher Intelligenz. Fraunhofer IAO, Stuttgart (https://publica-rest.fraunhofer.de/server/api/core/bitstreams/7a4e64d9-6b6d-48ae-a69b-58630d4f97f4/content)

Carr N (2014) Abgehängt. Wo bleibt der Mensch, wenn Computer entscheiden? Hanser, München

Deci E, Ryan R (2008) Self-determination theory: a macrotheory of human motivation, development, and health. Can Psychol 49:182–185

Dengler K, Matthes B (2018) The impacts of digital transformation on the labour market: substitution potentials of occupations in Germany. Technol Forecast Soc Change 137:304–316

Dengler K, Matthes B (2020) Substituierbarkeitspotenziale von Berufen und die möglichen Folgen für die Gleichstellung auf dem Arbeitsmarkt. Institut für Sozialarbeit und Sozialpädagogik, Berlin

Dorn T (2017) Mensch, Übermensch! Handel Mag 4(7):25–28

Egger JW (2020) Die Einheit von Körper und Seele. Die bio-psycho-soziale Perspektive auf Krankheit und Gesundheit. Deutscher Wissenschafts-Verlag, Baden-Baden

EU-Verordnung 2024/1689 des Europäischen Parlaments und des Rates zur Festlegung harmonisierter Vorschriften für Künstliche Intelligenz, vom 13. Juni 2024

Floridi L, Cowls J (2019) A unified framework of five principles for AI in society. Harv Data Sci Rev. https://doi.org/10.1162/99608F92.8CD550D1

Frey CB, Osborne MA (2013) The future of employment: how susceptible are jobs to computerization? University of Oxford, Oxford

Giddens A (1988) Die Konstitution der Gesellschaft. Grundzüge einer Theorie der Strukturierung. Campus, Frankfurt

Giering O (2022) Künstliche Intelligenz und Arbeit: Betrachtungen zwischen Prognose und betrieblicher Realität. Z Arb Wiss 76:50–64

Gmyrek P, Berg J, Bescond D (2023) Generative AI and jobs: a global analysis of potential effects on job quantity and quality. ILO working paper 96. International Labour Organization, Genf

Grunert C (2012) Bildung und Kompetenz. Theoretische und empirische Perspektiven auf außerschulische Handlungsfelder. VS, Wiesbaden

Hacker W (2018) Menschengerechtes Arbeiten in der digitalisierten Welt. vdf, Zürich

Hille B (1977) Berufswahl und Berufslenkung in der DDR. In: Jaide W, Hille B (Hrsg) Jugend im doppelten Deutschland. VS, Wiesbaden

Huchler N (2017) Grenzen der Digitalisierung von Arbeit – Die Nicht-Digitalisierbarkeit und Notwendigkeit impliziten Erfahrungswissens und informellen Handelns. Z Arb Wiss 71:215–223

Hüther M (2019) Computer gegen Arbeiter – Technologie und Mensch im Konflikt? In: Thimm C, Bächle T (Hrsg) Die Maschine: Freund oder Feind? Mensch und Technologie im digitalen Zeitalter. Springer, Wiesbaden, S 211–229

Kissinger H, Schmidt E, Mundie C (2024) Genesis: artificial intelligence, hope, and the human spirit. Blackstone, Ashland

Landgrebe J, Smith B (2022) Why machines Will never rule the world. Routledge, New York

McCarthy J, Minsky M, Rochester N, Shannon C (2006) A proposal for the Dartmouth summer research pro-

ject on artificial intelligence, August 31, 1955. Ai Mag 27:12–14
McLuhan M (1964) Understanding media: the extensions of man. McGraw-Hill, New York
Metzinger T (2009) Der Ego-Tunnel. Eine neue Philosophie des Selbst: Von der Hirnforschung zur Bewusstseinsethik. Berlin Verlag, Berlin
Otte R (2021) Maschinenbewusstsein: Die neue Stufe der KI. Campus, Frankfurt
Petzold T (2014) Gesundheit ist ansteckend – Praxisbuch Salutogenese. Penguin, München
Pokorni B, Braun M, Knecht C (2021) Menschzentrierte KI-Anwendungen in der Produktion. Praxiserfahrungen und Leitfaden zu betrieblichen Einführungsstrategien. Fraunhofer IAO, Stuttgart
Pichler H (2018) Arbeit – Sinn und Motivation. Braumüller, Wien
Schlick C, Bruder R, Luczak H (2018) Arbeitswissenschaft, 4. Aufl. Springer Vieweg, Wiesbaden
Schweighofer J (2016) Zur Befreiung des Menschen von mühevoller Arbeit und Plage durch Maschinen, Roboter und Computer – Auswirkungen der Digitalisierung auf die Arbeitsmärkte. Wirtschaft Ges 42:219–255
Seifert I, Bürger M, Wangler L, Christmann-Budian S, Rohde M, Gabriel P, Zinke G (2018) Potentiale der Künstlichen Intelligenz im Produzierenden Gewerbe in Deutschland. iit-Institut, Berlin
Smith A (1776) An Inquiry into the Nature and Causes of the Wealth of Nations. Methuen, London
Sprenger R (2007) Das Prinzip Selbstverantwortung: Wege zur Motivation. Campus, Frankfurt
Sydow J (1985) Der soziotechnische Ansatz der Arbeits- und Organisationsgestaltung. Campus, Frankfurt
Taylor F (1911) The principles of scientific management. Harper, London
Thomas K (1968) Aspekte der Arbeitsteilung. J Context Econ – Schmollers Jahrb 88:3–16
Tögel J (2024) Kognitive Kriegsführung. Westend, Frankfurt
Topol E (2020) Deep Medicine. Künstliche Intelligenz in der Medizin. mitp, Frechen
Trist E, Bamforth K (1951) Some social and psychological consequences of the long wall method of coalgetting. Hum Relations 4:3–38
Turkle S (2011) Alone together: why we expect more from technology and less from each other. Basic Books, New York
Walz A, Doppl K, Kaza E, Roschka S, Platz T, Lotze M (2014) Changes in cortical, cerebellar and basal ganglia representation after comprehensive long term unilateral hand motor training. Behav Brain Res 278:393–403
WHO – World Health Organization (1948) Präambel der Verfassung der Weltgesundheitsorganisation vom 07.04.1948
WHO – World Health Organization (2020) Guidelines on physical activity and sedentary behaviour. World Health Organization, Geneva (https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/33369898)

Künstliche Intelligenz als Gegenstand und Instrument des Arbeitsschutzes

Lars Adolph

Inhaltsverzeichnis

9.1 Einleitung – 127

9.2 Die EU-KI-Verordnung – 129
9.2.1 KI im Sinne der EU-KI-Regulation – Versuche einer Definition – 129
9.2.2 Gruppierung von KI-Systemen nach Risikokriterien der EU-KI-Verordnung – 130
9.2.3 Anforderungen an KI-Systeme nach EU-KI-Verordnung – Konkretisierung durch Normung – 131
9.2.4 Menschliche Aufsicht: Lösung oder Problem? – 132

9.3 Die Sicht des Arbeitsschutzes: KI-Systeme als sichere Arbeitsmittel gestalten und im Betrieb sicher anwenden – 133
9.3.1 KI-Systeme als Gegenstand von Gefährdungsbeurteilungen – 134
9.3.2 Besonderheit der Gefährdungsbeurteilung für Systeme des Algorithmischen Managements – 135

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_9

9.4 Chancen von KI für den Arbeitsschutz und die menschengerechte Arbeitsgestaltung – 135
9.4.1 KI als Unterstützungsinstrument für Gefährdungsbeurteilungen – 135
9.4.2 Sensorik und KI-Analysen für Gefährdungsbeurteilungen – 136
9.4.3 Smarte Arbeitsschutzvorschriften – 137

9.5 Fazit: Mit KI-Technologien sichere, gesunde und menschengerechte Arbeit gestalten – 137

Literatur – 138

Zusammenfassung

Arbeitssysteme, die Technologien der Künstlichen Intelligenz beinhalten, verbreiten sich zunehmend und sind für immer mehr betriebliche Abläufe hoch relevant, da sie die Effizienz deutlich verbessern können. Dies geht einher mit der Veränderung von Geschäftsprozessen, Produktionsmethoden, Arbeitsplatzgestaltungen sowie Aufgaben, Tätigkeiten und Rollen der Beschäftigten, die sich neuen Kompetenzanforderungen gegenübersehen. Daraus folgt, dass KI-Systeme auch Betrachtungsgegenstand des Arbeitsschutzes sein müssen. Sichere, gesunde und menschengerechte Gestaltung ist für den betrieblichen Gebrauch zu gewährleisten, wobei die neuen Systeme Eigenschaften und Wirkungen mit sich bringen, die über die klassischen Schutzziele des Arbeitsschutzes hinausgehen und bspw. die Grundrechte von Beschäftigten betreffen. Hier entstehen auch Gestaltungsanforderungen aufgrund der EU-KI-Verordnung. Insgesamt gilt es, einerseits die Verbesserungspotenziale für die Arbeitsgestaltung zu nutzen und andererseits etwaige Risiken zu minimieren. Auf einer anderen Ebene bieten sich zahlreiche Chancen, KI-Technologien als Werkzeug des Arbeitsschutzes zu nutzen.

9.1 Einleitung

Die technologischen Innovationen der jüngeren Vergangenheit zeichnen sich durch eine zunehmende Frequenz und steigende disruptive Intensität aus. Während der Prozess der Digitalisierung inzwischen Jahrzehnte andauert und auch die Robotertechnologien sich bislang über viele Jahre vergleichsweise langsam entwickeln, erwies sich das Konzept der Industrie 4.0 als schneller und starker Treiber von Veränderungen vorrangig in der industriellen Produktion. Ein Beispiel hierfür ist der sprunghafte Anstieg der innovativen kollaborativen Robotik zwischen den Jahren 2018 bis 2020 (im Mittelwert 33.000 installierte Systeme p. a.) und 2021 bis 2023 (Mittelwert 52.000; IFR 2024). Ausgereiftere digitale Technologien, Software, leistungsstarke Prozessoren und die Verfügbarkeit von immer mehr Daten ermöglichen eine Vernetzung und somit flexiblere Steuerung von Produktionssystemen. Diese Steuerungslogik der Digitalisierung wird auch auf Dienstleistungsprozesse, bspw. in der Logistik, aber auch auf zahlreiche andere betriebliche Anwendungsfelder und verschiedenste Branchen, z. B. das Gesundheitswesen, übertragen. Die grundlegenden Innovationstreiber – Daten, Software, Prozessoren, Vernetzung – erfordern an verschiedenen Stellen funktional entscheidende, KI-basierte, Instanzen, um Informationen wirkungsvoll zu nutzen und Produktions- oder Dienstleistungsprozesse zu optimieren. Die signifikante, intensivierte Nutzung von KI, auch in verschiedenen Berufssegmenten des Dienstleistungssektors, wird in der Befragung DiWaBe 2.0 (Arntz et al. 2025) in einem Logit-Modell ersichtlich.

KI-Systeme sind als Schlüsseltechnologien zu verstehen. Zu diesen gehören maschinelles Lernen, neuronale Netze und die voll- oder teilautomatisierten „Entscheidungsfunktionen“, die sie ermöglichen. Beispielhaft wird dies deutlich bei der Klassifikation von Bildern, visuellen Informationen, die mit moderner Sensorik erfasst und mit KI-Technologien analysiert und bspw. bei der Qualitätssicherung eines Produktionsprozesses eingesetzt werden: Entscheidungsfunktionen können direkt maschinell ausgeführt werden, z. B. durch Aussortieren eines Produktes (voll-automatisiert), oder es werden einem Menschen Entscheidungsvorschläge gemacht (teil-automatisiert). Lernerfahrungen des Systems selbst oder auch der Person, die es bedient, können zur Steuerung und Verbesserung dieser Funktionalität und des Produktionsprozesses genutzt werden.

Dieses Beispiel zur Anwendung von KI in der Bildverarbeitung funktioniert kurz gesagt so, dass durch die Klassifikation von Daten Entscheidungen oder Entscheidungsvorschläge entstehen. Von dieser Funktionsweise zu unterscheiden ist die generative KI. Letztere, oft auch General Purpose AI (GPAI) genannt

und bekannt durch das große Sprachmodell ChatGPT, kann durch ihre nahezu universellen Einsatzmöglichkeiten verschiedenste Arbeitsprozesse und Tätigkeiten stark verändern. GPAI ist in der Lage, aus verschiedensten Datenquellen, z. B. Texten und Bildern des Internets, durch die Formulierung von Fragen, den sogenannten Prompts, komplexe und umfängliche Antworten in Form von Text, Ton oder Bild zu generieren. Der beachtenswerte Unterschied zur klassifizierenden KI und die besondere Bedeutsamkeit für die Arbeitswelt ist darin zu sehen, dass oftmals weitgehend „fertige" Arbeitsergebnisse erzeugt werden. Die Komplexität und Wirkmächtigkeit der GPAI-Systeme bringt nochmals neue Herausforderungen mit sich: hinsichtlich der Analyse ihrer Funktionsweisen, ihrer Einsatzmöglichkeiten, ihrer Ausgestaltung und der Abschätzung von Folgen ihres Einsatzes bei der Arbeit. Die Befragung DiWaBe 2.0 (Arntz et al. 2025) zeigt, dass bereits mehr als 60 % der befragten Beschäftigten KI-Systeme bei der Arbeit nutzen, und ein großer Teil von diesen Systemen ist dem Bereich der generativen KI zuzuordnen.

Eine weitere anwendungsbezogene Gruppierung von KI-Technologien, die mit verschiedensten algorithmischen Lösungen klassifizierender oder generierender Art ausgestattet sein kann, wird als Algorithmisches Management bezeichnet. Dies sind KI-Systeme, die zur Steuerung von Arbeits- und Produktionsprozessen eingesetzt werden können (de Paiva Lareiro 2024). Robelski et al. in diesem Band betrachten diese noch näher. Sie können zur Steuerung von industriellen Produktionsprozessen, zur Personaleinsatzplanung, Schichtplanung, Aufgabenverteilung, Leistungsbeurteilung und -kontrolle sowie für weitere Zwecken genutzt werden. Dadurch können sie bedeutsame Auswirkungen auf die Gestaltung von Organisationen und das Erleben von Arbeitstätigkeiten haben – in positiver wie negativer Hinsicht.

KI-Technologien ermöglichen somit einen effizienten Umgang mit großen Datenmengen in komplexen Systemen, der ohne diese nicht vergleichbar zu schaffen wäre. Sie bieten damit auch einen prinzipiellen Lösungsansatz für die den Menschen schnell überfordernde Komplexität und Dynamik moderner Arbeits- und Produktionssysteme. Gleichzeitig ist sie Teil dieser Herausforderung und lässt sie noch weiterwachsen: Jedes KI-System hat eine Schnittstelle zum Menschen – hier treffen die technologische Komplexität mit menschlicher Kompetenz und Informationsverarbeitungskapazität aufeinander. Somit entstehen an dieser Schnittstelle sehr konkret die vieldiskutierten Fragen der Transparenz, Erklärbarkeit, Verstehbarkeit, Vertrauenswürdigkeit, Zuverlässigkeit etc. der Systeme und ihrer diesbezüglichen Auswirkungen. Eine Übersicht über soziotechnische Systemanforderungen und Gestaltungsdimensionen findet sich in der Normungsroadmap Künstliche Intelligenz (DIN, DKE 2022). Hinsichtlich der Auswirkungen ist die empirische Datenlage insgesamt aufgrund der Neuigkeit und Diversität der Technologie noch nicht stark; erste wichtige Hinweise finden sich im Beitrag von Robelski et al. in diesem Band.

Eine weitere Innovation und Gruppe von KI-Anwendungen, basierend auf den Modellen der generativen KI, entsteht durch die Entwicklung von sogenannten KI-Agentensystemen, bei denen – kurz gesagt – verschiedene KI-Funktionseinheiten autonom interagieren und somit komplexe betriebliche Informations- und Kommunikationsprozesse, mehrstufige betriebliche Abläufe, die herkömmlicherweise menschliche Entscheidungen erfordern, weitgehend automatisiert werden (Desai und Riedl 2025).

Festzuhalten ist, dass der Einfluss von KI-Systemen auf die Arbeit erheblich sein kann (Bonney et al. 2024). KI-Systeme können kleinteilige, aber auch weitreichende, verknüpfte Entscheidungsfunktionen für Arbeitsprozesse und die beteiligten Beschäftigten übernehmen. Generative KI hat ein großes Potenzial, mindestens Teiltätigkeiten zu substituieren, konfrontiert die Nutzenden aber mit einem stets interpretationsbedürftigen Ergebnis.

Mit der Gesamtheit dieser Technologien und den noch nicht abschätzbaren weiteren

Innovationen, die sicher kommen werden, ergeben sich Gestaltungsanforderungen für eine „menschengerechte“ Umsetzung dieser Technologie, die mehr umfassen als die klassischen Schutzziele und Kriterien des Arbeits- und Gesundheitsschutzes und mit der EU-KI-Verordnung (EU AI Act 2024/1689) adressiert werden. Auf diese Anforderungen wird im Folgenden näher eingegangen.

9.2 Die EU-KI-Verordnung

Das Entstehen der EU-KI-Verordnung (EU AI Act 2024/1689) ist auch vor dem Hintergrund dieser skizzierten Wirkmöglichkeiten der Systeme zu verstehen: Effekte von KI-Systemen in der Arbeitswelt gehen über die etablierten Schutzziele und Regularien des Arbeitsschutzes hinaus, sie können in verschiedener Hinsicht die Grundrechte von Beschäftigten betreffen, bspw. hinsichtlich solcher Kriterien wie Privacy, Fairness oder Diskriminierungsfreiheit bei ihrem Einsatz. Es entsteht somit ein erweiterter und in Teilen neuer Gestaltungsauftrag für alle, die sich der Beförderung einer menschengerechten Arbeitsgestaltung verpflichtet sehen. Dabei müssen auch die u. U. indirekten Zusammenhänge zwischen den spezifischen Merkmalen von KI-Systemen und etwaigen Auswirkungen auf Sicherheit und Gesundheit in den Blick genommen werden. Denn auch wenn einzelne Eigenschaften von KI-Systemen z. B. zunächst nur den Datenschutz oder die Fairness zu berühren scheinen, können sekundäre Effekte auf Sicherheit oder Gesundheit sehr naheliegend sein. So könnten hypothetisch Verzerrungen bei KI-Personaleinsatzplanungen zu Überlastungen einzelner Beschäftigter führen. Es können aber auch konkrete Gestaltungsdefizite, z. B. bei der Erklärbarkeit oder Transparenz der Systeme über Fehlinterpretationen und folgende Fehlhandlungen, zu sehr direkten Unfall- oder Gesundheitsrisiken führen. Empirische Beispiele für derartige Zusammenhänge stammen bislang vorrangig aus dem Bereich des autonomen Fahrens. Sie finden sich z. B. in Analysen der amerikanischen National Highway Traffic Safety Administration und spiegeln sich in der medialen Berichterstattung wider (Kolodny 2024). Das sich dort abzeichnende Muster ist z. B. der fehlerhafte Gebrauch von sogenannten Autopilot-Funktionen durch ein übermäßiges Vertrauen in selbige. Aufgrund der Neuartigkeit der KI-Systeme in betrieblichen Anwendungen sind derartige Risiken hier zunächst hypothetisch, zeigen aber die Notwendigkeit, diese wissenschaftlich zu beobachten.

Folglich sind viele Merkmale von KI-Systemen und die Gestaltungsanforderungen der EU-KI-Verordnung in verschiedener Hinsicht auch für die Umsetzung des Arbeitsschutzes relevant. Allerdings ist die Verordnung zunächst grundsätzlich zu sehen als Binnenmarktverordnung, die Regeln für die Bereitstellung von Produkten auf dem europäischen Markt formuliert. Im Unterschied zur typischen Ausgestaltung einer solchen Verordnung, die üblicherweise die Systemhersteller und -anbieter adressiert, beinhaltet die EU-KI-Verordnung jedoch aufgrund der oben skizzierten Wirkmöglichkeiten verschiedene Anforderungen für den betrieblichen Gebrauch der Systeme zum Schutz von Beschäftigten. Grundlegend ist hier die Frage, für welche Systeme die Verordnung gilt – und das führt zur Notwendigkeit einer Definition.

9.2.1 KI im Sinne der EU-KI-Regulation – Versuche einer Definition

Eine definitorische Festlegung von KI, die für einen regulativen Kontext hinreichend konkret und gleichzeitig fachlich richtig und nicht zu eng gefasst ist, hat sich als sehr schwierig erwiesen. In der aktuell gültigen EU-KI-Verordnung ist sie wie folgt formuliert: „AI system means a machine-based system that is designed to operate with varying levels of autonomy and that may exhibit adaptiveness after deployment, and that, for explicit or implicit objectives, infers, from the input it receives, how to generate outputs such as

predictions, content, recommendations, or decisions that can influence physical or virtual environments." (EU AI Act 2024/1689).

Um diese Definition besser verstehen zu können, hat die EU-Kommission einen elfseitigen Anhang (EU-Commission Guidelines on the definition of an artificial intelligence system 2025) zur weiteren Erläuterung verfasst, auf den hier nicht umfänglich eingegangen werden kann. Sicher ist, dass auch die Erläuterungen zur Definition zu weiteren Fragen führen können. Für eine weitere Orientierung ist allerdings der Abschnitt 5.2. „Systems outside the scope of the AI system definition" hilfreich. In diesem wird verdeutlicht, dass auch einige Systeme, die häufig der KI zugeordnet werden, aus regulativer Sicht nicht als solche zu kategorisieren wären. Dies sind z. B. Systeme zur mathematischen Optimierung oder zur Beschleunigung von Prozessen, die bewährte Methoden wie lineare oder logistische Regressionsmethoden einsetzen. Dies wird damit begründet, dass diese Modelle zwar die Fähigkeit haben, Schlussfolgerungen zu ziehen oder Vorhersagen zu treffen, aber nicht über eine sogenannte „grundlegende Datenverarbeitung" hinausgehen. Diese Argumentationslogik wird auch herangezogen für den Ausschluss von einfacheren heuristischen oder regel-basierten Systemen, einfacheren Vorhersagesystemen, die bspw. Mittelwertprognosen erzeugen, und weiteren Beispielen für „einfachere Datenverarbeitung".

Festzuhalten ist, dass für die Umsetzung der Anforderungen der EU-KI-Verordnung diese Definition grundlegend und hochrelevant ist, nicht allerdings für die Einschätzung, wie risikobehaftet derartige Systeme sind, auch solche, die beim betrieblichen Einsatz und aus der Perspektive des Arbeitsschutzes aus der Definition fallen: Ein im Vergleich zu komplexer KI „einfacheres" datenverarbeitendes System, das Entscheidungsfunktionen oder Entscheidungsvorschläge durch die Prognose von z. B. Mittelwerten erzeugt, kann in seinem betrieblichen Nutzungskontext mit relevanten Risiken einhergehen, bspw. könnte es zur Überlastung oder Fehlsteuerung von Maschinen oder Produktionsanlagen führen. Wenn bei solch einem Beispiel also keine Vorkehrungen aufgrund der KI-Verordnung zu treffen wären, bliebe die Gültigkeit und Relevanz der sonstigen Produktsicherheitsanforderungen und Arbeitsschutzregularien, bspw. der Betriebssicherheitsverordnung, unbenommen. Dabei gilt der Grundsatz, dass Systeme, die Produktionsprozesse und gleichzeitig menschliche Tätigkeiten beeinflussen, Gegenstand von betrieblichen Gefährdungsbeurteilungen sein sollen. Wenn die Systeme in Interaktion mit der beschäftigten Person stehen, sind sie Teil der nach Arbeitsschutzgesetz hinsichtlich Gefährdungen zu beurteilenden Arbeitsbedingungen (Arbeitsschutzgesetz 1996 § 5).

9.2.2 Gruppierung von KI-Systemen nach Risikokriterien der EU-KI-Verordnung

Die EU-KI-Verordnung (EU AI Act 2024/1689) klassifiziert KI-Systeme anhand ihres Risikos in vier Kategorien:

1. Unzulässiges Risiko (verbotene KI): KI-Systeme, die eine inakzeptable Gefahr für Grundrechte und Sicherheit darstellen, sind verboten. Dazu gehören z. B. Verfahren sozialer Bewertung (Social Scoring) durch Regierungen, manipulative KI, die Menschen unbewusst beeinflusst und Schaden verursachen kann, echtzeit-biometrische Überwachung im öffentlichen Raum (mit wenigen Ausnahmen, z. B. zur Terrorismusbekämpfung).
2. Hohes Risiko: Diese KI-Systeme unterliegen strengen Vorschriften, da sie wesentliche Grundrechte, Sicherheit oder Gesundheit betreffen. Beispiele sind der Einsatz im Gesundheitswesen, z. B. Diagnosesysteme, oder die KI-gestützte Risikobewertung in Strafverfahren. Für die Arbeitswelt von besonderer Relevanz sind hier Systeme zur Personalauswahl oder im Bereich der Aus- und Weiterbildung. Diese müssen

Transparenz- und Sicherheitsanforderungen erfüllen, einschließlich Kriterien zur Gewährleistung der Datenqualität. Es resultieren Dokumentationspflichten und die Notwendigkeit menschlicher Aufsicht.
3. Begrenztes Risiko: KI-Systeme mit mittlerem Risiko müssen bestimmte Transparenzanforderungen erfüllen, damit Nutzer informierte Entscheidungen treffen können. Zu diesen Systemen gehören bspw. Chatbots, die sich als KI zu erkennen geben müssen, Systeme der personalisierten Werbung und auch Deepfake-Technologie (virtuelle Bild-, Ton-, Videoerzeugung, die realitätsnah erscheint), bei der eine Offenlegungspflicht besteht.
4. Minimales oder kein Risiko: Hierzu gehören bspw. Videospiele mit KI-Funktionen, Spam-Filter, KI-gestützte Übersetzungssoftware. Diese Gruppe ist vermutlich die quantitativ größte und betrifft in weiten Teilen Systeme des Privatgebrauchs.

Das Beispiel der KI-Übersetzungssoftware verdeutlicht jedoch, dass auch mit Systemen letzterer Kategorie ein großer Effekt auf betriebliche Prozesse und Aufgaben resultieren kann. Diese Systeme können inzwischen Dolmetscher-Dienste in großen Teilen substituieren und somit betriebliche Aufgaben und Ressourcenplanungen verändern. Dieses Potenzial verdeutlicht die Analyse von Yilmaz et al. (2023) insbesondere für fachlich-analytische Übersetzungen. Gleichzeitig kann die Frage nach der Verantwortung für die Richtigkeit einer Übersetzungsleistung oder nach den erforderlichen Kompetenzen für die Nutzung der Systeme entstehen. Somit kann auch ein KI-System ohne besondere Risikoeigenschaften zu wichtigen Fragen zur Gestaltung von Arbeit führen.

In der Folge der Risikoklassifikation müssen sich Systemanbieter wie auch betriebliche Anwender an unterschiedliche Compliance-Anforderungen halten, die durch die europäisch harmonisierte Normung konkretisiert werden. Zudem gelten für GPAI-Systeme auch im Rahmen der EU-KI-Verordnung (EU AI Act 2024/1689) besondere Regeln, weil man bei leistungsstarker GPAI sogenannte systemische Risiken vermutet. Zu den Kriterien der Feststellung solcher systemischen Risiken zählen neben Indikatoren für ihre Funktionsmächtigkeit bspw. auch die Zahl der Nutzer im europäischen Binnenmarkt. Diese Risiken sind also nicht auf den Gebrauch als Arbeitsmittel bezogen, sondern allgemeiner Natur. Gleichwohl verdient die generative KI im Arbeitseinsatz besonderes Augenmerk: Verschiedene Systeme sind für viele Nutzer frei verfügbar und somit hinsichtlich ihres Gebrauchs bei der Arbeit schwierig zu erfassen. Beispiele für solche Systeme sind bei der Textverarbeitung oder -generierung ChatGPT oder DeepL, bei gesprochener Sprache sind es Systeme wie Alexa, Siri oder Elevenlabs, zur Bildverarbeitung ließen sich MidJourney oder Dall-E nennen. Daten zu ihrem Verbreitungsgrad finden sich in der Befragung DiWaBe 2.0 (Arntz et al. 2025) und wurden bereits in der Einleitung dieses Kapitels genannt. Ihr Potenzial, Arbeitsprozesse zu verändern, ist hoch und Risiken können bspw. hinsichtlich der Arbeitsintensität für Beschäftigte, aber auch in Bereichen wie Datenschutz, Haftung oder Urheberrecht liegen.

9.2.3 Anforderungen an KI-Systeme nach EU-KI-Verordnung – Konkretisierung durch Normung

Für die Anwendung der EU-KI-Verordnung im Betrieb werden Konkretisierungen vorgenommen. Das Mittel der Wahl zur Spezifikation ist hier die europäisch harmonisierte Normung, die neben Anforderungen an die Technikgestaltung auch Anforderungen an betriebliche Prozessgestaltungen spezifiziert. Die Regularien werden bspw. bei den europäischen Normungsorganisationen CEN/CENELEC in Zusammenarbeit mit den internationalen und nationalen Normungsorganisationen erarbeitet.

Sie haben vorrangige Bedeutung für die Hoch-Risiko-KI-Systeme, nicht aber ausschließlich für diese, da bspw. Transparenzanforderungen auch für Systeme der niedrigeren Kategorie genormt werden. Die Konsequenzen aus diesen Konkretisierungen für die betriebliche Umsetzung müssen Gegenstand weiterführender Forschung in der Arbeitswissenschaft und im Arbeitsschutz sein und Erfahrungen aus der Praxis sollten in die Gestaltung und Anpassung der Normen zurückfließen.

Bei den Normungsinhalten sind vier übergreifende Themen zu nennen: Vertrauenswürdigkeit, Risikomanagement, Qualitätsmanagement und die Konformitätsbewertung. Spezifischere Gestaltungsanforderungen betreffen die Themen der Cybersicherheit, Robustheit, Akkuratheit (Genauigkeit), Transparenz, Dokumentation des Systemverhaltens, die Datenqualität und die menschliche Aufsicht. Das zuletzt genannte Themenfeld der Normung verdient besondere Aufmerksamkeit, denn menschliche Aufsicht wird auch bei Hoch-Risiko-KI als zentrale kontrollierende und risikomindernde Instanz verstanden (DIN, DKE 2022).

9.2.4 Menschliche Aufsicht: Lösung oder Problem?

KI-Arbeitssysteme werden nicht als vertrauenswürdig an sich wahrgenommen; eine Übersicht über theoretische Einflussfaktoren und Erklärungsansätze dafür finden sich bei Afroogh et al. (2024). Zusammenfassend erscheinen drei prinzipielle Eigenschaften dafür bestimmend: Zum einen funktionieren sie grundsätzlich probabilistisch, d. h. sowohl klassifizierende wie auch generative KI trifft Entscheidungen auf der Grundlage von Wahrscheinlichkeiten mit einer nicht gut bestimmbaren Irrtumswahrscheinlichkeit. Zum anderen ist die Technologie komplex und sogar für Experten in ihrer Funktionsweise und auch hinsichtlich konkreter Ergebnisse oftmals schwer erklärbar und drittens kann die KI als Bedrohung der menschlichen Autonomie erlebt werden. Ist aber die Technologie nicht kategorisch vertrauenswürdig, so ist die in verschiedenen Kontexten und mit unterschiedlichen Motiven formulierte Antwort oft, dass eine menschliche Aufsicht über die KI erforderlich ist. Zum einen wirkt hier das Motiv, eine Entscheidungsmacht nicht an ein technisches System mit Unsicherheiten delegieren zu wollen. Dies bedeutet allerdings, dass eine etwaige überstimmende menschliche Entscheidungsfunktion tatsächlich eine Verbesserung, eine höhere Sicherheit der Entscheidung mit sich bringen müsste. Erst dann könnte man auch das weitere Motiv erreichen, mehr Entscheidungssicherheit zu erzeugen. Von einem i. d. R. aufwändig entwickelten KI-System muss jedoch grundsätzlich eine hohe Entscheidungssicherheit erwartet werden – umso höher muss dann die Erwartung an die Entscheidungskompetenz einer menschlichen Aufsicht sein. Hieraus resultieren Risiken zum einen hinsichtlich der tatsächlichen Güte der Entscheidungen von Menschen oder Maschinen und zum anderen hinsichtlich einer unangemessenen Kompetenzanforderung und Verantwortungszuweisung an Systemnutzer, die zu Systemverantwortlichen werden. Diese Rollenzuweisung kann insbesondere bei einer Überforderung der Kompetenz zu einer negativen psychischen Belastung führen.

Menschliche Aufsicht muss als Funktion der Mensch-KI-Schnittstelle gesehen werden, mit den verschiedenen schon angesprochenen Herausforderungen bspw. hinsichtlich der Erklärbarkeit und Transparenz der Systeme, aber vor allem auch bezüglich der fachlichen Kompetenzen und Befugnisse des menschlichen Entscheiders. Eine Modellbildung hinsichtlich der Rollen und Anforderungen hierzu, welche die Komplexität verdeutlicht, findet sich bei Sterz et al. (2024).

Es ist folglich festzuhalten, dass menschliche Aufsicht nicht als vermeintlich einfache Lösung gesehen werden kann, sondern vielmehr die möglicherweise schwierigste betriebliche Gestaltungsaufgabe bei der Realisierung von KI-Systemen ist. Implikationen sind hierbei vielfältig und können hier nur angeris-

sen werden: Es resultieren z. B. legale Fragen von organisationaler Verantwortung und Haftung. Weiter ist zu klären, wie systembedingte Kompetenzanforderungen erfasst und adäquat durch personale Kompetenzprofile erfüllt werden können. Dies führt zur Frage der Art und Angemessenheit der Umsetzung von Kompetenzentwicklung im Betrieb. Als Schlüsselelemente erscheinen die sachgerechte Verortung und Ausgestaltung von Verantwortung im Betrieb. Der Umfang organisatorischer Maßnahmen sollte sich hierbei stets an der Größe der Risiken orientieren und auch hierbei kann und sollte die betriebliche Gefährdungsbeurteilung eine Rolle spielen.

9.3 Die Sicht des Arbeitsschutzes: KI-Systeme als sichere Arbeitsmittel gestalten und im Betrieb sicher anwenden

Aus Sicht des Arbeitsschutzes ist es angezeigt, das Spektrum der möglicherweise relevanten Risiken abzuschätzen. Hierbei lassen sich direkte und indirekte Effekte differenzieren: Eine unzureichende Robustheit oder mangelnde Zuverlässigkeit in der probabilistischen KI-Funktionslogik einer Maschine, eines Roboters oder einer Produktionsanlage kann bspw. direkt zu physischen Unfallgefährdungen und Verletzungsrisiken von Beschäftigten führen. Aus diesem Grund werden diese Aspekte in der aktuellen europäischen Maschinenverordnung (EU-MVO 2023/1230) adressiert. Mangelnde Zuverlässigkeit eines KI-Systems hingegen, das z. B. im Rechnungswesen eines Unternehmens eingesetzt wird und nicht in die Hoch-Risiko-Kategorie nach EU-KI-Verordnung fällt, kann eine psychosoziale Fehlbelastung auslösen: Verständnisschwierigkeiten, Fehlersuche, unvorhergesehene Mehrarbeit, schwierige Fragen nach Verantwortung können bei den beteiligten Beschäftigten Stress auslösen. Beide Beispiele skizzieren direkte Gefährdungen oder Risiken durch KI-Arbeitssysteme.

Indirekte Gefährdungen wirken über Zusammenhänge zwischen Eigenschaften von KI-Systemen mit den sozialen Rahmenbedingungen einer menschengerechten Arbeit, so wie bereits oben im Zusammenhang mit den Grundrechten angesprochen. Beispielhaft zu nennen sind Risiken hinsichtlich mangelnder Fairness, Diskriminierung oder auch Beeinträchtigungen der Persönlichkeitsrechte, der Privacy bzw. des Datenschutzes. KI-Systeme aus dem Feld des Algorithmischen Managements werden bspw. für die Personaleinsatzplanung verwendet. Hier können personenbezogene Daten so eingesetzt werden, dass sie zu Ungerechtigkeiten, bspw. zu ungleicher Verteilung von Arbeitslast führen. Somit sind belastungsbedingte mittel- oder längerfristige Gesundheitsbeeinträchtigungen vorstellbar, insbesondere durch eine zu hohe Arbeitsintensität. Aber auch das Wissen der Beschäftigten darum, dass KI-Managementsysteme ihre persönlichen Daten verwenden, ohne dass sie ggf. hinreichend gut nachvollziehen zu können, wie die Daten genau verarbeitet oder genutzt werden, kann negative Effekte nach sich ziehen. Auf Seiten der Beschäftigten können Misstrauen und Konflikte entstehen, die negativ belasten. Weiter kann dies zu vermeidenden oder manipulativen Verhaltensweisen führen, aufgrund derer KI-Systeme nicht mit der angestrebten Funktion genutzt werden. Vorteile der KI-Systeme für gute Arbeitsabläufe lassen sich dann nicht oder nur eingeschränkt realisieren. Ein Beispiel für diesen Zusammenhang aus dem Bereich der Personalentwicklung zeigt die Untersuchung von Klostermann und Kluy (2025), in der die wahrgenommene Vertrauenswürdigkeit als relevanter Mediator für die Systemnutzung hervortritt.

KI-Systeme zur Personaleinsatzplanung oder Aufgabenzuweisung bringen zudem potenziell Risiken der Einengung von Handlungs- und Entscheidungsspielräumen mit sich – in erster Linie natürlich für die Beschäftigten, die die Aufgaben zu bearbeiten haben, aber auch für Führungskräfte, die derartige Steuerungsentscheidungen

zuvor selbst getroffen haben. Die mögliche Verkleinerung von Handlungs- und Entscheidungsspielräumen und eine damit einhergehende Verschlechterung des Selbstwirksamkeitserlebens muss als ein Risiko für psychisch gesunde Arbeitsgestaltung berücksichtigt werden (Bradtke et al. 2016).

9.3.1 KI-Systeme als Gegenstand von Gefährdungsbeurteilungen

Wird beabsichtigt, KI-Systeme zu implementieren, die in Interaktion mit Beschäftigten stehen und ggf. weitreichenden Einfluss auf die Arbeitsprozesse und Tätigkeiten haben, so ist hierfür eine Gefährdungsbeurteilung im Sinne des Arbeitsschutzgesetzes vorzusehen, einschließlich einer Ableitung von Maßnahmen bei identifizierten Risiken, wie sie hier skizziert wurden.

KI-Systeme in der Arbeitswelt sollen zwar die Prozesseffizienz maßgeblich steigern und dadurch eine potenzielle Erleichterung der Arbeitsabläufe herbeiführen. Dies führt jedoch nicht zwangsläufig zu einer Reduktion der Arbeitsbelastung oder zu vermehrten Erholungsphasen für die Beschäftigten. Vielmehr *verändern* sich die Aufgabenprofile und Tätigkeitsbereiche der Beschäftigten. Auch organisatorische Aspekte, wie beispielsweise die Zuweisung von Verantwortlichkeiten für die menschliche Überwachung von KI-Systemen, sind davon betroffen.

Bei Sichtung der relevanten Arbeitsschutz-Regularien ist festzustellen, dass die einschlägigen Verordnungen (z. B. Arbeitsstättenverordnung, Betriebssicherheitsverordnung) sowie die zugehörigen technischen Regeln (z. B. Arbeitsstättenregeln, Technische Regeln zur Betriebssicherheit) deutlich älter sind als die KI-Innovationen. Dennoch bieten sie einige Anhaltspunkte und Kriterien zur Beurteilung der Arbeitsbedingungen und der damit möglicherweise einhergehenden Gefährdungen.

Grundsätzlich sind zwei Einsatzszenarien zu unterscheiden: Zum einen die Einbettung von KI in Maschinen oder Anlagen und zum anderen der Einsatz von „reiner“ Software, auch „Stand-alone-Software“ genannt, die typischerweise an Arbeitsplatz-PCs oder mobilen Geräten verwendet wird. Im ersten Fall bleiben sämtliche Anforderungen an die Maschinen- und Anlagensicherheit (z. B. EU-Maschinenverordnung) unberührt. KI-Funktionalitäten dürfen dabei nicht dazu führen, dass das geforderte Schutzniveaus herabgesetzt wird. Wie KI-basierte Sicherheitsfunktionen in Maschinen – die gemäß der KI-Verordnung in die Kategorie der „High-Risk“-Systeme fallen – zukünftig zu bewerten sind, wird sich mit der Fertigstellung entsprechender harmonisierter EU-Normen zeigen. Häufiger ist jedoch der Anwendungsfall, in dem vielfältige KI-Softwarelösungen über PCs oder mobile Applikationen eingesetzt werden. Gemäß der Arbeitsstättenverordnung (ArbStättV § 2) handelt es sich dabei im Grunde um eine Integration in Bildschirmgeräte, doch auch Anwendungen ohne Bildschirmkomponente (z. B. Sprachassistenten) können an den entsprechenden Regelwerken ausgerichtet werden.

Für die Beurteilung und Gestaltung von Software im Rahmen von Bildschirmarbeit gibt es entsprechende Dokumente mit Kriterien, deren übergeordnete Gestaltungs- und Schutzziele weiterhin gültig sind und auch schon Anforderungen aus der KI-Verordnung berühren. Idealerweise sollten natürlich die Kriterien aus der Normung dann, sobald sie vorliegen, in diesen Regelwerken mit bedacht werden. Als Beispiel für verfügbare allgemeine Richtlinien können die technischen Regeln für Arbeitsstätten (Arbeitsstättenregeln ASR A6) gelten, in denen Anforderungen an Bildschirmarbeitsplätze konkretisiert werden. Hierbei wird beispielsweise unter Punkt 5.1 zur Gefährdungsbeurteilung festgelegt, dass auch die Mensch-System-Interaktion im Sinne von Benutzerfreundlichkeit sowie adäquater Ein- und Ausgabemöglichkeiten berücksichtigt werden müssen. Aber auch die Arbeitsorganisation, d. h. auch soziale Beziehungen, müssen bedacht werden.

Die Anforderungen an die Gebrauchstauglichkeit werden dort unter Punkt 6.2 „Anforderungen an die Softwareergonomie“ mitsamt den entsprechenden Gestaltungskriterien formuliert. Dabei finden sich die in Bezug auf KI viel diskutierten Kriterien wie Fehlerrobustheit, aber auch verschiedene Transparenzkriterien wieder. Die Ausführungen in den ASR sind kurzgehalten. Der State of the Art findet sich konkreter u. a. in der Norm DIN EN ISO 9241-220 „Ergonomie der Mensch-System-Interaktion“ wieder. Die Normenreihe EN ISO 9241-x gilt dabei nach EU-Rechtsprechung als Standard zur Bewertung der Forderung nach Benutzerfreundlichkeit von Software-Systemen.

9.3.2 Besonderheit der Gefährdungsbeurteilung für Systeme des Algorithmischen Managements

Mit der Sammlung von Kriterien in den vorgenannten Quellen stößt man bei der Gefährdungsbeurteilung von Systemen des Algorithmischen Managements an Grenzen: Zwar lassen sich damit Merkmale der Schnittstellengestaltung zur Nutzung und Bedienung der Systeme ermitteln und auch bewerten, die Auswirkungen der Funktionslogik der Systeme auf eine unter Umständen große Zahl von Beschäftigten aber sicher nicht hinreichend erfassen und beurteilen. So ist es erforderlich, nicht nur die Arbeitstätigkeit des Systemnutzers oder -bedieners zu berücksichtigen, sondern vielmehr auch die der Systembeteiligten, also die Tätigkeiten der Beschäftigten, die von den Effekten eines Algorithmischen Managements betroffen sind, z. B. durch eine KI-gestützte Personaleinsatzplanung. Hinsichtlich dieser Auswirkungen gilt es natürlich auch zu prüfen, ob es zu Risiken technischer Natur oder durch Arbeitsumgebungsbedingungen (z. B. Wetterverhältnisse im Bereich der Logistik) kommen kann, die das AM-System u. U. nicht angemessen berücksichtigt und die zu akuten Unfall- oder Gesundheitsgefährdungen führen können. Darüber hinaus gilt es das Spektrum von Gefährdungen aus dem Bereich des Psychosozialen und der Organisation zu berücksichtigen. Hierzu zählen vorrangig die Oberthemen zur Gestaltung der Arbeitsaufgabe, der Arbeitsorganisation und zu den sozialen Beziehungen. Konkretisierungen und Kriterien hierzu finden sich bspw. im Handbuch Gefährdungsbeurteilung (Kittelmann et al. 2021).

9.4 Chancen von KI für den Arbeitsschutz und die menschengerechte Arbeitsgestaltung

Während der rasche Fortschritt der KI-Technologie Unsicherheiten bei der Umsetzung im Betrieb erzeugt, denen wir zunächst u. a. mit den oben skizzierten Instrumenten begegnen müssen, eröffnen sich gleichzeitig Möglichkeiten für den Einsatz als Werkzeug des Arbeitsschutzes selbst. Die Potenziale zur Förderung von Sicherheit und Gesundheit sowie einer menschengerechten Gestaltung sind groß. Zur Illustration dieses Potenzials folgen drei Einsatzszenarien von KI für den Arbeitsschutz aus dem Forschungsportfolio der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BAuA).

9.4.1 KI als Unterstützungsinstrument für Gefährdungsbeurteilungen

Grundsätzlich stehen in Deutschland Fachkräfte für den Arbeitsschutz zur Verfügung. Trotzdem muss weiterhin davon ausgegangen werden, dass für einen zu großen Teil der Arbeitsplätze noch nie eine Gefährdungsbeurteilung erstellt wurde. Das Problem ist in großen Unternehmen weniger ausgeprägt, dafür in kleinen und Kleinst-Unternehmen umso

schwerwiegender. Als Gründe für das Fehlen werden häufig ein unnötiger Aufwand genannt, aber auch, dass man doch ohnehin wisse, was gefährlich sei und was nicht. Eine vielversprechende Stoßrichtung für den Einsatz von KI im Arbeitsschutz ist daher einerseits die Unterstützung des Gefährdungsbeurteilungsprozesses. Andererseits ist aber mit den reinen Zahlen, ob Gefährdungsbeurteilungen gemacht werden oder nicht, noch nichts über Qualität und Aktualität ausgesagt. Hiermit ergeben sich weitere Ziele, nämlich die Effizienz und Detailtiefe der Gefährdungsbeurteilungen zu verbessern.

Um die Zugänglichkeit und Umsetzung zu Gefährdungsbeurteilungen zu verbessern, wird in der BAuA ein Forschungsprojekt durchgeführt, das sich mit der Nutzbarmachung der aktuellen großen Sprachmodelle oder auch Chatbots befasst (Westhoven und Adolph 2022). Die Ausgangsthese ist, dass ein Großteil der vorhandenen Daten zum Arbeitsschutz in Textform vorliegt und außerdem natürliche Sprache einen intuitiven Zugang zu technischen Systemen ermöglicht.

Als Einsatzszenario ist bspw. vorstellbar, dass ein kleines Unternehmen ohne eigene vertiefte Expertise im Arbeitsschutz einen niedrigschwelligen Einstieg zur Durchführung von Gefährdungsbeurteilungen durch ein KI-System erhält. Solch ein System ließe sich unkompliziert mit vorhandenen Daten füttern: Betriebsanweisungen von Maschinen, Informationen über räumliche Bedingungen, vorhandene Arbeits- und Betriebsmittel, verwendete Chemikalien, Sicherheitsdatenblätter, Arbeitsplatzbeschreibungen etc. Das System soll in der Lage sein, Informationen unterschiedlichster Formate aufzunehmen. Als Ergebnis ist ein Screening von möglichen Gefährdungen im Betrieb vorstellbar, das Hinweise auf weiteren Analyse- und Handlungsbedarf gibt oder ggf. schon Lösungsvorschläge liefert. Wichtig ist, dass solch ein Screening-Ergebnis nicht als „Erledigung“ einer Gefährdungsbeurteilung verstanden wird, denn diese erfordert stets Kommunikation mit und Einbezug von Beschäftigten, Maßnahmenumsetzung, Kontrolle und Weiteres. Im Besonderen kann und soll das KI-System hier keine „verantwortliche Funktion“ ausführen – angemessen kompetente menschliche Aufsicht bleibt erforderlich.

Aufgrund des sicherheitskritischen Einsatzkontextes sind die Anforderungen an ein solches System sorgfältig zu prüfen. Zum einen wurden dazu Interviews mit Arbeitsschutzexperten geführt, zum anderen wurden aber auch Workshops zu Einsatz- und Schadensszenarien bei der Verwendung der Technologie mit einer breiteren Stakeholder-Gruppe durchgeführt. Auf Basis der Anforderungen werden Grundzüge eines KI-Systems entwickelt. Das nächstliegende Forschungsziel bezieht sich auf die Möglichkeiten, ein derartiges Systems hinsichtlich der Einsatzreife, insbesondere unter Aspekten der Zuverlässigkeit und Vertrauenswürdigkeit, zu testen.

9.4.2 Sensorik und KI-Analysen für Gefährdungsbeurteilungen

Ein weiteres Forschungsprojekt an der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin zielt in Richtung der Verbesserung der Erfassung von Risiken aus der Arbeitsumgebung als Input für Gefährdungsbeurteilungen. Es setzt dabei an der zeitlich oft nur punktuellen Betrachtung von Arbeitsplätzen bei Begehungen an und will diese durch über längere Zeiträume gesammelte Sensordaten ergänzen (Baudzus 2024). Wenn man sich an den Standards zu rechtlich belastbaren Messungen am Arbeitsplatz orientiert, kann allerdings allein der Messaufbau äußerst komplex und kostspielig werden. Es wird daher der Ansatz verfolgt, kostengünstigere Sensoren zum Einsatz zu bringen. Diese können zwar nicht absolut präzise Daten liefern, doch für eine Einschätzung (Screening), wo es Analysebedarf gibt, liefern sie wertvolle Informationen.

Ein Einsatzszenario kann so aussehen, dass in größeren, komplexeren Produktionsanlagen oder auch auf Baustellen Sensorik installiert wird, die Umgebungsparameter erfasst, die ansonsten unbekannt blieben, weil situativ kein

Mensch zur Wahrnehmung derselben in der Lage ist. So könnte die Sensorik bspw. Freisetzungen von Stäuben oder Chemikalien mitsamt ihren Ursachen (z. B. automatische bei Öffnung von Ventilen, Behältnissen) erfassen und Warnhinweise ausgeben.

Die zum Einsatz kommende KI-Technologie, genauer der zentrale Auswertungs-Algorithmus, ist hierbei eine rekonstruktionsbasierte Anomaliedetektion. Dabei wird vom System gelernt, wie die Daten im „Normalzustand" aussehen. Weichen die Messungen von diesen dann später ab, spricht man von einer Anomalie. Diese Anomalien haben die Eigenschaft, relativ selten aufzutreten. Damit sind sie bei den üblichen, zeitlich begrenzten Begehungen nur schwer aufzufinden. Der Einsatz der KI kann hier Hinweise liefern, welche Faktoren genauer betrachtet werden müssen und auch, wie diese untereinander zusammenwirken. Gerade diese letztere Funktion ist bei kontinuierlich anfallenden umfangreichen Daten mit herkömmlicher Statistik praktisch nicht realisierbar. Hierzu wird ein KI-System prototypisch entwickelt und in Feldtests evaluiert.

9.4.3 Smarte Arbeitsschutzvorschriften

Die Regularien des Arbeitsschutzes können komplex, umfänglich und nicht immer leicht verfügbar sein. Die Digitalisierung von Arbeitsschutzvorschriften und -regeln in Deutschland für die effiziente Berücksichtigung in verschiedenen Anwendungskontexten kann großes Potenzial haben, Effizienz und Wirksamkeit zu erhöhen. So soll untersucht werden, inwieweit die KI-basierte Technologie maschinenlesbarer und maschinenausführbarer Regeln und der im Bereich der Normung ebenfalls bereits in der Entwicklung befindliche Ansatz „Digital Smart Standards" (Both et al. 2023) auf weitere Felder des Vorschriften- und Regelwerks zum Arbeitsschutz übertragen werden kann. Hierzu wird eine Systematik zur Einordnung und Beschreibung der Regularien erarbeitet und anschließend eine Analyse der Möglichkeiten und Grenzen durchgeführt. Dabei wird der Gesamtprozess von der Erstellung und des Managements bis zur betrieblichen Anwendung von Regeln betrachtet.

Als konkreteres Szenario ist vorstellbar, dass Nutzer die sie betreffenden Inhalte von Vorschriften mit einfachen Anfragen bedarfsgerecht zur Verfügung gestellt bekommen. Eine Frage wie „Welche Inhalte von Vorschriften habe ich bei der Einrichtung eines Büroarbeitsplatzes zu beachten?" kann dann direkt von einem KI-System beantwortet werden. Prinzipiell ist es dann auch möglich, die Informationen direkt in visuelle Gestaltungsvorschläge, in Funktionen von Planungs-Software oder Listen von Anforderungen u. ä. umzusetzen.

Anzumerken ist, dass Systeme der generativen KI, große Sprachmodelle wie ChatGPT, bereits heute derartige Fragen beantworten, dabei allerdings „eigenmächtige" Interpretationen und Priorisierungen vornehmen, die sich der Transparenz und Kontrolle weitgehend entziehen. Um also solche KI-Funktionen zuverlässiger zu gestalten, müssen die Datenaufbereitung und die Maschinenlesbarkeit optimiert werden und gleichzeitig muss der schwierige – oft nicht mit Zahlen hinterlegte – interpretationsbedürftige Bereich von Vorschriftenwerken angemessen vermittelt werden.

Mit den Ergebnissen des Projektes werden Beiträge zur Kohärenz und Anwenderfreundlichkeit des Regelwerks, zur Effizienz der Regelerstellung und der Bereitstellung sowie zur Umsetzungsqualität und Anwendungsbreite geleistet (BAuA 2024).

9.5 Fazit: Mit KI-Technologien sichere, gesunde und menschengerechte Arbeit gestalten

Die rasanten Fortschritte im Bereich der KI-Technologie eröffnen zwei Entwicklungsfelder für den Arbeitsschutz: Zum einen bestehen

noch Unsicherheiten darüber, wie der Arbeitsschutz und die Sicherheit der Systeme bei der Einführung von KI adäquat berücksichtigt werden können. Bestehende Verordnungen, Regelungen und Normen bieten jedoch Orientierung, bis weitere konkrete und harmonisierte Normen vorliegen. Zum anderen entstehen durch den Einsatz von KI Möglichkeiten, den Arbeitsschutz gezielt zu stärken. Es gilt beide Bereiche in Forschung und Entwicklung durch eine verstärkte Vernetzung mit allen Akteuren voranzutreiben.

Wichtig anzumerken ist, dass nicht jede KI-Anwendung mit substantiellen Risiken für Beschäftigte einhergeht, durch ihre Nutzung aber große Vorteile entstehen können. Eine bewusste Wahrnehmung und ein Screening vorhandener KI im Betrieb erscheint immer angezeigt; der Aufwand für Maßnahmen sollte sich danach an der Abschätzung des Ausmaßes etwaiger Risiken und Gefährdungen orientieren.

Für die betriebliche Umsetzung gilt es, KI und Arbeitsschutz gemeinsam zu denken. Die dynamische Entwicklung bei KI richtet unsere Aufmerksamkeit oft auf einzelne Innovationen und Anwendungen. Betrachtet man das Ganze mit etwas Distanz, so zeigen sich bekannte Merkmale und Strukturen:

Mit KI und den damit verbundenen Anforderungen der EU-KI-Verordnung werden zahlreiche Themen berührt, die für einen menschengerechten, sicheren und gesunden Arbeitsplatz ohnehin von Bedeutung sind. Dazu zählen insbesondere die Gestaltung von:

- Einführungsprozessen,
- (Weiter-)Qualifizierungen, Kompetenzentwicklung,
- Gefährdungsbeurteilungen
- Risikomanagementsystemen.

Diese Themen sind aus Sicht des Arbeitsschutzes eng miteinander verknüpft und spielen auch im Kontext einer sicheren KI eine zentrale Rolle. Eine erfolgreiche Umsetzung sowohl des Arbeitsschutzes wie auch von KI-Innovationen basiert in Betrieben und Organisationen auf partizipativen – auch sozial-partnerschaftlichen – Prozessen, denn so lassen sich nachhaltige, praktikable Lösungen finden und gleichzeitig die Ängste sowie Widerstände der Beschäftigten angemessen berücksichtigen.

Eine besondere Aufmerksamkeit ist bei KI-Systemen mit weitreichenden Funktionen auf die Anforderungen an menschliche Aufsicht und Verantwortung zu richten. In vielen Situationen kann hier eine vermeintlich einfache Lösung durch individuelle Verantwortungszuschreibung zu schwierigen Folgeproblemen führen.

Das vorhandene Synergiepotenzial zwischen den Anforderungen des Arbeitsschutzes und denen einer betrieblich erfolgreichen Umsetzung von KI-Technologien sollte genutzt werden, um die Chancen für eine sichere, gesunde, menschengerechte sowie produktive Gestaltung zu realisieren.

Literatur

Afroogh S, Akbari A, Malone E et al (2024) Trust in AI: progress, challenges, and future directions. Humanit Soc Sci Commun 11:1568. https://doi.org/10.1057/s41599-024-04044-8

Arbeitsschutzgesetz vom 7. August 1996 (BGBl. I S 1246), zuletzt durch Artikel 32 des Gesetzes vom 15. Juli 2024 (BGBl. 2024 I Nr 236) geändert. https://www.gesetze-im-internet.de/arbschg/. Zugegriffen: 21. Mai 2025

Arbeitsstättenregeln. https://www.baua.de/DE/Angebote/Regelwerk/ASR/ASR. Zugegriffen: 21. Mai 2025

Arbeitsstättenverordnung. https://www.gesetze-im-internet.de/arbst_ttv_2004/. Zugegriffen: 21. Mai 2025

Arntz M, Baum M et al (2025) Digitalisierung und Wandel der Beschäftigung (DiWaBe 2.0): Eine Datengrundlage für die Erforschung von Künstlicher Intelligenz und anderer Technologien in der Arbeitswelt, 1. Aufl. baua: Bericht. Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin, Dortmund

BAuA (2024) Arbeitsschutzwissen für die Arbeitsstättenplanung – Neue Planungsinstrumente zur Unterstützung einer arbeitsschutzgerechten Gestaltung bei der Bau-Planung von Arbeitsstätten durch eine bauteilorientierte und maschinenausführbare Aufbereitung des Arbeitsstättenrechts. Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin, Dortmund. https://www.baua.de/DE/Forschung/Forschungsprojekte/f2542 Zugegriffen: 16. Juni 2025

Baudzus A (2024) Entwicklung eines Assistenzsystems zur Gefährdungsbeurteilung unter Verwendung von Internet-of-things-Technologien und Algorithmik aus dem Bereich des maschinellen Lernens und der Data Science. 70. GfA-Frühjahrskongress 2024. Arbeitswissenschaft in-the-loop: Mensch-Technologie-Integration und ihre Auswirkung auf Mensch, Arbeit und Arbeitsgestaltung, Stuttgart. GfA, Gesellschaft für Arbeitswissenschaft. GfA-Press, Sankt Augustin

Betriebssicherheitsverordnung. https://www.gesetze-im-internet.de/betrsichv_2015/. Zugegriffen: 21. Mai 2025

Bonney K, Breaux C, Buffington C, Dinlersoz E, Foster L, Goldschlag N, Haltiwanger J, Kroff Z, Savage K (2024) The impact of AI on the workforce: tasks versus jobs? Econ Lett 244:111971

Both M, Franke M et al (2023) Piloten 2022 der Initiative Digitale Standards (idis) – Praktische Nutzung von Smart Standards. DIN, Berlin und DKE, Offenbach am Main

Bradtke E, Melzer M et al (2016) Psychische Gesundheit in der Arbeitswelt Tätigkeitsspielraum in der Arbeit. baua: Bericht. Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin, Dortmund

Desai DR, Riedl MO (2025) Responsible AI Agents. arXiv:2502.18359v1. https://arxiv.org/abs/2502.18359. Zugegriffen: 21. Mai 2025

DIN, DKE (2022) Deutsche Normungsroadmap Künstliche Intelligenz (Ausgabe 2). http://www.din.de/go/normungsroadmapki. Zugegriffen: 21. Mai 2025

EN ISO 9241-220:2019. Ergonomie der Mensch-System-Interaktion – Teil 220: Prozesse zur Ermöglichung, Durchführung und Bewertung menschzentrierter Gestaltung für interaktive Systeme in Hersteller- und Betreiberorganisationen

EU AI Act, 2024/1689. Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence and amending Regulations (EC) No 300/2008, (EU) No 167/2013, (EU) No 168/2013, (EU) 2018/858, (EU) 2018/1139 and (EU) 2019/2144 and Directives 2014/90/EU, (EU) 2016/797 and (EU) 2020/1828 (Artificial Intelligence Act). https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj/eng. Zugegriffen: 21. Mai 2025

EU-Commission Guidelines on the definition of an artificial intelligence system (2025) Established by Regulation (EU) 2024/1689 (AI Act). Annex to the Communication to the Commission Approval of the content of the draft Communication from the Commission. https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/commission-publishes-guidelines-ai-system-definition-facilitate-first-ai-acts-rules-application. Zugegriffen: 21. Mai 2025

EU-MVO, 2023/1230. Regulation (EU) 2023/1230 of the European Parliament and of the Council of 14 June 2023 on machinery and repealing Directive 2006/42/EC of the European Parliament and of the Council and Council Directive 73/361/EEC. https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2023/1230/oj/eng. Zugegriffen: 21. Mai 2025

Gesetz über überwachungsbedürftige Anlagen (ÜAnlG). https://www.gesetze-im-internet.de/_anlg/%C3%9CAnlG.pdf. Zugegriffen: 21. Mai 2025

IFR (2024) World Robotics 2024. https://ifr.org/img/worldrobotics/Press_Conference_2024.pdf. Zugegriffen: 21. Mai 2025

Kittelmann M, Adolph L et al (2021) Handbuch Gefährdungsbeurteilung, 1. Aufl. Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin, Dortmund, S 611 https://doi.org/10.21934/baua:fachbuch20210127. Zugegriffen: 21. Mai 2025

Klostermann M, Kluy L (2025) Privacy Concerns in Recommender Systems for Personalized Learning at the Workplace: The Mediating Role of Perceived Trustworthiness. In: Ahram T, Lopez Arquillos A, Gandarias J, Morales Casas A (Hrsg) Human Interaction and Emerging Technologies (IHIET-AI 2025): Artificial Intelligence and Future Applications. AHFE International, New York, S 151–161

Kolodny L (2024) Tesla must provide NHTSA with Autopilot recall data by July or face up to $135 million in fines. https://www.cnbc.com/2024/05/07/tesla-must-provide-nhtsa-with-autopilot-recall-data-or-face-fines.html. Zugegriffen: 21. Mai 2025

de Paiva Lareiro P (2024) Algorithmisches Management jenseits der Plattformökonomie. Digitale Assistenzsysteme in Industrie und Logistik. In: Pfeiffer S, Nicklich M, Henke M, Heßler M, Krzywdzinski M, Schulz-Schaeffer I (Hrsg) Digitalisierung der Arbeitswelten. Springer VS, Wiesbaden, S 269–286

Sterz S, Baum K, Biewer S, Hermanns H, Lauber-Rönsberg A, Meinel P, Langer M (2024) On the Quest for Effectiveness in Human Oversight: Interdisciplinary Perspectives. The 2024 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAccT '24), Rio de Janeiro, June 03–06 ACM, New York

Westhoven M, Adolph L (2022) Concept for Supporting Occupational Safety Risk Analysis with a Machine Learning Tool. In: Stephanidis C, Antona M, Ntoa S (Hrsg) HCI International 2022 Posters. 24th International Conference on Human-Computer Interaction HCII 2022, Virtual Event, June 26–July 1. Proceedings, Part I. Springer, Cham, S 468–473

Yilmaz ED, Naumovska I, Aggarwal VA (2023) AI-Driven Labor Substitution: Evidence from Google Translate and ChatGPT. INSEAD Working Paper No 2023/24/EFE. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4400516. Zugegriffen: 21. Mai 2025

Personalmix und Künstliche Intelligenz: Erfolgsfaktoren, Herausforderungen und Handlungsempfehlungen

Sascha Stowasser

Inhaltsverzeichnis

10.1 Vielfaltsbewusste Organisationen – 143
10.1.1 Grundlagen sowie Vor- und Nachteile – 143
10.1.2 Diversität als Wettbewerbsvorteil – 143
10.1.3 Diversität strategisch fördern – 144

10.2 Integration von KI in vielfältigen Teams – 144

10.3 Herausforderungen bei der Integration von KI in vielfältigen Teams – 145
10.3.1 Technologische und soziale Herausforderungen der KI-Integration in diversen Teams – 145
10.3.2 Akzeptanzprobleme und Weiterbildungsbedarf in KI-gestützten Teams – 146
10.3.3 Veränderungen in der Teamdynamik durch KI in diversen Teams – 146
10.3.4 Herausforderungen in der Kommunikation zwischen Mensch und KI – 146
10.3.5 Verantwortung und ethische Fragen in diversen Teams mit KI – 147

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_10

10.4 Handlungsempfehlungen für Organisationen: Erfolgreiche Integration von KI in vielfältige Teams – 148
10.4.1 Akzeptanz und geeignete Organisationskultur schaffen – 148
10.4.2 Kompetenzen für eine KI-gestützte Arbeitswelt stärken – 149
10.4.3 Rollen- und Verantwortungsstrukturen definieren – 149
10.4.4 Ethische Richtlinien und faire KI-Nutzung fördern – 150
10.4.5 Regelmäßige Evaluationsprozesse etablieren – 150
10.4.6 Vielfalt und Technologie als Einheit denken – 150

10.5 Beispiele für Good Practice – 151

10.6 Fazit: KI als Chance für Vielfalt und nachhaltige Arbeitsgestaltung – 151

Literatur – 152

Zusammenfassung

Die moderne Arbeitswelt verändert sich rasant – und mit ihr die Art, wie Teams zusammenarbeiten. ***Vielfalt*** *in den Belegschaften nimmt zu, genauso wie der Einfluss von Künstlicher Intelligenz (KI) in Organisationen. Immer öfter arbeiten Menschen mit KI zusammen. Das passiert in Produktionshallen, Krankenhäusern oder Büros. Diese Entwicklung bietet Organisationen sowohl große Chancen als auch neue Herausforderungen. Eine vielfaltsbewusste Organisation, die das Potenzial heterogener Teams und KI sinnvoll nutzt, kann nicht nur kreativer und wettbewerbsfähiger werden, sondern auch für ein gesünderes und produktiveres Arbeitsumfeld sorgen. Doch damit Mensch und Maschine erfolgreich zusammenarbeiten, braucht es mehr als nur Technologie – es erfordert eine durchdachte Strategie, klare Verantwortlichkeiten und ein Bewusstsein für die Dynamik gemischter Teams. In diesem Beitrag schauen wir uns an, welche Vorteile eine vielfaltsbewusste Organisation bietet, wie Organisationen KI zur Förderung von Diversität in Teams integrieren können und wo Stolpersteine lauern. Außerdem werden erfolgreiche Praxisbeispiele vorgestellt und konkrete Handlungsempfehlungen für Organisationen gegeben.*

10.1 Vielfaltsbewusste Organisationen

10.1.1 Grundlagen sowie Vor- und Nachteile

Eine **vielfaltsbewusste Organisation** zeichnet sich dadurch aus, dass sie die individuellen Unterschiede ihrer Beschäftigten nicht nur anerkennt, sondern aktiv wertschätzt und fördert. Diese Unterschiede können sich beispielsweise auf Merkmale wie Alter, Geschlecht, ethnische Herkunft, Religion, sexuelle Orientierung, körperliche Einschränkungen sowie unterschiedliche Lebens- und Arbeitserfahrungen beziehen (Peschl 2019). Die bewusste Förderung dieser Vielfalt – oft als Diversity Management bezeichnet – zielt darauf ab, ein inklusives Arbeitsumfeld zu schaffen, in dem alle Beteiligten ihre Potenziale bestmöglich entfalten können.

10.1.2 Diversität als Wettbewerbsvorteil

Der bewusste Umgang mit Diversität bringt nicht nur Vorteile für die interne Zusammenarbeit, sondern stärkt auch die externe Wettbewerbsfähigkeit von Organisationen. Vielfältige Teams haben eine höhere Innovationskraft, da sie unterschiedliche Perspektiven und Erfahrungen in die Problemlösung einbringen. Forschungen zeigen, dass Unternehmen mit heterogenen Teams oft zu kreativeren und nachhaltigeren Lösungen gelangen. So ergab eine Untersuchung von Østergaard und Timmermans (2023), dass Unternehmen mit Mitarbeitenden aus verschiedenen Hintergründen eine höhere Innovationsleistung erzielen. Funktional diverse Teams – also Gruppen mit unterschiedlichen beruflichen und fachlichen Erfahrungen – profitieren besonders von einem verbesserten Wissensaustausch und einer breiteren Perspektive (Cheung et al. 2016; Bell et al. 2011).

Ein weiterer Vorteil liegt in der Attraktivität der Organisation als Arbeitgeber. Ein inklusives Arbeitsumfeld signalisiert potenziellen Bewerbenden Offenheit und Chancengleichheit, was besonders für junge Talente und Fachkräfte mit diversen Hintergründen attraktiv ist. Laut einer Studie der IU Internationalen Hochschule (2024) legen 75 % der angehenden Fachkräfte großen Wert auf Maßnahmen zur Förderung von Diversität und Inklusion. Organisationen, die sich aktiv für Vielfalt einsetzen, haben also bessere Chancen, hochqualifizierte Mitarbeitende zu gewinnen und langfristig zu binden.

Darüber hinaus ermöglicht eine diverse Belegschaft eine bessere Kundenorientierung. Unternehmen können die Bedürfnisse einer ebenso vielfältigen Kundschaft besser verstehen und zielgerichtet ansprechen, was die Kundenbindung und -zufriedenheit erhöht. Zu-

dem erhöht Diversität die Resilienz von Unternehmen, da verschiedene Perspektiven und Kompetenzen helfen, flexibel auf Herausforderungen zu reagieren und nachhaltige Lösungen zu entwickeln (Hodek 2024).

10.1.3 Diversität strategisch fördern

Um die Vorteile von Diversität voll auszuschöpfen, müssen Organisationen gezielte Maßnahmen ergreifen. Die Offensive Mittelstand hat hierzu den INQA-Check „Vielfaltsbewusster Betrieb“ entwickelt – ein Selbstbewertungsinstrument, das Unternehmen und Organisationen dabei unterstützt, ihre Diversity-Strategien zu reflektieren und weiterzuentwickeln (OM 2018). Der Check umfasst zentrale Handlungsfelder wie **Strategie**, Führung, Personalarbeit, Arbeitsorganisation und **Organisationskultur**. Durch eine systematische Auseinandersetzung mit diesen Bereichen können Organisationen ihre Werte, Strukturen und Prozesse so gestalten, dass sie die Vielfalt ihrer Belegschaft optimal nutzen.

Auch demographische Entwicklungen machen eine vielfaltsbewusste Personalstrategie zunehmend notwendig. Der Altersdurchschnitt der Beschäftigten in Deutschland steigt kontinuierlich. Im Jahr 2023 lag die Erwerbstätigenquote der 55- bis 64-Jährigen bei knapp 75 % (IAQ 2025). Gleichzeitig wächst der Anteil von Beschäftigten mit Migrationshintergrund: 2023 hatten 17,1 Mio. Menschen ab 18 Jahren – und damit ein Viertel der erwachsenen Bevölkerung – eine Einwanderungsgeschichte (Destatis 2024).

10.2 Integration von KI in vielfältigen Teams

Die Zusammenarbeit zwischen Mensch und KI bietet sowohl Chancen als auch Herausforderungen. Auf der einen Seite können KI-Systeme menschliche Fähigkeiten ergänzen und erweitern, indem sie beispielsweise repetitive Aufgaben automatisieren und so Raum für kreativere Tätigkeiten schaffen. Auf der anderen Seite besteht die Gefahr, dass die Einführung von KI zu Unsicherheiten und Widerständen bei den Beschäftigten führt, insbesondere wenn unklar ist, wie sich die Rollenverteilung und Verantwortlichkeiten im Team verändern (Stowasser 2021). Zudem besteht bspw. das Risiko, dass KI-Modelle diskriminierende Muster reproduzieren und bestimmte Gruppen systematisch benachteiligen, wenn sie auf voreingenommenen Daten trainiert wurden.

Diese und weitere Herausforderungen müssen bei der Integration von KI in Arbeitsprozesse heterogener Teams bei der Ausgestaltung von vielfaltsbewussten Organisationen berücksichtigt werden.

Allgemein können KI-Systeme in verschiedenen Rollen eingesetzt werden, beispielsweise als Assistenzsysteme, die Routineaufgaben übernehmen, als Entscheidungsunterstützung durch die Analyse großer Datenmengen oder sogar als autonome Akteure in bestimmten Bereichen (Stowasser 2023).

Ein Beispiel hierfür ist der Einsatz von KI-gestützten Assistenzsystemen im Gesundheitswesen: In Kliniken und Pflegeeinrichtungen übernehmen intelligente Algorithmen administrative Aufgaben wie Terminplanung, Dokumentation und Medikamentenverwaltung, wodurch Pflegekräfte und Ärztinnen und Ärzte entlastet werden. Gleichzeitig ermöglichen KI-gestützte Systeme eine personalisierte Patientenbetreuung, indem sie auf individuelle Gesundheitsdaten zugreifen und so präzisere Diagnosen und Therapieempfehlungen ermöglichen.

Besonders im Kontext von Diversität und Inklusion kann KI eine entscheidende Rolle spielen: So werden zunehmend adaptive KI-Assistenzsysteme entwickelt, die es ermöglichen, Mitarbeitende mit unterschiedlichen Fähigkeiten, Sprachhintergründen oder digitalen Kompetenzen gezielt zu unterstützen. Beispielsweise helfen sprachgesteuerte KI-Systeme Beschäftigten, die Schwierigkeiten mit schriftlicher Kommunikation haben, indem sie Informationen in Echtzeit in gesprochene

Sprache umwandeln. Ebenso können KI-gestützte Übersetzungstools die Zusammenarbeit in internationalen Teams erleichtern und Barrieren abbauen.

Die erfolgreiche Integration von KI in diverse Teams erfordert eine sorgfältige Gestaltung der Rollenverteilung von Mensch und KI. Es ist wichtig, die Stärken beider Seiten zu erkennen und so zu kombinieren, dass Synergien entstehen und potenzielle Konflikte vermieden werden. Dabei spielen auch ethische Fragestellungen eine Rolle, beispielsweise in Bezug auf Verantwortung, Transparenz und Fairness in der Entscheidungsfindung der KI-Systeme (vgl. Europäische Union 2024).

10.3 Herausforderungen bei der Integration von KI in vielfältigen Teams

In nicht-diversen Teams bestehen oft einheitliche Arbeitsweisen, technologische Vorkenntnisse und Entscheidungsprozesse, was die Einführung von KI erleichtert. Vielfältige Teams hingegen zeichnen sich durch unterschiedliche Perspektiven, Arbeitsstile, digitale Kompetenzen und kulturelle Werte aus. Diese Vielfalt kann die Integration von KI sowohl bereichern als auch erschweren. Zentrale Herausforderungen in diversen Mensch-KI-Teams sind:

- **Unterschiedliche technologische Vorerfahrungen**: Während einige Mitarbeitende KI schnell adaptieren, empfinden andere Unsicherheiten oder haben geringere digitale Kompetenz. Dies kann ungleiche Zugänge zu KI-Technologien schaffen.
- **Kulturelle Unterschiede in der Akzeptanz von KI**: Vertrauen in automatisierte Entscheidungen variiert je nach kulturellem Hintergrund – von hoher Akzeptanz bis zu tiefem Misstrauen.
- **Kommunikationsbarrieren in hybriden Teams**: Unterschiedliche Sprachen und Kommunikationsstile erfordern inklusive Schnittstellen, um Missverständnisse zu vermeiden.
- **Bias in KI-gestützten Entscheidungen**: KI kann bestehende gesellschaftliche Vorurteile verstärken. In diversen Teams kann dies besonders problematisch sein, etwa bei Recruiting- oder Leistungsbewertungen.

10.3.1 Technologische und soziale Herausforderungen der KI-Integration in diversen Teams

Die Einführung von KI in gemischte Teams bringt eine Vielzahl von Herausforderungen mit sich, die sowohl technischer als auch sozialer Natur sind. Besonders in vielfaltsbewussten Organisationen, in denen Diversität in Teams gezielt gefördert wird, müssen mögliche Konflikte zwischen Mensch und Maschine frühzeitig erkannt und adressiert werden. In heterogenen Teams bringen Mitarbeitende unterschiedliche Erfahrungswerte, technologische Vorerfahrungen und kulturell geprägte Herangehensweisen an Zusammenarbeit und Entscheidungsfindung mit. Dies kann dazu führen, dass KI-Systeme unterschiedlich wahrgenommen, genutzt und interpretiert werden. Während einige Teammitglieder KI als nützliches Hilfsmittel betrachten, könnten andere sie als Bedrohung für ihre Autonomie oder als potenziell voreingenommen gegenüber bestimmten Gruppen empfinden. Zudem steigt in diversen Teams die Wahrscheinlichkeit, dass KI auf uneinheitlichen oder nicht repräsentativen Daten basiert, was zu Verzerrungen führen kann. Daher ist es entscheidend, KI-gestützte Prozesse so zu gestalten, dass sie transparent, fair und inklusiv sind, um Misstrauen, Ungleichheiten und Spannungen innerhalb des Teams zu vermeiden.

10.3.2 Akzeptanzprobleme und Weiterbildungsbedarf in KI-gestützten Teams

Eine der zentralen Herausforderungen besteht in der Akzeptanz von KI durch die Beschäftigten. Eine Studie des Analyseunternehmens Qualtrics (2025) hat gezeigt, dass viele Beschäftigte Bedenken hinsichtlich der Transparenz und Verlässlichkeit von KI-Entscheidungen haben. Führungskräfte hingegen sehen in der Technologie in erster Linie eine Möglichkeit zur Effizienzsteigerung. Diese Diskrepanz kann zu Spannungen innerhalb der Belegschaft führen, insbesondere wenn unklar ist, wie sich die Rollenverteilung im Team verändert. Mitarbeitende befürchten, dass KI ihnen Arbeitsaufgaben wegnimmt oder ihre Leistung überwacht, was wiederum zu Unsicherheiten und Stress führen kann.

Zudem entstehen Risiken für Beschäftigte in Organisationen, die dem digitalen Wandel „nachlaufen“ oder für Beschäftigte, die keinen oder kaum Zugang zu betrieblicher Weiterbildung haben (Rat der Arbeitswelt 2023). Besonders gefährdet sind hierbei geringqualifizierte Beschäftigtengruppen, da sie häufig weniger Zugang zu gezielten Weiterbildungsmaßnahmen haben und ihre Tätigkeiten eher automatisierbar sind. Ohne eine gut durchdachte begleitende Qualifizierung besteht das Risiko, dass diese Beschäftigten zunehmend aus anspruchsvolleren Arbeitsprozessen verdrängt oder in ihrer beruflichen Entwicklung eingeschränkt werden. Organisationen sollten daher sicherstellen, dass Weiterbildungsangebote frühzeitig und zielgruppengerecht gestaltet werden, um Chancengleichheit und eine nachhaltige Integration von KI in den Arbeitsalltag zu gewährleisten.

10.3.3 Veränderungen in der Teamdynamik durch KI in diversen Teams

Die Einführung von KI verändert Teamdynamiken erheblich. Während in nicht-diversen Teams oft einheitliche Arbeitsweisen und technologische Vorkenntnisse bestehen, bringen diverse Teams unterschiedliche technologische Akzeptanz, kulturell geprägte Entscheidungsstile und Kommunikationsformen mit. Dies kann sowohl Synergien schaffen als auch neue Herausforderungen mit sich bringen.

Eine Studie der Columbia University (Horrigan 2023) zeigt, dass Teams mit KI-gestützten Entscheidungssystemen häufiger Koordinationsprobleme und Vertrauensverluste erleben. Besonders problematisch war, wenn KI alleinige Entscheidungen traf: Mitarbeitende fühlten sich entfremdet und verließen sich zunehmend auf die Technologie, statt eigene Entscheidungsfähigkeiten weiterzuentwickeln. Während Teams mit hoher Qualifikation weniger stark betroffen waren, äußerten viele Teilnehmende Misstrauen gegenüber KI – selbst wenn sie objektiv produktiver war.

In diversen Teams verstärken sich diese Herausforderungen: Technologische Vorerfahrungen variieren stärker, sodass einige Teammitglieder KI effizient nutzen, während andere skeptischer oder unsicherer bleiben. Kulturelle Unterschiede beeinflussen die Wahrnehmung von KI – in manchen Kulturen gelten algorithmische Entscheidungen als objektiv, in anderen wird menschliche Intuition höher gewertet. Kommunikationsprobleme können entstehen, wenn KI-gestützte Systeme nicht mehrsprachig oder kulturell sensibel sind.

10.3.4 Herausforderungen in der Kommunikation zwischen Mensch und KI

Die Kommunikation in hybriden Teams, bestehend aus Menschen und KI, stellt eine weitere Herausforderung dar. Forschungen zur Mensch-Maschine-Interaktion zeigen, dass natürliche Sprache oft nicht ausreicht, um eine effektive Zusammenarbeit zu gewährleisten. KI-Systeme basieren auf Algorithmen, die auf der Analyse großer Datenmengen beruhen, während Menschen ihre Urteile oft auf Intuition, Erfahrung und zwischenmenschliche

Aspekte stützen. Dies kann zu Missverständnissen und ineffizienten Kommunikationsprozessen führen.

Eine Studie von Choudhury (2024) zeigt, dass obwohl KI-gestützte Kommunikationsmittel Zeit sparen können, Mitarbeitende diese möglicherweise nicht als glaubwürdig empfinden, was die Produktivität der Zusammenarbeit beeinträchtigen kann. Diese Wahrnehmung der Unglaubwürdigkeit kann unter bestimmten Bedingungen verstärkt werden:

- **Fehlende Transparenz**: Wenn die Entscheidungsprozesse der KI nicht nachvollziehbar sind, entsteht Misstrauen gegenüber ihren Empfehlungen. Ohne klare Erklärungen wirken KI-Systeme wie eine „Black Box", was das Vertrauen der Nutzer mindert.
- **Fehlende menschliche Eigenschaften**: KI-Systeme, die keine menschlichen Züge wie Empathie oder moralisches Urteilsvermögen zeigen, werden in Aufgaben, die solche Fähigkeiten erfordern, als weniger glaubwürdig wahrgenommen.
- **Fehlende Anpassungsfähigkeit**: Wenn KI-Systeme nicht in der Lage sind, aus Fehlern zu lernen oder sich an spezifische Kontextbedingungen anzupassen, sinkt das Vertrauen der Nutzer in ihre Zuverlässigkeit.

10.3.5 Verantwortung und ethische Fragen in diversen Teams mit KI

In diversen Teams stellt sich die Frage der Verantwortung bei KI-gestützten Entscheidungen besonders komplex dar. Während in traditionellen Teams oft klare Hierarchien und Verantwortlichkeiten bestehen, kann der Einsatz von KI diese Strukturen aufbrechen. Wer trägt die Verantwortung, wenn eine KI-gestützte Empfehlung zu einer Fehlentscheidung führt? In diversen Teams kommen zusätzliche Herausforderungen hinzu: Unterschiedliche Entscheidungsgewohnheiten, kulturell geprägte Vorstellungen von Verantwortung und variierende technologische Kompetenzniveaus können die Zuweisung von Zuständigkeiten erschweren. Wenn Mitarbeitende mit unterschiedlichem KI-Verständnis unterschiedlich stark in Entscheidungsprozesse eingebunden sind, kann dies zu ungleicher Verantwortungsteilung und Unsicherheiten führen. „Verzerrungs"-Probleme sind besonders kritisch für diverse Teams, denn KI-Systeme sind nicht neutral, sondern spiegeln die Daten wider, mit denen sie trainiert wurden. In der Personalrekrutierung wurde bereits nachgewiesen, dass Algorithmen unbewusst diskriminierende Muster verstärken können – beispielsweise indem sie bestimmte Gruppen seltener vorschlagen. In diversen Teams kann dies zusätzlich zu Vertrauensverlust und Benachteiligung einzelner Gruppen führen.

Ein Beispiel dafür ist der Einsatz von KI in der Personalrekrutierung. Organisationen nutzen zunehmend KI-gestützte Algorithmen, um Bewerbungen zu analysieren und Kandidatinnen und Kandidaten vorzuselektieren. Wenn das System jedoch systematisch bestimmte Gruppen benachteiligt – etwa indem es Frauen oder Menschen mit Migrationshintergrund aufgrund verzerrter Trainingsdaten seltener vorschlägt – stellt sich die Frage: Wer trägt die Verantwortung? Ist es der Entwickler der KI, die Personalabteilung, die auf die Empfehlungen der KI vertraut, oder die Organisation selbst?

Um Unsicherheiten zu vermeiden, sind klare organisationsinterne Richtlinien und gesetzliche Rahmenbedingungen (z. B. der EU AI Act[1]) essenziell. Organisationen müssen sicherstellen, dass KI-Entscheidungen nachvollziehbar, überprüfbar und frei von struktureller Benachteiligung sind – besonders in vielfältigen Teams, wo unterschiedliche Perspektiven und Hintergründe die Wahrnehmung von Fairness zusätzlich beeinflussen.

1 ▶ https://artificialintelligenceact.eu/de/.

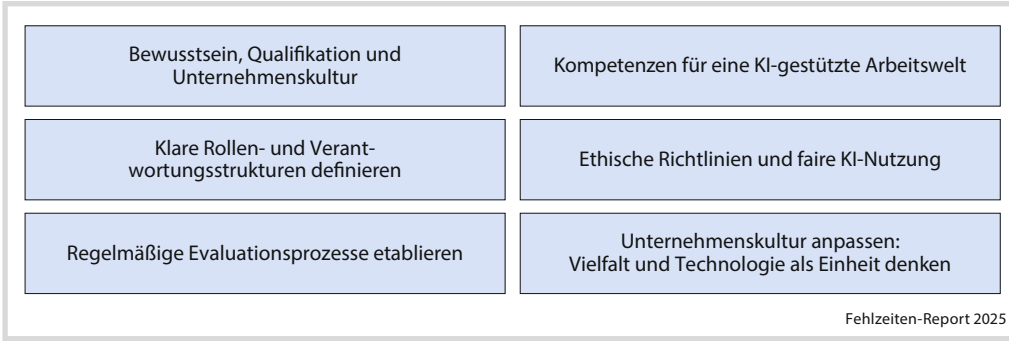


Abb. 10.1 Handlungsempfehlungen zur **KI-Implementierung** in Teams

10.4 Handlungsempfehlungen für Organisationen: Erfolgreiche Integration von KI in vielfältige Teams

Die Einführung von KI in Organisationen ist nicht nur eine technologische Herausforderung, sondern auch eine Frage der Organisationskultur und der sozialen Integration. Besonders in vielfältigen Teams ist es entscheidend, dass KI so gestaltet wird, dass sie Diversität aktiv fördert, anstatt bestehende Ungleichheiten zu verstärken. Organisationen sollten KI gezielt einsetzen, um Diversität zu unterstützen und Synergien zwischen Mensch und Maschine zu schaffen.

Zusätzlich kann eine vielfaltsbewusste KI-Integration das Betriebliche Gesundheitsmanagement positiv beeinflussen. Indem KI dazu beiträgt, Belastungen zu reduzieren, Arbeit gerecht zu verteilen und individuelle Bedarfe zu berücksichtigen, kann sie nicht nur Effizienz steigern, sondern auch das Wohlbefinden und die Zufriedenheit der Beschäftigten in einem diversen Team fördern. Organisationen sollten hierfür einen soziotechnischen Ansatz wählen, der sowohl die technologischen als auch die menschlichen Aspekte der KI-Integration berücksichtigt (Stowasser et al. 2020; Stowasser 2023). Die folgenden Handlungsempfehlungen unterstützen eine nachhaltige und erfolgreiche Implementierung von KI in Teams (vgl. Abb. 10.1).

10.4.1 Akzeptanz und geeignete Organisationskultur schaffen

Die Einführung von KI in Organisationen erfordert nicht nur technische Anpassungen, sondern auch eine offene Organisationskultur, die Vielfalt und Inklusion aktiv fördert. Besonders in diversen Teams mit unterschiedlichen kulturellen Hintergründen, Erfahrungen und technologischen Kompetenzen kann KI-gestützte Automatisierung sowohl Chancen als auch Unsicherheiten mit sich bringen. Um eine breite Akzeptanz zu gewährleisten, müssen Organisationen transparent kommunizieren, welchen Nutzen KI bringt und wie sie Mitarbeitende entlasten kann.

Eine vertrauensvolle Einführung gelingt am besten, wenn Beschäftigte frühzeitig in den Veränderungsprozess eingebunden werden (Stowasser et al. 2020). Dialogformate wie Workshops, Diskussionsrunden oder Pilotprojekte ermöglichen es, Bedenken anzusprechen, Fragen zu klären und eigene Ideen zur Gestaltung der KI-Integration einzubringen. Besonders wichtig ist dabei eine vielfaltsbewusste Kommunikation, die unterschiedliche Perspektiven berücksichtigt und Sprachbarrie-

ren abbaut. Die Akzeptanz von KI steigt, wenn alle Beschäftigten das Gefühl haben, dass die Technologie ihre Arbeitsweise unterstützt, anstatt sie zu ersetzen. Gleichzeitig trägt eine offene Fehlerkultur dazu bei, dass Unsicherheiten im Umgang mit KI nicht als Hemmnis, sondern als natürlicher Lernprozess verstanden werden.

Ein positiver Nebeneffekt einer solchen Kultur ist die Stärkung des Betrieblichen Gesundheitsmanagements. Unsicherheiten und Ängste, die mit der Einführung neuer Technologien einhergehen, können sich negativ auf die psychische Gesundheit auswirken. Eine klare, transparente und partizipative Einführung von KI trägt dazu bei, Stress zu reduzieren und ein gesundes Arbeitsumfeld zu schaffen, in dem sich alle Beschäftigten wertgeschätzt fühlen.

10.4.2 Kompetenzen für eine KI-gestützte Arbeitswelt stärken

Die erfolgreiche Integration von KI in vielfältige Teams erfordert gezielte Weiterbildungsmaßnahmen, die sowohl technisches Wissen als auch soziale Kompetenzen fördern. Unterschiedliche technologische Vorkenntnisse und Erfahrungen mit digitalen Arbeitsweisen können dazu führen, dass manche Beschäftigte schneller von KI profitieren als andere. Um zu verhindern, dass sich Ungleichheiten im digitalen Bereich verstärken, sollten Organisationen umfassende Schulungsangebote bereitstellen, die individuell auf die Bedürfnisse der Mitarbeitenden zugeschnitten sind.

Technische Schulungen helfen dabei, grundlegende Kenntnisse über KI und ihre Funktionsweise zu vermitteln, damit Beschäftigte deren Entscheidungen besser nachvollziehen und reflektieren können. Zusätzlich sind Schulungen zu „Soft Skills“ essenziell, da KI neue Formen der Zusammenarbeit erfordert. Fähigkeiten wie digitale Kommunikation, interkulturelle Zusammenarbeit und kritische Reflexion werden zunehmend wichtiger, um effektiv mit KI-Systemen zu interagieren.

Da diverse Teams unterschiedliche Lernstile und Bedürfnisse mitbringen, sollten Weiterbildungsmaßnahmen möglichst flexibel gestaltet sein. Interaktive E-Learning-Formate, mehrsprachige Erklärungen oder praxisnahe Schulungen in kleinen Gruppen sind effektive Wege, um eine breite Akzeptanz zu fördern. Insbesondere für Organisationen, die Vielfalt aktiv fördern möchten, ist es wichtig sicherzustellen, dass alle Beschäftigten – unabhängig von ihrem technologischen Vorwissen – gleichermaßen von KI profitieren können.

Wenn KI-basierte Assistenzsysteme zur individuellen Unterstützung der Beschäftigten eingesetzt werden, kann dies nicht nur Effizienzsteigerungen bewirken, sondern auch einen positiven Einfluss auf das Betriebliche Gesundheitsmanagement haben. Automatisierte Aufgabenverteilungen, ergonomische Arbeitsanpassungen und adaptive Lernsysteme können dazu beitragen, Arbeitsbelastungen zu reduzieren und ein gesundes Arbeitsumfeld zu schaffen.

10.4.3 Rollen- und Verantwortungsstrukturen definieren

Damit KI in Organisationen erfolgreich integriert werden kann, müssen klare Rollen- und Verantwortungsstrukturen geschaffen werden. Besonders in diversen Teams, in denen unterschiedliche Erfahrungen mit digitalen Technologien bestehen, ist es essenziell, dass Beschäftigte genau wissen, welche Aufgaben von KI übernommen werden und welche in menschlicher Verantwortung bleiben. Eine transparente Verteilung von Zuständigkeiten trägt dazu bei, Unsicherheiten zu vermeiden und das Vertrauen in KI-gestützte Entscheidungen zu stärken.

Eine zentrale Herausforderung besteht darin, sicherzustellen, dass KI nicht als unkontrollierte Entscheidungsinstanz fungiert, sondern als unterstützendes Werkzeug im Arbeits-

alltag eingebunden wird. Mensch-zentrierte Entscheidungsfindung bedeutet, dass kritische Entscheidungen stets von Menschen getroffen oder zumindest überprüft werden sollten. Organisationen sollten zudem interne Richtlinien entwickeln, die sicherstellen, dass KI-Systeme keine diskriminierenden oder unfairen Ergebnisse produzieren.

Besonders in der Personalverwaltung und Entscheidungsfindung kann KI eine wertvolle Unterstützung bieten, sollte jedoch nicht unbeaufsichtigt agieren. Ein diversitätsfreundliches KI-Governance-System kann dazu beitragen, dass Algorithmen regelmäßig überprüft und mögliche Verzerrungen identifiziert werden. Indem Organisationen Transparenz über die Entscheidungsmechanismen von KI schaffen, ermöglichen sie es ihren Beschäftigten, sich aktiv mit der Technologie auseinanderzusetzen und Vertrauen in deren Nutzung zu entwickeln.

10.4.4 Ethische Richtlinien und faire KI-Nutzung fördern

Die Einführung von KI in Organisationen bietet die Chance, Diversität aktiv zu fördern, erfordert jedoch eine bewusste Gestaltung, um Verzerrungen und Diskriminierung zu vermeiden. Organisationen sollten sicherstellen, dass ihre KI-Systeme auf vielfältigen und repräsentativen Datensätzen basieren, um systematische Benachteiligungen bestimmter Gruppen auszuschließen.

Ein wichtiger Schritt ist die regelmäßige Überprüfung von KI-Entscheidungen durch Bias-Checks und Algorithmen-Audits. Durch diese Maßnahmen können Organisationen sicherstellen, dass ihre KI fair und transparent arbeitet. Gleichzeitig sollten Organisationen Mechanismen einführen, die es Beschäftigten ermöglichen, KI-Entscheidungen zu hinterfragen oder korrigieren zu lassen.

Besonders in der Personalentwicklung kann KI zur Förderung von Diversität genutzt werden. Intelligente Algorithmen können Bewerbungsprozesse anonymisieren, um unbewusste Vorurteile zu minimieren, oder personalisierte Lernangebote erstellen, die individuell auf die Bedürfnisse der Beschäftigten zugeschnitten sind.

10.4.5 Regelmäßige Evaluationsprozesse etablieren

Die Einführung von KI ist kein einmaliges Projekt, sondern ein kontinuierlicher Prozess. Organisationen sollten Mechanismen implementieren, um die Auswirkungen von KI auf Produktivität, Teamdynamik und Arbeitszufriedenheit regelmäßig zu überprüfen (Stowasser et al. 2020).

- **Feedback-Mechanismen**: Mitarbeitende sollten regelmäßig Rückmeldungen zur KI-Nutzung geben können.
- **Key-Performance-Indikatoren zur Erfolgsmessung**: Dazu gehören Produktivitätssteigerung, Fehlerreduktion oder die subjektive Wahrnehmung von KI in der Belegschaft. Die Erfolgsmessung sollte auch konkrete Indikatoren umfassen, die nicht nur die Effizienz der KI, sondern auch ihren Einfluss auf Teamdynamik, Diversität und Arbeitszufriedenheit erfassen. Organisationen können beispielsweise analysieren, ob sich der Zugang zu Weiterbildungsangeboten durch KI verbessert hat oder ob Entscheidungsprozesse fairer geworden sind.
- **KI-Pilotprojekte**: Neue Technologien sollten zunächst in kleinen Teams getestet werden, bevor sie organisationsweit eingeführt werden.

10.4.6 Vielfalt und Technologie als Einheit denken

Letztlich ist die erfolgreiche Integration von KI nicht nur eine technische, sondern vor allem eine kulturelle Frage. Organisationen müssen eine Innovationskultur schaffen, in der Vielfalt und Technologie als Ergänzung zueinander

gesehen werden. Führungskräfte sollten eine klare Vision für die Zukunft der Arbeit entwickeln und offen mit Beschäftigten zu der Frage kommunizieren, welche Rolle KI künftig spielen wird. Eine offene Fehlerkultur ist essenziell, da der Umgang mit KI ein Lernprozess ist. Organisationen sollten Raum für Experimente schaffen und Fehler als Teil des Entwicklungsprozesses begreifen.

10.5 Beispiele für Good Practice

Einige Organisationen haben bereits erfolgreiche Strategien entwickelt, um neue Technologien und Vielfalt gewinnbringend in ihre Teams zu integrieren. Durch gezielte Maßnahmen gelingt es ihnen, innovative Lösungen zu schaffen, die sowohl die Zusammenarbeit als auch die Chancengleichheit fördern. Sie zeigen, dass technologische Entwicklungen und Diversität keine Gegensätze sind, sondern sich gegenseitig stärken können.

Ein Beispiel hierfür ist das Automobilunternehmen BMW, das in seinen Produktionsstätten hybride Mensch-Technologie-Teams einsetzt (siehe z. B. Poll 2020; BMW 2023; Günnel 2024). Dort übernehmen automatisierte Systeme repetitive und körperlich belastende Arbeiten, während die Mitarbeitenden sich verstärkt auf überwachende und koordinierende Tätigkeiten konzentrieren können. Entscheidend für den Erfolg dieses Modells war eine frühzeitige Einbindung der Beschäftigten in den Transformationsprozess sowie umfassende Schulungsprogramme, die ihnen halfen, Vertrauen in die neuen Technologien zu entwickeln.

Bisherige Berichte und Untersuchungen zeigen, dass BMW gezielt in Weiterbildungsmaßnahmen investiert, um die Akzeptanz und das Verständnis für digitale Technologien und KI in der Belegschaft zu erhöhen. Während konkrete Daten zur Qualifikationsstruktur der betroffenen Mitarbeitenden nicht detailliert vorliegen, verdeutlichen Unternehmensveröffentlichungen, dass insbesondere Produktionsmitarbeitende in den Umgang mit KI-gestützten Assistenzsystemen eingearbeitet werden. Dabei liegt der Fokus auf der Verbesserung der Mensch-Maschine-Interaktion und der Unterstützung von Arbeitsprozessen, anstatt klassische Tätigkeiten vollständig zu ersetzen.

Im Rahmen des Forschungsprojekts „KI_eeper – Know how to keep“ arbeiten die Ennepetaler Schneid- und Mähmaschinenfabrik GmbH & Co. KG (ESM) und apranorm Elektromechanik GmbH als Praxispartner daran, wertvolles Erfahrungswissen mithilfe von KI zu bewahren und zugänglich zu machen (Ottersböck et al. 2023). Diese wird den Kolleginnen und Kollegen durch den Einsatz von KI-gestützten Assistenzsystemen bereitgestellt. Dies fördert nicht nur den Wissenstransfer, sondern unterstützt auch die Vielfalt und Inklusion im Unternehmen, indem es Mitarbeitenden unterschiedlicher Hintergründe und Erfahrungsstufen ermöglicht, gleichermaßen von diesem Wissen zu profitieren. Ein konkretes Beispiel aus dem Projekt zeigt, wie erfahrene Mitarbeitende über Jahrzehnte hinweg spezifische Techniken entwickelt haben, die für die Produktion essenziell sind. Diese oft impliziten Kenntnisse sollen durch das KI-gestützte Assistenzsystem erfasst und für nachfolgende Generationen von Mitarbeitenden zugänglich gemacht werden. Dadurch wird nicht nur das Erfahrungswissen bewahrt, sondern auch die Einarbeitung neuer Mitarbeitender erleichtert und eine Kultur des kontinuierlichen Lernens gefördert. Insgesamt zeigt das Projekt KI_eeper, wie der Einsatz von KI in Verbindung mit engagierten Partnerunternehmen wie der ESM dazu beitragen kann, sowohl das betriebliche Wissensmanagement zu optimieren als auch Vielfalt und Inklusion im Arbeitsumfeld zu stärken.

10.6 Fazit: KI als Chance für Vielfalt und nachhaltige Arbeitsgestaltung

Die erfolgreiche Zusammenarbeit zwischen Mensch und KI hängt davon ab, wie Organisationen die Technologie in ihre Arbeitskultur

integrieren. KI kann sowohl Innovation als auch Vielfalt fördern, wenn sie gezielt eingesetzt wird – insbesondere in Organisationen mit heterogenen Teams. Entscheidend ist, ob sie primär zur Effizienzsteigerung genutzt wird oder als strategisches Instrument dient, um Arbeitsprozesse inklusiver und chancengerechter zu gestalten.

Für eine nachhaltige Nutzung sollte KI transparent und nachvollziehbar sein, damit Mitarbeitende Vertrauen in die Systeme entwickeln. Eine frühzeitige Einbindung der Beschäftigten, gezielte Weiterbildungsmaßnahmen und eine kritische Reflexion von Entscheidungsprozessen stellen sicher, dass KI nicht Ungleichheiten, sondern Chancengleichheit fördert. Besonders in vielfältigen Belegschaften ermöglicht KI neue Formen der Unterstützung, indem sie individuell auf unterschiedliche Bedürfnisse eingeht.

Auch das Betriebliche Gesundheitsmanagement kann durch KI profitieren. Intelligente Systeme helfen, Arbeitsbelastungen besser zu steuern und frühzeitig auf gesundheitliche Risiken zu reagieren. Automatisierte Prozesse entlasten Mitarbeitende von monotonen oder körperlich belastenden Tätigkeiten, wodurch mehr Raum für anspruchsvollere Aufgaben und eine gesündere Arbeitsgestaltung entsteht.

Die Integration von KI in die Arbeitswelt ist nicht nur eine technologische, sondern auch eine kulturelle Herausforderung. Organisationen, die Vielfalt und Technologie als Einheit betrachten, sichern sich langfristige Innovationsfähigkeit und Wettbewerbsfähigkeit.

Literatur

Bell ST, Villado AJ, Lukasik MA, Belau Briggs AL (2011) Getting specific about demographic diversity variable and team performance relationships: a meta-analysis. J Manage 37(3):709–743

BMW (2023) So revolutioniert KI unsere Produktion. https://www.bmwgroup.com/de/news/allgemein/2023/aiqx.html. Zugegriffen: 17. Jan. 2025

Cheung SY, Gong Y, Wang M, Zhou L, Shi J (2016) When and how does functional diversity influence team innovation? The mediating role of knowledge sharing and the moderation role of affect-based trust in a team. Hum Relations 69(7):1507–1531

Choudhury P (2024) AI Can help leaders communicate, but can't make employees listen. https://www.library.hbs.edu/working-knowledge/ai-can-help-leaders-communicate-but-cant-make-employees-listen. Zugegriffen: 12. Febr. 2025

Destatis (2024) 41 % der Volljährigen mit Einwanderungsgeschichte wären 2023 bei Bundestagswahlen wahlberechtigt gewesen. https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2024/12/PD24_476_125.html. Zugegriffen: 11. Jan. 2025

Europäische Union (2024) Artificial intelligence act (EU AI act). Off J Eur Union 2024/1689:1–144

Günnel T (2024) BMW testet humanoide Roboter in der Produktion. Automobilindustrie. https://www.automobil-industrie.vogel.de/humanoide-roboter-bmw-figure-kuenstliche-intelligenz-spartanburg-produktion-test-a-919be18f8c06d4debe1aa091843b2934. Zugegriffen: 12. Febr. 2025

Hodek S (2024) Stark weil bunt: Macht Diversität Unternehmen resilienter? https://es.unisg.ch/de/blog/stark-weil-bunt-macht-diversitaet-unternehmen-resilienter/. Zugegriffen: 11. Dez. 2024

Horrigan AG (2023) Understanding the impact of AI on team performance: challenges and insights for successful integration. Columbia Business School (https://business.columbia.edu/insights/business-society/understanding-impact-ai-team-performance-challenges-and-insights. Zugegriffen am 27. Januar 2025)

IAQ – Institut Arbeit und Qualifikation der Universität Duisburg-Essen (2025) Erwerbstätigenquoten nach Altersgruppen 1991–2023. https://www.sozialpolitik-aktuell.de/files/sozialpolitik-aktuell/_Politikfelder/Arbeitsmarkt/Datensammlung/PDF-Dateien/abbIV15.pdf. Zugegriffen: 12. Febr. 2025

IU Internationale Hochschule (2024) Diversity und Inklusion. Muss oder Kann? IU Internationale Hochschule Erfurt (https://static.iu.de/studies/diversity-und-inklusion-in-unternehmen-2024.pdf Zugegriffen am 22. Dezember 2024)

OM – Offensive Mittelstand (2018) INQA-Check „Vielfaltsbewusster Betrieb" – Erfolgreich durch Vielfalt: Eine Selbstbewertung für Unternehmen. Kettler, Bönen (https://www.arbeitswissenschaft.net/fileadmin/Downloads/Angebote_und_Produkte/Broschueren/Check_Diversity_ifaa_2018_2106_Web.pdf. Zugegriffen am 9. Februar 2025)

Østergaard CR, Timmermans B (2023) Workplace diversity and innovation performance: current state of affairs and future directions. https://arxiv.org/pdf/2311.05219. Zugegriffen: 11. Febr. 2025

Ottersböck N, Prange C, Ochterbeck J, Dander H, Peters S (2023) Flexibler Arbeitskräfteeinsatz durch KI-

basierten Wissenstransfer. WERKWANDEL 01/23. https://magazin.werkwandel.de/werkwandel-1-23/67540058. Zugegriffen: 18. März 2025

Peschl A (2019) Fachkräftesicherung und Innovationsstärke durch vielfaltsbewusste Personalarbeit. https://www.arbeitswissenschaft.net/vielfalt-personal/#/. Zugegriffen: 12. Febr. 2025

Poll D (2020) BMW: Darum kann jeder Werker Künstliche Intelligenz nutzen. Produktion. https://www.produktion.de/technik/zukunftstechnologien/kuenstliche-intelligenz/bmw-darum-kann-jeder-werker-kuenstliche-intelligenz-nutzen-231.html. Zugegriffen: 12. Febr. 2025

Qualtrics (2025) Employees and leaders not seeing eye to eye on AI. https://www.qualtrics.com/blog/employees-and-leaders-not-seeing-eye-to-eye-on-ai/. Zugegriffen: 7. Jan. 2025

Rat der Arbeitswelt (2023) Transformation in bewegten Zeiten. Bundesministerium für Arbeit und Soziales

Stowasser S (2021) Erfolgreiche Einführung von KI im Unternehmen. In: Knappertsbusch I, Gondlach K (Hrsg) Arbeitswelt und KI 2030. Springer Gabler, Wiesbaden, S 145–154

Stowasser S (2023) Künstliche Intelligenz (KI) und Arbeit. Springer Vieweg, Berlin, Heidelberg

Stowasser S, Suchy O et al (2020) Einführung von KI-Systemen in Unternehmen. Gestaltungsansätze für das Change-Management. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München

Möglichkeiten und Bewertung von digitalem Betrieblichem Gesundheitsmanagement (BGM) mit Künstlicher Intelligenz (KI)

Carolin Wienrich und Susanne Völter-Mahlknecht

Inhaltsverzeichnis

11.1 Einleitung – 156

11.2 Potenziale für die Nutzung von KI im Bereich BGM mit besonderem Fokus auf BGF – 157

11.3 Grenzen und Herausforderungen für die Nutzung von KI im Bereich BGM mit besonderem Fokus auf BGF – 159

11.4 Einführung von KI im Bereich BGM und BGF – 160

11.5 KI als „persönlicher Gesundheitsmanager“ – 162

11.6 Fazit – 163

11.7 Ausblick – 164

Literatur – 164

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_11

Zusammenfassung

Betriebliches Gesundheitsmanagement (BGM) steht komplexen Anforderungen gegenüber. Der Wandel der Gesellschaft, der Technik und der Wirtschaft verlangt flexible, personalisierte und zugleich effiziente Lösungen. Die fortschreitende Digitalisierung eröffnet hier neue Perspektiven: Künstliche Intelligenz (KI) ermöglicht die automatisierte Verarbeitung großer Datenmengen, erkennt Risiken frühzeitig und erstellt passgenaue gesundheitsförderliche Angebote. Der vorliegende Beitrag beleuchtet die Potenziale von KI in BGM und diskutiert zugleich Grenzen und Herausforderungen wie Datenschutz, ethische Fragen und mangelnde Akzeptanz. Es wird dargestellt, wie Unternehmen KI-gestützte BGM-Maßnahmen unter Berücksichtigung rechtlicher Anforderungen, Transparenz und Partizipation einführen können. Ferner zeigt der Beitrag auf, wie KI sich perspektivisch zu einem „persönlichen Gesundheitsmanager" für Beschäftigte entwickeln kann und welche Rolle hybride Arbeitsformen dabei spielen können. Da Flexibilität und Mobilität weiter an Bedeutung gewinnen, kann KI das BGM nachhaltig transformieren. Gleichzeitig bleibt entscheidend, dass KI-basierte Systeme menschliche Kompetenzen nicht ersetzen, sondern sie gezielt unterstützen – ganz im Sinne einer ganzheitlichen und menschengerechten Gesundheitsförderung.

11.1 Einleitung

Betriebliches Gesundheitsmanagement (BGM) bezeichnet „die systematische Gestaltung, Lenkung und Entwicklung betrieblicher Strukturen und Prozesse zum Zweck der Erhaltung und zur Förderung der Gesundheit aller Beschäftigten in einem Unternehmen oder Betrieb" (Deutsche Gesellschaft für Arbeitsmedizin und Umweltmedizin 2018). Es integriert verschiedene Bereiche, unter anderem Arbeitsschutz und Arbeitssicherheit, Betriebliche Gesundheitsförderung (BGF), Betriebliches Eingliederungsmanagement und Personalmanagement. Gesundheitsförderung soll nach der Ottawa Declaration (Ottawa Charter for Health Promotion 1986) der World Health Organization dazu beitragen, „allen Menschen ein höheres Maß an Selbstbestimmung über ihre Gesundheit zu ermöglichen und sie damit zur Stärkung ihrer Gesundheit (…) befähigen." Sie trägt damit zur effektiven Krankheitsprävention bei. Die Betriebliche Gesundheitsförderung (BGF) dient dem Aufbau und der Fortentwicklung systemischer und individueller Gesundheitsressourcen im Unternehmen, hier mit den Kernelementen einer kontinuierlichen Verbesserung der Arbeitsorganisation und der Arbeitsbedingungen, einer Förderung der aktiven Mitarbeitendenbeteiligung (Partizipation) und der Stärkung persönlicher Gesundheitskompetenzen der Beschäftigten. BGF ist damit neben Kernelementen wie dem grundlegenden Arbeitsschutz und dem Betrieblichen Eingliederungsmanagement ein wesentliches Instrument von BGM (Deutsche Gesellschaft für Arbeitsmedizin und Umweltmedizin 2018). Digitales BGF ist nicht mit digitalem BGM gleichzusetzen. „Digitales BGF zeigt den Möglichkeitsraum der Digitalisierung in Bezug auf Angebote zum Gesundheitsverhalten auf, digitales BGM setzt hinsichtlich der Digitalstrategie verstärkt auf Administration und Management, um die Gesundheitsakteure zu vernetzen, sowie Online- und Offline-Maßnahmen als Blended Corporate Health Management zu verknüpfen" (Treier 2023, S. 7).

Es müssen sowohl Verhältnisprävention, also die Verbesserung der äußeren Arbeitsbedingungen, als auch Verhaltensprävention, also das individuelle Verhalten der Beschäftigten, adressiert werden. Bewegungs- und Ernährungsangebote, Kurse zur Entspannung, Stressbewältigungskurse und Angebote zur Rauchentwöhnung oder Suchtprävention sind Beispiele für Verhaltensprävention (IHK Pfalz 2025). Trotz zahlreicher Erfolgsbeispiele für BGM und BGF stehen Unternehmen in der Praxis vor diversen Herausforderungen. Eine erfolgreiche Umsetzung erfordert eine enge Zusammenarbeit verschiedener Akteure – von der Geschäftsführung über den Betriebs-

rat bis hin zu den Beschäftigten. Auch können mangelnde Ressourcen, fehlende strategische Verankerung und eine unzureichende Kommunikation dazu führen, dass BGF-Angebote als Teil des BGM im Arbeitsalltag nicht konsequent wahrgenommen oder umgesetzt werden (Badura et al. 2021).

Zudem müssen die unterschiedlichen Bedürfnisse der Beschäftigten berücksichtigt werden, um eine möglichst hohe Akzeptanz in der zunehmend heterogener werdenden Gesellschaft zu erzielen. Wandlungsprozesse von Gesellschaft, Arbeit, Technik und Umwelt, steigende psychische Belastungen und ein sich wandelnder Arbeitsmarkt stellen BGM vor große Herausforderungen. Unternehmen müssen dynamisch schnell anpassbare, diversitätssensible, personalisierte, ganzheitliche und gleichzeitig effiziente BGM-Lösungen entwickeln, um den individuellen Bedürfnissen ihrer Beschäftigten gerecht zu werden (Fathi und Fathi 2018). Mit der fortschreitenden Digitalisierung eröffnen sich jedoch neue Möglichkeiten, diese Herausforderungen beispielsweise mit künstlicher Intelligenz (KI) anzugehen.

Im Folgenden wird aufgezeigt, welche **Potenziale** die Nutzung von KI im Bereich von BGM – besonders im BGF – bietet und welche **Grenzen und Herausforderungen** einer flächendeckenden Anwendung bislang entgegenstehen. Anschließend wird darauf eingegangen, wie Unternehmen die **Einführung KI-gestützter BGM-Maßnahmen** sinnvoll gestalten können, um sowohl rechtliche Anforderungen als auch Aspekte von Transparenz und Akzeptanz zu berücksichtigen. Schließlich wird beleuchtet, wie KI sich perspektivisch zu einem **„persönlichen Gesundheitsmanager"** für Beschäftigte entwickeln kann und welche Rolle dabei hybride oder virtuelle Arbeitsformen spielen.

11.2 Potenziale für die Nutzung von KI im Bereich BGM mit besonderem Fokus auf BGF

Der Einsatz von KI im BGM bietet zahlreiche Potenziale. Durch die Analyse großer Datenmengen kann KI passgenaue und personalisierte Lösungen entwickeln, um die Gesundheit der Beschäftigten gezielt zu fördern und die Effizienz der Programme zu steigern (Pabalkar und Chanda 2023; Fagundes et al. 2024). Zudem ermöglicht der Einsatz von KI eine datenbasierte Entscheidungsfindung, die zur kontinuierlichen Optimierung von BGF-Maßnahmen im BGM beitragen kann (Rasche et al. 2022).

Ein zentraler Vorteil von KI im BGM ist die Personalisierung von Gesundheitsmaßnahmen. KI kann individuelle Gesundheitsbedarfe analysieren und darauf abgestimmte Empfehlungen ableiten. Dies ermöglicht maßgeschneiderte Gesundheitsmaßnahmen, die sich an den spezifischen Bedürfnissen der Mitarbeitenden orientieren und dadurch eine höhere Akzeptanz sowie Wirksamkeit erzielen können (Johnson et al. 2021). Unternehmen können beispielsweise Gesundheitscoachings in Echtzeit anbieten, die auf den individuellen Stresslevel oder Bewegungsgewohnheiten abgestimmt sind (Badura et al. 2021; Rabot und Genath 2023).

Ein weiteres Anwendungsfeld ist die Entwicklung intelligenter Trainingsprogramme. KI kann durch die Analyse von Bewegungs- und Gesundheitsdaten individuelle Trainingspläne erstellen, die sich automatisch an den Fortschritt der Teilnehmenden anpassen (Katsoulakis et al. 2024). Durch kontinuierliche Anpassungen können Über- oder Unterforderungen vermieden und ein optimales Trainingsniveau gewährleistet werden. Ergän-

zend können Wearables in Kombination mit KI-Technologien genutzt werden, um Echtzeit-Rückmeldungen zur Körperhaltung, Belastung oder Erholungszeit zu geben (Donisi et al. 2022).

Auch die Nutzerfreundlichkeit digitaler BGM-Angebote kann durch KI erheblich verbessert werden. KI-gestützte Chatbots oder virtuelle Gesundheitscoaches erleichtern die Interaktion mit den Programmen und bieten den Nutzenden direkte Unterstützung (Rabot und Genath 2023). Dies kann insbesondere für Beschäftigte von Vorteil sein, die in Schichtarbeit tätig sind oder ortsunabhängig auf Gesundheitsangebote zugreifen möchten. Ergänzend können intelligente Assistenzsysteme helfen, gesundheitsförderliche Routinen im Arbeitsalltag zu etablieren (Idris et al. 2023). Beispielsweise könnten smarte Arbeitsplatzanpassungen erfolgen, indem KI etwa durch Sensoren erfasst, ob eine ergonomische Sitzhaltung eingehalten wird, und bei Bedarf Korrekturen vorschlägt.

Ein weiteres Potenzial liegt in der frühzeitigen Erkennung von Gesundheitsrisiken. KI kann auf Basis von Verhaltens- und Gesundheitsdaten Muster erkennen, die auf potenzielle gesundheitliche Risiken hinweisen (Badura et al. 2021; Rabot und Genath 2023). Unternehmen können dadurch präventive Maßnahmen gezielter einsetzen und langfristig die Gesundheit ihrer Beschäftigten verbessern. Insbesondere im Bereich der psychischen Gesundheit eröffnen KI-gestützte Analysen neue Möglichkeiten, Stressbelastungen frühzeitig zu identifizieren und präventiv gegenzusteuern. KI-gestützte Systeme könnten beispielsweise durch die Analyse von Arbeitsbelastung und Kommunikationsmustern Hinweise auf Überlastung oder Burnout-Gefährdung geben, wodurch gezielte Unterstützung angeboten werden kann (Patel et al. 2022).

Neben der Erkennung von Risiken kann KI auch automatisierte Feedback- und Motivationsmechanismen bieten. Individuelle Fortschritte können verfolgt und durch personalisierte Motivationstechniken unterstützt werden (Köbe und Schwarz 2024; Seufert und Meier 2023). Dies trägt dazu bei, dass Mitarbeitende langfristig am BGF-Programm teilnehmen und ihre Gesundheitsziele nachhaltig verfolgen. Zudem kann KI Gamification-Elemente einführen, die eine spielerische und motivierende Teilnahme an Gesundheitsprogrammen ermöglichen. Punkte- und Belohnungssysteme könnten implementiert werden, um gesundheitsförderliches Verhalten zu incentivieren (Bezzina und Dingli 2023).

Darüber hinaus kann KI in der Unternehmensführung als Entscheidungsunterstützung dienen, indem sie belastbare Prognosen über die gesundheitliche Entwicklung der Belegschaft liefert. Unternehmen können auf Basis dieser Daten gezielt in Gesundheitsangebote investieren und so die langfristige Arbeitsfähigkeit und Produktivität der Mitarbeitenden sichern.

Zudem bietet KI die Möglichkeit, die Effektivität von BGF-Maßnahmen in ihrem BGM in Echtzeit zu evaluieren und ermöglicht so eine evidenzbasierte Evaluation. Durch automatisierte Analysen können Unternehmen nachvollziehen, welche Maßnahmen besonders erfolgreich sind und welche Anpassungen vorgenommen werden sollten. Dies ermöglicht eine kontinuierliche Verbesserung der Gesundheitsprogramme und stellt sicher, dass die eingesetzten Ressourcen optimal genutzt werden.

Nicht zuletzt kann KI auch einen Beitrag zur betrieblichen Gesundheitskommunikation leisten. Durch personalisierte Informationskanäle und automatische Erinnerungen können Mitarbeitende gezielt auf relevante Gesundheitsangebote aufmerksam gemacht werden. KI-basierte Kommunikationsplattformen können dazu beitragen, die Akzeptanz und Teilnahme an BGF-Maßnahmen als Teil des BGM zu steigern und eine gesundheitsbewusste Unternehmenskultur zu etablieren (Köbe und Schwarz 2024; Seufert und Meier 2023).

Zusammenfassend bietet der Einsatz von KI im BGM vielfältige Chancen. Neben der Individualisierung von Gesundheitsangeboten und der Verbesserung der Nutzerfreundlichkeit ermöglicht KI eine frühzeitige Risikoerkennung, die Steigerung der Mitarbeitendenmo-

tivation sowie eine gezielte Entscheidungsunterstützung für Unternehmen. Durch die fortschreitende Entwicklung von KI-Technologien werden sich in Zukunft weitere innovative Einsatzmöglichkeiten ergeben, die das BGM nachhaltig transformieren könnten.

11.3 Grenzen und Herausforderungen für die Nutzung von KI im Bereich BGM mit besonderem Fokus auf BGF

Trotz der zahlreichen Vorteile bleibt die breite Implementierung von KI im BGM aktuell aus verschiedenen Gründen begrenzt. Einer der Hauptfaktoren sind Akzeptanzprobleme seitens der Beschäftigten. Viele Mitarbeitende stehen digitalen Gesundheitsprogrammen mit KI skeptisch gegenüber, da sie eine verstärkte Kontrolle und Überwachung befürchten. Diese Sorgen können die Bereitschaft zur Nutzung erheblich reduzieren, insbesondere wenn nicht klar kommuniziert wird, welche Daten erfasst und wie sie genutzt werden. Transparenz und eine klare Informationspolitik sind daher essenziell, um Vertrauen zu schaffen und Vorbehalte abzubauen (Seufert und Meier 2023).

Ein weiteres Hindernis ist die mangelnde Integration in betriebliche Strukturen. Viele Unternehmen verfügen noch nicht über eine umfassende Digitalisierungsstrategie für BGF im Speziellen und BGM im Allgemeinen, wodurch KI-Lösungen nicht nahtlos in bestehende Programme eingebunden werden können (Schmitz 2022). Ohne eine klare strategische Verankerung bleiben solche Technologien oft ungenutzt. Es bedarf einer gezielten Modernisierung der Gesundheitsstrategie, um KI sinnvoll einzubinden und Synergien zwischen traditionellen und digitalen Ansätzen zu schaffen (Moll 2022).

Auch rechtliche und ethische Unsicherheiten erschweren die Anwendung von KI im BGM. Datenschutz und ethische Fragen im Umgang mit sensiblen Gesundheitsdaten stellen große Herausforderungen dar. Unternehmen müssen sicherstellen, dass die Verarbeitung solcher Daten den geltenden Vorschriften entspricht und gleichzeitig das Vertrauen der Beschäftigten gewahrt bleibt. Eine unzureichende Datenschutzstrategie kann nicht nur zu rechtlichen Problemen führen, sondern auch das Vertrauen in digitale Gesundheitsangebote nachhaltig schädigen. Zudem gibt es oft keine einheitlichen Standards zur Speicherung und Analyse von Gesundheitsdaten, was die Interoperabilität und Vergleichbarkeit erschwert (Rabot und Genath 2023). Darüber hinaus besteht die Gefahr einer ungleichen Behandlung der Beschäftigten, wenn beispielsweise KI-basierte Empfehlungen einseitig bestimmte Gruppen bevorzugen oder diskriminierende Muster reproduzieren. Die ethische Gestaltung von KI-gestützten BGM-Maßnahmen ist daher ein zentrales Thema, das eine umfassende Auseinandersetzung erfordert (Buxmann und Schmidt 2021; Fritz et al. 2019, Obremski und Wienrich 2024).

Zusätzlich sind hohe Implementierungskosten und ein erheblicher Schulungsaufwand weitere Hemmnisse. Viele Unternehmen scheuen die Investition in neue KI-Technologien, da der kurzfristige Nutzen schwer messbar ist. Die Anschaffung und Wartung von KI-gestützten Gesundheitslösungen erfordert nicht nur finanzielle Mittel, sondern auch technisches Know-how, das in vielen Betrieben noch fehlt. Insbesondere kleine und mittelständische Unternehmen stehen vor der Herausforderung, mit begrenzten Ressourcen die notwendigen Investitionen zu tätigen. Eine Möglichkeit zur Reduzierung der Kosten wäre die Nutzung von staatlichen Förderprogrammen oder die Kooperation mit externen Partnern, um Synergieeffekte zu nutzen (Köbe und Schwarz 2024).

Ebenso fehlt es an Fachkräften mit dem notwendigen Know-how, um KI sinnvoll in bestehende Gesundheitsstrategien zu integrieren. Die Nutzung von KI erfordert nicht nur technisches Verständnis, sondern auch Kenntnisse in den Bereichen Gesundheitsmanagement, Datenschutz und Ethik. Eine nachhaltige Ein-

führung erfordert daher langfristige Planung und gezielte Weiterbildung der Mitarbeitenden. Ohne entsprechende Schulungen könnten neue Technologien von den Beschäftigten nicht optimal genutzt oder sogar abgelehnt werden. Hier sind Unternehmen gefordert, durch gezielte Qualifizierungsmaßnahmen das notwendige Wissen aufzubauen und Hemmschwellen abzubauen (Carolus et al. 2023; Markus et al. 2024a, 2024b; BMAS 2024).

Ein weiterer oft unterschätzter Faktor sind die fehlende Erfolgsmessung und standardisierte Evaluationsmethoden. Unternehmen haben oft Schwierigkeiten, den langfristigen Nutzen von KI im BGM nachzuweisen, da es an klaren Bewertungsgrundlagen und empirischen Befunden fehlt. Ohne belastbare Daten zur Effektivität von KI-gestützten Programmen sind viele Entscheider zögerlich, umfassende Investitionen zu tätigen. Um das volle Potenzial von KI auszuschöpfen, ist es notwendig, geeignete Metriken und Methoden zur Evaluation zu entwickeln, die sowohl die gesundheitlichen als auch die wirtschaftlichen Auswirkungen berücksichtigen (Köbe und Schwarz 2024).

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass trotz der zahlreichen Vorteile von KI im BGM und BGF verschiedene Grenzen und Herausforderungen die flächendeckende Implementierung erschweren. Neben Akzeptanzproblemen und ethischen Bedenken spielen fehlende Integration, hohe Kosten sowie mangelndes Know-how eine wesentliche Rolle. Um diese Herausforderungen zu überwinden, bedarf es einer gezielten Strategie, die Transparenz, Schulung und eine schrittweise Implementierung in den Fokus rückt. Nur so kann KI langfristig gewinnbringend in das Betriebliche Gesundheitsmanagement eingebunden werden.

11.4 Einführung von KI im Bereich BGM und BGF

Um die Potenziale von KI im BGM zu nutzen, sollten die Herausforderungen systematisch adressiert werden und gezielte Maßnahmen die Einführung begleiten.

Einhaltung rechtlicher Vorgaben: Die Nutzung von KI im BGM sollte den Anforderungen der Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO) entsprechen (Voigt und von dem Bussche 2022). Darin sind unter anderem die Nutzung und Freigabe der Daten geregelt. Es sollte zudem stets eine informierte Entscheidung der Beschäftigten eingeholt werden. Damit wird eine verlässliche Grundlage für die Einführung von KI im BGM geschaffen.

Weitere Begleitmaßnahmen sollten gewährleisten, dass sich Beschäftigte und Arbeitgeberinnen und Arbeitgeber über die Auswirkungen von KI auf Beschäftigte und die betriebliche Praxis im Unternehmen bewusst sind. Dazu können die folgenden Maßnahmen gezählt werden.

Transparenz und Kontrolle: Beschäftigte sollten darüber informiert werden, welche Daten erhoben und verarbeitet werden und jederzeit die Kontrolle über ihre Daten behalten. Das kann durch Begleitinformationen oder Informationsworkshops bei der Einführung umgesetzt werden. Zudem sollten die Mitarbeitenden ihre persönlichen Daten anschaulich und verschlüsselt gespeichert erhalten und die Möglichkeit haben, auf eine intuitive Weise (z. B. Häkchen setzen) die Daten an verschiedene Instanzen des Arbeitgebers (z. B. Betriebsärztinnen und -ärzte) freizugeben. Wichtig erscheint dabei, die Kontrollmöglichkeiten für alle nachvollziehbar und einfach zu gestalten. Die Schaffung von Kontrollmöglichkeiten sowie eine transparente Kommunikation

über den Einsatz von KI kann Akzeptanz und Vertrauen schaffen (Obremski und Wienrich 2024). Eine gängige Praxis ist bspw. die Bereitstellung eines persönlichen Dashboards, in dem Mitarbeitende einsehen können, welche Daten (z. B. Aktivitätswerte, Gesundheitsparameter) erfasst werden. Häufig lässt sich auf dieser Oberfläche per Klick (Opt-in) festlegen, ob und an wen diese Daten weitergegeben werden dürfen. So kann zum Beispiel eingestellt werden, dass bestimmte Vitalwerte nur dem Betriebsarzt, jedoch nicht der Personalabteilung zugänglich sind (Rasche und Brehmer 2022; Schmitz 2022). Es gilt bei der Nutzung von entsprechenden Tools (z. B. Kaia Health 2025; Fitbase 2025; Humanoo 2025; Wellabe 2025) allerdings genau zu prüfen, wie verständlich die Kontrollmöglichkeiten sind und wie die Usability und User Experience bei der Nutzung erhalten bleiben kann.

Schulung und Aufklärung: Beschäftigte sowie Arbeitgeberinnen und Arbeitgeber sollten über die Kontrollmöglichkeiten hinaus auch über die Funktionsweise und Vorteile von KI-gestütztem BGM informiert und geschult werden. Dabei können KI-Kompetenzen und psychologische Barrieren wie KI-Ängste besonders in den Blick genommen werden (Carolus et al. 2023). Es sollten möglichst anschauliche und interaktive Formate zum Einsatz kommen, um eine möglichst hohe Motivation zu schaffen, sich mit den KI-Systemen zu beschäftigen (Markus et al. 2024a, 2024b). Am Praxisbeispiel der MOTIV-Trainingsplattform lässt sich die Wirksamkeit interaktiver Lernformate demonstrieren. Die MOTIV-Trainingsplattform zielt darauf ab, die Fähigkeiten im Umgang mit und das Verständnis für sprachbasierte KI-Systeme zu fördern (Universität Würzburg 2025). Insgesamt stehen den Nutzenden dieser Trainingsplattform 18 Trainingseinheiten zu unterschiedlichen Themen zur Verfügung. Die Trainingseinheiten sind kostenlos, instruktionspsychologisch optimiert und bestehen aus einem multimedialen Lernangebot wie Lerntexten und Videos sowie interaktiven Aufgaben, die das Gelernte abfragen und festigen. Die Trainings sind hinsichtlich ihres Lernerfolgs wissenschaftlich evaluiert (Markus et al. 2024a) und auf ein ganzheitliches Verständnis (Markus et al. 2024b) der vermittelten Inhalte ausgerichtet. Gamification-Elemente und Chatbot-Interaktionen begleiten die Lernenden und tragen zur Lernmotivation bei. Darüber hinaus ermöglicht die Trainingsplattform personalisierte Lernerfahrungen, z. B. durch das Absolvieren eines Interessenstests oder die Analyse der eigenen Sprachassistenten-Daten. Aktuell fördert die Plattform allgemein das Verständnis über KI, kann aber auf spezielle Use Cases im Bereich BGM angepasst werden. Dafür schlagen verschiedene Forschende die Integration von Lernmaterialien während der Aufklärung über Datenschutz oder über die Funktionsweise des Systems vor (de Witt und Felgentreu 2022; Obremski und Wienrich 2024). So können Nutzende die Lerninhalte direkt mit den aktuellen Nutzungsoptionen verknüpfen.

Außerdem sollten auch Arbeitszeiten dafür zur Verfügung gestellt werden, da die Einführung von unbekannten technischen Systemen zunächst zu einer Verlangsamung von Aufgaben, insbesondere von Routineaufgaben, führen kann (BMAS 2024).

Ethische Reflexion: Der Einsatz und die Einführung von KI im BGM sollten regelmäßig ethisch reflektiert werden, um unbeabsichtigte negative Folgen zu vermeiden oder frühzeitig zu erkennen. Dabei können die technischen Entwicklungen beobachtet werden, damit die sich rasant wandelnden Potenziale und Risiken in die Reflexion einbezogen werden. Damit einhergehend sollte die Balance zwischen Technologie und Menschlichkeit gewahrt werden. KI sollte die menschliche Interaktion nicht ersetzen, sondern sinnvoll ergänzen und unterstützen (Bryson und White 2024). Eine Herausforderung besteht dabei darin, die komplexen ethischen Reflexionen und Richtlinien, wie z. B. die des Deutschen Ethikrats, in konkrete Systemanforderungen zu überführen und sie so verständlich für fachfremde Personen, wie z. B. Entwicklerinnen und Entwickler, zur Verfügung zu stellen und überprüfbar zu machen. Obremski und Wien-

rich (2024) schlagen dafür ein Framework vor, das Entwicklerinnen und Entwicklern von gesundheitsbezogenen oder therapeutischen KI-Systemen eine „Schritt für Schritt Entwicklung und Evaluation“ unter Beachtung ethischer Richtlinien ermöglicht. Das Framework knüpft an Embedded Ethics-Ansätze an. Embedded-Ethics-Ansätze postulieren einen interdisziplinären Ansatz und umfassen u. a. Stakeholder-Analysen, ethnographische Ansätze, Peer-to-Peer-Interviews, Fokusgruppen, Interviews mit betroffenen Gruppen und externen Stakeholdern sowie Voreingenommenheitsanalysen (Willem et al. 2025). Diese Ansätze eignen sich hervorragend, um eine kontinuierliche ethische Reflexion beim Einsatz von KI im BGM zu ermöglichen.

Zusammengefasst können die Potenziale genutzt und die Risiken eines Einsatzes von KI im BGM minimiert werden, wenn Mitarbeitenden-zentrierte Maßnahmen begleitend eingeführt werden. Die Realisierung der Maßnahmen kann durch eine frühzeitige Einplanung und gezielte Implementierungsstrategie gefördert werden. So können auch die entsprechenden Kosten und Investitionen vorausschauend geplant werden. Wissenschaftliche Studien zeigen, dass die Implementierung von menschzentrierten Begleitmaßnahmen zu weniger Unzufriedenheit, Arbeitsbelastung, sowie Akzeptanz der digitalen Tools führt (Carls et al. 2021).

11.5 KI als „persönlicher Gesundheitsmanager“

Der Einsatz von KI im BGM geht zunehmend über rein unterstützende Funktionen hinaus und kann perspektivisch die Rolle eines „persönlichen Gesundheitsmanagers“ übernehmen. Dabei übernimmt die KI nicht nur klassische Aufgaben wie die Erfassung von Gesundheitsparametern, sondern kann auch präventive Maßnahmen vorschlagen, um Beschäftigte frühzeitig auf gesundheitliche Risiken aufmerksam zu machen. Ein solcher Ansatz eröffnet neue Möglichkeiten für eine **proaktive Gesundheitsförderung**, da die KI beispielsweise individuelle Check-ups und Screenings automatisiert durchführen und passgenau an die Beschäftigten kommunizieren kann (Lange et al. 2024).

Darüber hinaus können sich KI-Systeme perspektivisch sehr gut für die **dynamische Anpassung** von Gesundheitsprogrammen eignen. Anhand kontinuierlich erhobener Daten – etwa über Bewegung, Ernährung oder Stresslevel – lernt das System, welche Maßnahmen für welchen Mitarbeitenden besonders effektiv sind. So kann KI in Echtzeit Empfehlungen verfeinern, neue Programme initiieren oder bestehende Abläufe optimieren. Auf diese Weise werden Ressourcen bedarfsgerechter eingesetzt und die Teilnahmemotivation der Beschäftigten erhöht, weil sie konkret spüren, wie die Vorschläge auf ihren persönlichen Kontext zugeschnitten sind (Mary 2024).

Ein weiterer Pluspunkt liegt in der **Unterstützung der Work-Life-Balance**. In vielen Unternehmen, die verstärkt auf Homeoffice- oder Hybridmodelle setzen, fehlen etablierte Strukturen zur klaren Trennung zwischen Arbeits- und Freizeit. Hier kann KI durch smarte Erinnerungen oder Warnsignale helfen, Arbeitszeiten besser zu kontrollieren und regelmäßige Pausen zu fördern (Yu et al. 2019). Beispielsweise könnte das System erkennen, wann sich Bildschirmzeiten häufen oder eine bestimmte Stressschwelle überschritten wird und dann entsprechende Entlastungsmaßnahmen – etwa kleine Bewegungseinheiten – vorschlagen.

Neben den beschriebenen Chancen darf nicht übersehen werden, dass eine solche Implementierung auch Risiken mit sich bringt. Mit der zunehmenden **Individualisierung** durch KI-gestützte Gesundheitsmaßnahmen geht auch das Risiko einher, dass Unternehmen ihre Verantwortung für strukturelle Gesundheitsförderung teilweise an die Beschäftigten abgeben. Während KI-Systeme personalisierte Empfehlungen aussprechen und damit scheinbar eine „optimale“ Gesundheitslösung für jede einzelne Person schaffen, besteht die Gefahr, dass übergeordnete Faktoren wie

Arbeitsorganisation, Führungsverhalten oder Arbeitsumgebung in den Hintergrund treten. Wenn beispielsweise Schichtpläne stressverstärkend wirken oder die Arbeitsdichte kontinuierlich hoch ist, können noch so passgenaue KI-gestützte Trainingsprogramme nicht kompensieren, dass im Kern gesundheitsgefährdende Arbeitsbedingungen fortbestehen (Buxmann und Schmidt 2021).

Ein zweiter Aspekt betrifft die mögliche „**Selbstoptimierungsfalle**“: Durch ständige Datenerhebung und individualisierte Zielvorgaben könnte ein erhöhter Druck auf die Beschäftigten entstehen, die empfohlenen Maßnahmen zu erfüllen. Dadurch übernimmt der Einzelne mehr Verantwortung für die eigene Gesundheit, während das Unternehmen strukturelle Entlastungen womöglich weniger priorisiert (Treier 2023). Dies kann zudem eine moralische Verschiebung bewirken: Wird beispielsweise ein Burn-out lediglich als „Umsetzungsproblem“ individueller Präventivmaßnahmen gesehen, entfällt der Blick auf die Ursachen in der Arbeitsorganisation.

Ein drittes Risiko liegt in der **Intransparenz** der Algorithmen: So ist für Beschäftigte mitunter unklar, warum bestimmte Empfehlungen ausgesprochen werden oder ob Fehlinterpretationen von KI-Systemen zu einer Verschlechterung ihres Gesundheitszustands führen können (Treier 2023). In der Praxis kann dies zu einem Vertrauensverlust führen, der insbesondere dann gravierend ist, wenn die Unternehmen sich auf KI verlassen und weniger in klassische BGM-Strukturen investieren.

Schließlich birgt die **Datennutzung** selbst Gefahren, wenn Unternehmen die Gesundheitsdaten überwiegend zur Bewertung der individuellen „Compliance“ heranziehen (Zuboff 2023). Beschäftigte könnten befürchten, dass ihnen negative Konsequenzen drohen, wenn sie die Empfehlungen nicht konsequent umsetzen. Werden Fehlzeiten, Produktivität und andere Variablen mit diesen Daten verknüpft, kann sich ein Gefühl ständiger Überwachung einstellen, was zu zusätzlichem Stress führt und den eigentlichen Zweck der BGF untergräbt (Fritz et al. 2019).

Zusammengefasst ermöglicht KI zwar eine individuellere Gesundheitsförderung und eine bessere Work-Life-Balance – doch wenn Unternehmen dies als Vorwand nutzen, um eigene Verpflichtungen zur Schaffung gesunder Arbeitsbedingungen zu reduzieren, kann die Verlagerung der Verantwortung auf die Beschäftigten zu einer neuen Form von Druck, Überwachung und ungerechter Lastenverteilung führen. Daher ist es essenziell, KI-Angebote in ein umfassendes, menschengerechtes BGM einzubinden, das die strukturellen Rahmenbedingungen nicht aus den Augen verliert. Es braucht auch klare Prozesse zur Aufklärung, wirksame Schutzmechanismen und eine offene Kommunikationskultur im Unternehmen, damit KI langfristig zum integralen Bestandteil eines ganzheitlichen BGM wird (El-Helaly 2024; Wang und Li 2024).

11.6 Fazit

Zusammenfassend bietet der gezielte Einsatz von KI im BGM ein enormes Potenzial, um das bestehende BGM sowohl effektiver als auch attraktiver zu gestalten. Mithilfe intelligenter Datenanalysen und personalisierter Empfehlungen lassen sich Gesundheitsmaßnahmen individueller auf die Beschäftigten zuschneiden. Gleichzeitig ermöglicht KI, Risiken vorausschauend zu erkennen, wodurch präventive Maßnahmen und eine proaktive Gesundheitsförderung begünstigt werden. Allerdings erfordern die Einführung und der Betrieb solcher KI-Systeme eine sorgfältige Planung und Umsetzung. Neben den technischen Voraussetzungen spielen vor allem rechtliche Aspekte wie bspw. die Einhaltung der DSGVO sowie ethische Überlegungen eine zentrale Rolle, um das Vertrauen der Mitarbeitenden zu gewinnen und langfristig zu erhalten. Eine Verschiebung der Verantwortung auf individuelle Vorsorge, Anregung von Selbstoptimierungsprozessen, technische Überforderung, unkontrollierte Datennutzung sowie ein Gefühl des Überwachtwerdens stellen zentrale Herausforderungen für die Akzeptanz von KI-

basierten BGMs dar. Transparenz, Schulung und die Einbindung aller relevanten Interessengruppen sind demnach unerlässlich. Eine „demokratische" Einführung solcher Systeme sollte bedeuten, dass alle Betroffenen an der Diskussion über Nutzen, Risiken und Umsetzung beteiligt sind. Eine Demokratiesicherung kann darüber hinaus dafür sorgen, dass auch KI-Entwicklungen in der Arbeitswelt kritischen Fragen standhalten und Raum für offene Debatten bieten. Damit wird verhindert, dass KI-basierte Tools etwa eine Schieflage in der Machtverteilung oder eine Einschränkung von Grundrechten begünstigen.

Nur wenn Unternehmen bereit sind, die mit KI verbundenen Herausforderungen bewusst anzugehen, kann sie zu einem „persönlichen Gesundheitsmanager" werden und das BGM nachhaltig bereichern. Das bedeutet gleichsam, dass Beschäftigte mithilfe digitaler Tools aktiv über ihre eigene Gesundheit entscheiden und die Kontrolle über ihre Daten behalten (Selbstermächtigung). Empowerment kann darüber hinaus entstehen, wenn die KI nicht nur Vorgaben macht, sondern transparent vermittelt, welche Daten sie nutzt und wie Handlungsempfehlungen zustande kommen. So können Beschäftigte ihren persönlichen Gesundheitszustand verstehen, informierte Entscheidungen treffen und eigene Ziele formulieren. Gleichzeitig muss darauf geachtet werden, dass die Verantwortung nicht allein auf die Individuen übergeht, während das Unternehmen die Rahmenbedingungen (Arbeitsstress, Arbeitszeiten) vernachlässigt.

Angesichts steigender Anforderungen an Flexibilität und Mobilität, etwa durch verstärktes Homeoffice oder hybride Arbeitsmodelle, wird der Bedarf an innovativen und digitalen Lösungen im BGM künftig weiterwachsen. KI bietet hier nicht nur Chancen für eine verbesserte Gesundheitsförderung, sondern kann BGM in vielen Facetten transformieren. Langfristig ist jedoch entscheidend, dass die Technik menschliche Kompetenzen nicht ersetzt, sondern sie zielgerichtet unterstützt – im Sinne einer ganzheitlichen, menschengerechten und wirksamen Gesundheitsförderung.

11.7 Ausblick

Die Nachwuchsgruppe BAKI „Betriebsärztliches Handeln: Zukunftsorientiert, interdisziplinär und evidenzbasiert mit KI" mit den Partnerinnen der Universitätsmedizin Göttingen (Prof.in Dr. Susanne Völter-Mahlknecht) und Julius-Maximilians-Universität Würzburg (Prof.in Dr. Carolin Wienrich) erforscht im Rahmen der Förderung durch das Bundesministerium für Arbeit und Soziales (BMAS) und die Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BAuA) KI-gestützte Gesundheitsförderung mit einem virtuellen Arbeitsmodell. Interessierte Praxispartner und -partnerinnen können hierbei aktiv mitwirken.[1]

Literatur

Badura B, Ducki A, Schröder H, Klose J, Meyer M (Hrsg) (2021) Fehlzeiten-Report 2021. Schwerpunktthema: Krisen und Gesundheit. Springer, Berlin Heidelberg

Bezzina S, Dingli A (2023) Rethinking gamification through artificial intelligence. In: Fang X (Hrsg) HCI in Games. (HCII 2023). Lecture Notes in Computer Science, Bd. 14046. Springer, https://doi.org/10.1007/978-3-031-35930-9_17

BMAS (2024) Wie bereiten wir Mitarbeitende auf KI vor? KI-Kompetenzen (AI Literacy) am Arbeitsplatz veranschaulichen, messen und fördern. https://www.ki-observatorium.de/rubriken/wissen/wie-bereiten-wir-mitarbeitende-auf-ki-vor-ki-kompetenzen-ai-literacy-am-arbeitsplatz-veranschaulichen-messen-und-foerdern

Bryson A, White M (2024) Human resource management technology, workplace performance, and employee well-being in the British public sector. Labour 38(1):102–121

Buxmann P, Schmidt H (2021) Ethische Aspekte der Künstlichen Intelligenz. In: Buxmann P, Schmidt H (Hrsg) Künstliche Intelligenz: Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg. Springer, Berlin Heidelberg, S 215–229

Carls K, Gehrken H, Kuhlmann M, Thamm L, Splett B (2021) Digitalisierung, Arbeit und Gesundheit. In: Kuhlmann Weißmann Wolf Apitzsch BK-PMMHB (Hrsg) Digitalisierung und Arbeit – Triebkräfte, Ar-

1 Mehr Informationen unter: ▶ https://www.mcm.uni-wuerzburg.de/piis/research/projects/baki/#c1167698 oder ▶ https://www.umg.eu/arbeitsmedizin/forschung/baki/.

beitsfolgen, Regulierung, 1. Aufl. Campus, Frankfurt, S 235–273

Carolus A, Koch MJ, Straka S, Latoschik ME, Wienrich C (2023) MAILS-Meta AI literacy scale: Development and testing of an AI literacy questionnaire based on well-founded competency models and psychological change-and meta-competencies. Comput Hum Behav Artif Humans 1(2):100014

Deutsche Gesellschaft für Arbeitsmedizin und Umweltmedizin e V (2018) Betriebliches Gesundheitsmanagement und Betriebliche Gesundheitsförderung: Wichtige Aufgabenfelder der Arbeitsmedizin. https://www.dgaum.de/fileadmin/pdf/Stellungnahmen_und_Positionspapiere/2018/DGAUM_Stellungnahme_BGM.pdf. Zugegriffen: 17. Apr. 2025

Donisi L, Cesarelli G, Pisani N, Ponsiglione AM, Ricciardi C, Capodaglio E (2022) Wearable sensors and artificial intelligence for physical ergonomics: A systematic review of literature. Diagnostics 12(12):3048. https://doi.org/10.3390/diagnostics12123048

El-Helaly M (2024) Artificial intelligence and occupational health and safety, benefits and drawbacks. Med Lav 115(2):e2024014

Fagundes TP, Wichmann M, Oliveira TAD (2024) Big data on occupational health: how far are we? Revista Brasileira De Saúde Ocupacional 49:edcinq11

Fathi V, Fathi B (2018) Individualität – die Zukunft des Betrieblichen Gesundheitsmanagements. In: Matusiewicz D, Kaiser L (Hrsg) Digitales Betriebliches Gesundheitsmanagement. FOM-Edition. Springer Gabler, Wiesbaden, S 107–117 https://doi.org/10.1007/978-3-658-14550-7_7

Fitbase (2025) Datenschutz. https://fitbase.de/datenschutz/. Zugegriffen: 17. Apr. 2025

Fritz O, Weber C, König A, Wolf J (2019) Ethische Aspekte der Künstlichen Intelligenz. KCT Schriftenreihe der FOM 1

Humanoo (2025) 360° Health & Wellbeing Plattform. https://humanoo.com/de/. Zugegriffen: 17. Apr. 2025

Idris A, Frank T, Strube S (2023) Das Potenzial KI-basierter Lösungen mit Lotsenfunktion. In: Stummeyer C, Raab A, Behm ME (Hrsg) Plattformökonomie im Gesundheitswesen. Springer Gabler, Wiesbaden, S 315–328 https://doi.org/10.1007/978-3-658-35991-1_16

Industrie- und Handelskammer (IHK) Pfalz (2025) Maßnahmen zur betrieblichen Gesundheitsförderung (BGF). https://www.ihk.de/pfalz/infrastruktur-und-digitale-wirtschaft/gesundheitswirtschaft/betriebliches-gesundheitsmanagement-/massnahmen-zur-betrieblichen-gesundheitsfoerderung-bgf--5793774. Zugegriffen: 17. Apr. 2025

Johnson KB, Wei WQ, Weeraratne D, Frisse ME, Misulis K, Rhee K, Snowdon JL (2021) Precision medicine, AI, and the future of personalized health care. Clinical Translational Sci 14(1):86–93

Health K (2025) Datenschutzerklärung Website. https://www.kaiahealth.com/de/privacy/. Zugegriffen: 17. Apr. 2025

Katsoulakis E, Wang Q, Wu H et al (2024) Digital twins for health: a scoping review. Npj Digit Med 7:77. https://doi.org/10.1038/s41746-024-01073-0

Köbe P, Schwarz JO (2024) Superintelligenzen in der Technologie-gestützten Gesundheitsversorgung: Szenarien zu den Chancen und Risiken für Mensch und Gesundheit. In: Technologien und Technologiemanagement im Gesundheitswesen: Potenziale nutzen, Lösungen entwickeln, Ziele erreichen. Springer, Wiesbaden, S 679–698

Lange M, Löwe A, Kayser I, Schaller A (2024) Approaches for the use of AI in workplace health promotion and prevention: Systematic scoping review. Jmir Ai 3:e53506. https://doi.org/10.2196/53506

Markus A, Pfister J, Carolus A, Hotho A, Wienrich C (2024a) Effects of AI understanding-training on AI literacy, usage, self-determined interactions, and anthropomorphization with voice assistants. Comput Educ Open 6:100176

Markus A, Pfister J, Carolus A, Hotho A, Wienrich C (2024b) Empower the user – the impact of functional understanding training on usage, social perception, and self-determined interactions with intelligent voice-assistants. Comput Educ Open 6:100229

Mary BJ (2024) Predictive analytics for employee wellness: An AI-driven solution to minimize workplace burnout. New York University, New York (Unpublished manuscript)

Moll T (2022) Potenziale digitaler und KI-basierter Tools zur Gesundheitsförderung in Unternehmen – Eine systemtheoretische Beobachtung von Implementierungs- und Verankerungsprozessen. In: Pfannstiel MA (Hrsg) Künstliche Intelligenz im Gesundheitswesen. Springer Gabler, Wiesbaden, S 349–373

Obremski D, Wienrich C (2024) Autonomous VR exposure therapy for anxiety disorders using conversational A – ethical and technical implications and preliminary results. J Comput Commun 12(4):111–138

Ottawa Charter for Health Promotion (1986) Ottawa Charter for Health Promotion, Health Promotion International 1(4): 405

Pabalkar V, Chanda R (2023) Role of artificial intelligence in healthcare. In: Kumar A, Ghinea G, Merugu S (Hrsg) Proceedings of the 2nd International Conference on Cognitive and Intelligent Computing ICCIC 2022. Cognitive Science and Technology. Springer, Singapore, S 353–360 https://doi.org/10.1007/978-981-99-2746-3_37

Patel V, Chesmore A, Legner CM, Pandey S (2022) Trends in workplace wearable technologies and connected-worker solutions for next-generation occupational safety, health, and productivity. Adv Intell Syst 4:2100099. https://doi.org/10.1002/aisy.202100099

Rabot L, Genath M (2023) Künstliche Intelligenz in der Arbeitswelt – Potenziale und Herausforderungen für das BGM. Springer, Berlin Heidelberg

Rasche C, Brehmer N (2022) KI-Implementierungsoptionen in dateninflationären Versorgungsnetzen: Von der abstrakten Vision zur konkreten Wertschöpfungstransformation. In: Pfannstiel MA (Hrsg) Künstliche Intelligenz im Gesundheitswesen. Springer Gabler, Wiesbaden, S 199–227 https://doi.org/10.1007/978-3-658-33597-7_9

Rasche C, Reinecke AA, Margaria T (2022) Künstliche Intelligenz im Gesundheitswesen als Kernkompetenz? Status quo, Entwicklungslinien und disruptives Potenzial. In: Pfannstiel MA (Hrsg) Künstliche Intelligenz im Gesundheitswesen. Springer Gabler, Wiesbaden, S 49–79

Schmitz B (2022) Die gesunde Organisation: Onlinebasierte Gesundheitsbildung und Gesundheitsförderung in der IT-Branche. Universitätsbibliothek Johann Christian Senckenberg, Frankfurt am Main https://doi.org/10.21248/gups.70643 (Dissertation)

Seufert S, Meier C (2023) Hybride Intelligenz: Zusammenarbeit mit KI-Assistenzsystemen in wissensintensiven Bereichen. HMD 60:1194–1209. https://doi.org/10.1365/s40702-023-01012-9

Treier M (2023) Betriebliches Gesundheitsmanagement: Ein Lehrbuch für Bachelor- und Masterstudierende sowie Berufstätige. Springer, Berlin Heidelberg

Universität Würzburg (2025) Motiv – Digital Interaction Literacy. Motiv-Trainingsplattform. https://www.mcm.uni-wuerzburg.de/motiv/sprachassistenten-portal/motiv-trainingsplattform/#c1118337. Zugegriffen: 17. Apr. 2025

Voigt P, Von dem Bussche A (2017) The EU general data protection regulation (GDPR): a practical guide. Springer, Cham

Wang J, Li J (2024) Artificial intelligence empowering public health education: prospects and challenges. Front Public Health 12:1389026

Willem T, Fritzsche MC, Zimmermann BM, Sierawska A, Breuer S, Braun M, Buyx A (2025) Embedded ethics in practice: a toolbox for integrating the analysis of ethical and social issues into healthcare AI research. Sci Eng Ethics 31(1):1–22

de Witt C, Felgentreu J (2022) KI-basierte Lernumgebungen für eine digitale Souveränität von Patientinnen und Patienten-Theorie und Konzeption einer virtuellen Consent-Assistenz. In: Pfannstiel MA (Hrsg) Künstliche Intelligenz im Gesundheitswesen: Entwicklungen, Beispiele und Perspektiven. Springer, Wiesbaden, S 229–252

Wellabe (2025) Ganzheitliche Gesundheitslösungen für Unternehmen. https://work.mavie.care/de-de. Zugegriffen: 17. Apr. 2025

Yu H, Mia C, Zheng Y, Cui L, Fauvel S, Leun C (2019) Ethically aligned opportunistic scheduling for productive laziness. In: Proceedings of the 2019 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society, S 45–51

Zuboff S (2023) The age of surveillance capitalism. In: Longhofer W, Winchester D (Hrsg) Social Theory rewired. Routledge, S 203–213

Betriebliche Gesundheitsrisiken erkennen, bevor sie entstehen? Wie KI die Gefährdungsbeurteilung unterstützen kann

Thomas Lennefer, Moritz Schneider und Ulrike Rösler

Inhaltsverzeichnis

12.1 Einleitung – 168

12.2 Die Gefährdungsbeurteilung: Ein zentrales Präventionsinstrument im Betrieb – 169

12.2.1 Beispiel I: Fortschritte in der Sturzprävention am Arbeitsplatz: Herausforderungen und Potenziale durch Künstliche Intelligenz – 170

12.2.2 Beispiel II: Potenziale von KI für die Prävention von physischer und psychischer Gewalt am Arbeitsplatz – 173

12.3 Fazit – 176

Literatur – 177

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_12

Zusammenfassung

Gesundheitliche Risiken am Arbeitsplatz frühzeitig zu erkennen und präventive Maßnahmen zu ergreifen ist entscheidend für den Erfolg eines Unternehmens. Denn diese Risikofaktoren können zu Arbeitsunfällen, gesundheitlichen Beeinträchtigungen der Beschäftigten und langfristigen Fehlzeiten führen, die wiederum hohe wirtschaftliche Kosten verursachen. Instrumente zur Identifikation und Prävention gesundheitlicher Risiken in Unternehmen, wie beispielsweise die Gefährdungsbeurteilung, werden jedoch noch immer unzureichend genutzt.

Künstliche Intelligenz (KI) bietet neue Möglichkeiten, um diesen Missstand zu verändern. Vor diesem Hintergrund stellt der folgende Beitrag anhand praxisnaher Beispiele dar, wie KI bei der Gefährdungsbeurteilung eingesetzt werden kann. Dabei stehen die Bereiche Sturzprävention und Prävention von physischer und psychischer Gewalt am Arbeitsplatz im Fokus. Die Beispiele zeigen, dass KI – wenn adäquat eingesetzt – die Gefährdungsbeurteilung optimieren und Unternehmen bei der Gestaltung sicherer und gesundheitsförderlicher Arbeitsbedingungen unterstützen kann.

12.1 Einleitung

„In einer Werkstatthalle stolpert eine Mitarbeiterin auf einer nassen Werkstatttreppe und fällt für die kommende Woche aus. Beim Greifen nach einer Aktenbox auf dem oberen Regal verliert ein Sozialarbeiter auf der Leiter das Gleichgewicht und fällt unglücklich hart auf den Boden. Er prellt sich den Unterarm und muss sich für zehn Tage arbeitsunfähig melden. Während eine Gesundheits- und Krankenpflegerin versucht, einen aufgebrachten Patienten zu beruhigen, wird sie von ihm plötzlich angeschrien und gestoßen. Unmittelbar nach dieser psychisch belastenden Situation muss sie sich mit Zittern und Herzrasen erst einmal in den Pausenraum zurückziehen“. Solche Situationen sind keine Einzelfälle und verdeutlichen die Dringlichkeit, gesundheitliche Risiken in Unternehmen frühzeitig zu erkennen und vorbeugende Maßnahmen zu ergreifen. Andernfalls kann dies weitreichende Folgen für Unternehmen haben, wie beispielsweise lange Fehlzeiten aufgrund von Unfällen oder chronifizierten Erkrankungen.

So sind beispielsweise die Fehlzeiten unter deutschen AOK-versicherten Beschäftigten aufgrund von psychischen Erkrankungen in den letzten zehn Jahren um fast 50 % gestiegen (Schenkel et al. 2024). Zudem wurden in Deutschland allein im Jahr 2023 783.426 meldepflichtige Arbeitsunfälle verzeichnet, die eine mehrtägige Arbeitsunfähigkeit nach sich zogen (Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung e. V. 2024a). Die damit verbundenen wirtschaftlichen Folgen sind enorm. So belief sich allein der volkswirtschaftliche Produktionsausfall im Jahr 2023 aufgrund von Arbeitsausfällen auf 128 Mrd. € (Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin 2024).

Diese alarmierenden Zahlen belegen, dass die Identifikation arbeitsbedingter Risikofaktoren sowie die Gegensteuerung mit präventiven Maßnahmen für Unternehmen von zentraler Bedeutung sind. In der betrieblichen Praxis zeigt sich jedoch häufig, dass vor allem Mitarbeitende mit einem höheren Gesundheitsrisiko Präventionsmaßnahmen zu wenig nutzen. Dieses Phänomen wird in der Fachliteratur als „Präventionsdilemma“ bezeichnet (Franzkowiak 2022). Während die Teilnahme an gesundheitsförderlichen Maßnahmen grundsätzlich auch für Mitarbeitende mit geringerem Gesundheitsrisiko von Vorteil ist, gestaltet sich die Ansprache von Beschäftigten mit höherem Gesundheitsrisiken als besonders herausfordernd (Mattke et al. 2015).

Eine effektive Strategie zur Lösung dieses Dilemmas ist die Gestaltung sicherer und gesundheitsförderlicher Arbeitsbedingungen, sodass Risiken für alle Mitarbeitenden gleichermaßen minimiert und dadurch ihre Gesundheit gestärkt werden können. Ein etabliertes Instrument für die Identifikation arbeitsbedingter Belastungen und die Gestaltung gesundheitsförderlicher Arbeitsbedingungen ist die Gefährdungsbeurteilung, die in vielen Unterneh-

men jedoch noch unzureichend genutzt wird. Die Gründe dafür sind vielfältig; sie reichen von einem fehlenden Bewusstsein und Verständnis in Bezug auf gesundheitliche Gefährdungen am Arbeitsplatz bis zur fehlenden Motivation aufgrund einer geringen Nutzenerwartung (Sommer 2019).

Künstliche Intelligenz (KI) bietet das Potenzial, diesen Herausforderungen zu begegnen und gezielt bei der Durchführung von Gefährdungsbeurteilungen zu unterstützen. Insbesondere die automatisierte Verarbeitung und Analyse gesundheitsrelevanter Daten bietet für die Gefährdungsbeurteilung neue Möglichkeiten, sodass Risiken frühzeitig erkannt, gezielt adressiert und Unfälle oder Fehlzeiten vermieden werden können. Dieser Beitrag verdeutlicht daher anhand praxisnaher Anwendungsbeispiele, wie KI die Gefährdungsbeurteilung in Unternehmen optimieren kann.

12.2 Die Gefährdungsbeurteilung: Ein zentrales Präventionsinstrument im Betrieb

Arbeitsbezogene gesundheitliche Beschwerden können physischer, psychischer oder sozialer Natur sein. Sie äußern sich zum Beispiel durch Stresserleben, Erschöpfung, Muskel-Skelett- und Herz-Kreislauf-Erkrankungen, psychische Störungen oder Hauterkrankungen. Arbeitsbedingte Belastungsfaktoren können hierfür die Ursache sein (Rothe et al. 2017).

Um solche Risikofaktoren systematisch zu identifizieren und zu minimieren, schreibt das Arbeitsschutzgesetz die Durchführung von Gefährdungsbeurteilungen vor. Arbeitgeber sind demnach verpflichtet, potenzielle Gefährdungen für die Gesundheit der Beschäftigten zu analysieren, geeignete Schutzmaßnahmen zu ergreifen und deren Wirksamkeit regelmäßig zu überprüfen. Die Gefährdungsbeurteilung umfasst physikalische und physische Gefährdungen, etwa Lärm, Gefahrstoffe, einseitige und monotone Bewegungsabläufe; psychische Gefährdungen wie Zeitdruck, emotionale Anforderungen oder unzureichende soziale Unterstützung sowie mechanische und elektrische Gefährdungen.[1] Sie bildet die Grundlage für präventive Maßnahmen, die dazu beitragen, arbeitsbedingte Erkrankungen und Fehlzeiten im Betrieb zu reduzieren.

Die gesetzlich vorgeschriebene Gefährdungsbeurteilung ist ein zentrales Instrument des präventiven Arbeits- und Gesundheitsschutzes. Repräsentative Untersuchungen zeigen jedoch, dass obgleich die Anzahl der Betriebe, die eine Gefährdungsbeurteilung durchgeführt haben, in den vergangenen Jahren in Deutschland zugenommen hat, noch immer ein deutliches Umsetzungsdefizit besteht (Sommer et al. 2024). Im Rahmen der Gemeinsamen Deutschen Arbeitsschutzstrategie werden deswegen seit vielen Jahren Anstrengungen unternommen, um diesem Defizit wirksam zu begegnen.

Im Zuge der Weiterentwicklung KI-basierter Technologien im Arbeitskontext wird aktuell diskutiert, inwiefern KI die Umsetzung der Gefährdungsbeurteilung in Betrieben unterstützen kann (Westhoven et al. 2025; siehe auch den Beitrag von Adolph et al. in diesem Band). Im Folgenden wird diese Fragestellung anhand zweier Beispiele, nämlich Sturzgefährdungen sowie Gefährdungen durch Gewalt und Belästigung am Arbeitsplatz, beleuchtet.

1 Einen umfassenden Überblick zu den verschiedenen Gefährdungsfaktoren sowie grundlegende Informationen für die Durchführung der Gefährdungsbeurteilung bietet ein online verfügbares Handbuch der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (▶ https://www.baua.de/DE/Themen/Arbeitsgestaltung/Gefaehrdungsbeurteilung/Handbuch-Gefaehrdungsbeurteilung/Gefaehrdungsbeurteilung_node).

12.2.1 Beispiel I: Fortschritte in der Sturzprävention am Arbeitsplatz: Herausforderungen und Potenziale durch Künstliche Intelligenz

Stolpern, Rutschen und Stürzen (SRS) zählen zu den häufigsten Unfallursachen am Arbeitsplatz. Mit über 171.000 gemeldeten Vorfällen im Jahr 2023 allein in Deutschland und schwerwiegenden Folgen für Gesundheit, Sicherheit und Arbeitsproduktivität sind sie ein drängendes Problem (Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung e. V. 2024b). Diese Unfälle führen nicht nur zu erheblichen körperlichen und psychischen Belastungen für die Betroffenen, sondern verursachen auch hohe wirtschaftliche Kosten. Trotz zahlreicher Fortschritte bei Sicherheitsmaßnahmen bleiben viele Risiken weiterhin bestehen, insbesondere in Branchen wie Logistik und Stahlbau mit hoher physischer Beanspruchung und riskanten Arbeitsbedingungen (Schneider et al. 2024).

Folgen von Stürzen für Beschäftigte und Unternehmen

Die direkten Folgen eines Sturzes reichen von leichten Prellungen bis hin zu schwerwiegenden Verletzungen wie Knochenbrüchen, Schädel-Hirn-Traumata oder Bandscheibenschäden. Langfristige gesundheitliche Konsequenzen, wie chronische Schmerzen oder Bewegungseinschränkungen, erschweren die Rückkehr an den Arbeitsplatz und wirken sich negativ auf die Lebensqualität aus (Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung e. V. 2024b). Besonders schwerwiegend sind Stürze bei älteren Beschäftigten, die ein erhöhtes Risiko für langwierige Genesungszeiten und dauerhafte Beeinträchtigungen aufweisen (Sucerquia et al. 2017). Zudem zeigen Studien, dass Stürze nicht nur körperliche Schäden verursachen, sondern auch psychologische Effekte wie Unsicherheit und Angst auslösen, was langfristig die Arbeitsleistung negativ beeinflusst (Hellmers et al. 2023; Schneider et al. 2024). Für Unternehmen ergeben sich somit zahlreiche negative Folgen aufgrund von Stürzen, die von Fehlzeiten bis hin zu Produktionsverlust reichen. Darüber hinaus erfordert die Rekrutierung und Schulung von Ersatzpersonal erhebliche Ressourcen, während das Organisationsklima und das Sicherheitsgefühl der Belegschaft durch solche Vorfälle beeinträchtigt werden können.

Herausforderungen bei der präventiven Erkennung von Sturzrisiken

Die präventive Erkennung von Sturzrisiken ist ein zentraler Aspekt der Unfallvermeidung. Doch die Herausforderungen sind vielfältig. Traditionelle Ansätze, wie die visuelle Überwachung durch Sicherheitsbeauftragte oder die Implementierung starrer Schwellenwert-Systeme, haben sich als unzureichend erwiesen, da sie oft nur auf offensichtliche Risiken beschränkt sind und subtile Frühwarnzeichen nicht erkennen können.

Ein besonderes Problem ist die Erkennung sogenannter Beinahe-Stürze. Diese Ereignisse, bei denen eine Person ins Straucheln gerät, jedoch keinen vollständigen Sturz erleidet, gelten als Frühindikatoren für spätere ernsthafte Unfälle (Hellmers et al. 2023; Schneider et al. 2024). Eine frühzeitige Identifikation und Analyse dieser Vorfälle kann daher entscheidend zur Unfallvermeidung beitragen. Simulierte Daten, die in vielen Studien verwendet werden, zeigen jedoch erhebliche Unterschiede zu realen Vorfällen. Beispielsweise sind die biomechanischen Muster von simulierten Stürzen oftmals weniger komplex als jene, die bei echten Arbeitsunfällen auftreten, und daher nicht sehr realistisch (Emma 2017). Diese Lücke in der Datengrundlage schränkt die Entwicklung zuverlässiger Detektions- und Präventionssysteme erheblich ein.

Das „Prev-Fall“-Datenset, das auf realen Beinahe-Sturz-Ereignissen basiert, stellt einen wichtigen Fortschritt dar. Es wurde im Rahmen des von der Deutschen Gesetzlichen Unfallversicherung (DGUV) geförderten Forschungsprojektes ENTRAPon entwickelt, um

perspektivisch die Erkennung und Prävention von Sturzrisiken zu verbessern. Der Datensatz umfasst Daten von 110 Teilnehmerinnen und Teilnehmern, die mit 17 tragbaren Sensoren (Xsens-Anzug mit 17 IMU-Sensoren) ausgestattet wurden. Er liefert detaillierte Informationen über kinematische Muster wie Beschleunigungen, Körperwinkel und Schrittvariationen Hierfür durchliefen die Teilnehmenden einen 15 m langen Parcours mit versteckten Stolper-, Rutsch- und Fehltrittfallen (Abb. 12.1). Die Erhebung erfolgte an drei Zeitpunkten über mehrere Monate mit jeweils langsamer und schneller Gehgeschwindigkeit (Schneider et al. 2024).

Durch die Verwendung solcher realitätsnahen Daten können präventive Maßnahmen gezielter für verschiedene Mitarbeitende konzipiert werden. Auf individueller Ebene lassen sich Trainingsprogramme ableiten, etwa für Personen mit häufigen Beinahe-Stürzen oder auffälligen Gangmustern. Gleichzeitig ermöglichen aggregierte Daten, betriebliche Gefahrenzonen zu identifizieren, etwa wenn auf bestimmten Wegeabschnitten oder Arbeitsbereichen wiederholt kritische Ereignisse stattfanden, und somit notwendige arbeitsplatzbezogene Anpassungen daraus abzuleiten (z. B. bessere Bodenbeläge bei häufigem Rutschen).

Abb. 12.1 Aufbau des Parcours für Stolper-, Rutsch- und Fehltritt-Simulationen, einschließlich eines Überkopf-Sicherheitssystems (an der Decke) bei einem Kooperationspartner. Hervorgehoben sind die 17 Xsens Link-Sensorpositionen

Fortschritte durch KI: Neue Möglichkeiten der Sturzprävention

Die Integration von KI in die Sturzprävention bietet zahlreiche Vorteile. Während traditionelle Ansätze meist auf starren Algorithmen basieren, die Schwellenwerte oder einfache Regeln verwenden, kann KI komplexe Muster in großen Datensätzen erkennen und interpretieren. Hierfür gibt es unterschiedliche technische Ansätze. Convolutional Neural Networks (CNNs), Residual Neural Networks (ResNets) und InceptionTime-Architekturen haben sich in der Forschung als besonders effektiv erwiesen (Fawaz et al. 2020).

Ein entscheidender Vorteil dieser Modelle ist ihre Fähigkeit, sowohl kurzfristige als auch langfristige Muster zu erkennen. Während CNNs vor allem bei kurzen Zeitfenstern (z. B. 500 Millisekunden) eine hohe Präzision aufweisen, ermöglichen InceptionTime-Modelle eine Analyse über längere Zeiträume und können so feinere Unterschiede zwischen normalem Gangverhalten, Beinahe-Stürzen und vollständigen Stürzen identifizieren (Fawaz et al. 2020; Schneider et al. 2024).

Hochwertige Datensätze und ihre Bedeutung

Die Qualität der zugrunde liegenden Daten spielt eine zentrale Rolle für den Erfolg von KI-Modellen. Datensätze wie „Prev-Fall“, die realitätsgetreue und detaillierte Informationen enthalten, sind entscheidend für die Entwick-

lung präziser und zuverlässiger Modelle. Sie bieten eine Grundlage für KI-Algorithmen, die auf komplexen biomechanischen Mustern trainiert werden, und ermöglichen dadurch die Übertragung der Ergebnisse auf unterschiedliche Arbeitsumgebungen (Hellmers et al. 2023; Schneider et al. 2024).

Praktische Anwendungen und Perspektiven

Durch tragbare Sensorik (ob über der Kleidung oder in der Kleidung) können kontinuierlich Daten erfasst und ausgewertet werden. Dies ermöglicht es den Systemen, auffällige oder wiederkehrende instabile Bewegungsmuster (z. B. häufige Stolper- oder Ausgleichreaktionen) zu erkennen und den Nutzer oder die Nutzerin darauf hinzuweisen, sodass diese ihr Verhalten dementsprechend anpassen können (Rahemtulla et al. 2023; Sucerquia et al. 2017). Diese Warnungen können zwar nicht in der konkreten Situation eines Sturzes erfolgen, aber in Form eines Feedbacksystems Hinweise geben und so die Nutzenden für ihre potenziell gefährlichen Bewegungsmuster sensibilisieren und damit Verletzungen vermeiden. Allerdings ist der Einsatz von KI-Systemen nicht auf die Echtzeitanalyse beschränkt. Solche Systeme können auch retrospektiv genutzt werden, um langfristig auftretende, übergreifende Muster zu analysieren und Gefahrenzonen innerhalb eines Arbeitsumfelds zu identifizieren (bspw. häufige Beinahe-Stürze beim Tragen schwerer Lasten auf unebenem Boden). Durch diese Informationen können Arbeitsschutzbeauftragte dann präventive Maßnahmen einleiten, wie beispielsweise die Arbeitsumgebung anzupassen oder Trainings zur Sturzprävention anzubieten.

Herausforderungen für KI-Systeme und zukünftige Entwicklungen

Trotz aktueller Fortschritte bestehen im Hinblick auf KI-basierte Systeme weitere Herausforderungen. Eine der größten Hürden ist die Reduzierung von Fehlalarmen, die häufig durch komplexe, aber harmlose Bewegungen wie Bücken oder Strecken ausgelöst werden. Die Einbeziehung zusätzlicher Kontextinformationen, wie Umgebungsbedingungen oder spezifische Arbeitsaufgaben, könnte die Genauigkeit der Systeme weiter verbessern (Hellmers et al. 2023; Ribeiro et al. 2022).

Darüber hinaus besteht Bedarf, die Modelle an unterschiedliche Branchen und Arbeitsbedingungen anzupassen, damit diese auch in unterschiedlichen Arbeitsumgebungen eingesetzt werden können. Zukünftige Studien könnten die Integration von Daten aus Umgebungs- und Drucksensoren sowie die Kombination von KI-Methoden mit regelbasierten Systemen untersuchen, um die Präzision und Zuverlässigkeit weiter zu erhöhen (Schumann et al. 2022).

Zwischenfazit

Die Fortschritte in der KI-gestützten Sturzprävention markieren einen Wendepunkt in der Identifikation von gesundheitlichen Risiken am Arbeitsplatz. Durch die Nutzung realistischer Datensätze wie „Prev-Fall“ und den Einsatz moderner KI-Modelle lassen sich Unfallrisiken frühzeitig erkennen und gezielte Maßnahmen zur deren Vermeidung treffen. Im Ergebnis könnte die Zahl von SRS-Unfällen reduziert, der Arbeitsschutz und Gesundheitsschutz verbessert und die Produktivität gesteigert werden.

Gleichzeitig bleibt es wichtig, die Entwicklung dieser Technologien voranzutreiben und ihre Anwendung auf eine breitere Palette von Arbeitsbedingungen auszuweiten. Mit zunehmender Integration in tragbare Technologien und Arbeitsumgebungen könnten KI-Systeme in der Sturzprävention zu einem unverzichtbaren Werkzeug für Unternehmen und Beschäftigte gleichermaßen werden.

12.2.2 Beispiel II: Potenziale von KI für die Prävention von physischer und psychischer Gewalt am Arbeitsplatz

Gewalt und Belästigung am Arbeitsplatz beeinträchtigen die Gesundheit der betroffenen Beschäftigten, sie führen zu erhöhten Fehlzeiten und verschärfen damit die oftmals bereits angespannte Personalsituation in Organisationen (z. B. Nyberg et al. 2021; Yusoff et al. 2023). Laut der Internationalen Arbeitsorganisation hat weltweit mehr als jede und jeder fünfte Erwerbstätige Erfahrungen mit Gewalt oder Belästigung am Arbeitsplatz gemacht (ILO 2022).

Die Gewalt geht dabei häufig von Personen aus, die nicht zum Betrieb gehören, mit denen die Beschäftigten im Rahmen ihrer Arbeitstätigkeit allerdings interagieren müssen. Dies ist vor allem bei personenbezogenen Dienstleistungen der Fall.[2] Es handelt sich zum Beispiel um Kundschaft, Patientinnen und Patienten, Fahr- oder Restaurantgäste oder Schülerinnen und Schüler, die Gewalt gegenüber Erwerbstätigen ausüben. Eine aktuelle repräsentative Befragung von 2.512 Beschäftigten, die regelmäßig mit betriebsfremden Personen wie Kunden, Patienten, Schülern, Lieferanten oder Bürgern in Kontakt stehen, zeigt: Mehr als ein Drittel der Befragten erlebte in den letzten zwölf Monaten verbale oder psychische Übergriffe durch Außenstehende. Physische Übergriffe betrafen 8 % der Befragten (Forsa 2024). Allein diese Zahlen verdeutlichen, dass Gewalt am Arbeitsplatz ein signifikanter Gefährdungsfaktor ist.

Auf diese Entwicklung wurde mit der Verabschiedung des „Gesetzes zu dem Übereinkommen Nr. 190 der Internationalen Arbeitsorganisation vom 21. Juni 2019 über die Beseitigung von Gewalt und Belästigung in der Arbeitswelt“ auch politisch reagiert (Bundesrepublik Deutschland 2023). Die Bundesregierung hat sich dadurch verpflichtet, das Recht einer jeden Person auf eine Arbeitswelt ohne Gewalt und Belästigung zu achten, zu fördern und zu verwirklichen. Zahlreiche Aktivitäten der Unfallversicherungsträger, Krankenkassen, Gewerkschaften und weiterer Institutionen unterstützen dieses Ziel. So initiierte die Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung beispielsweise eine umfassende Kampagne mit dem Titel „GewaltAngehen“. Diese zielt darauf ab, für das Thema zu sensibilisieren, präventive Maßnahmen zu fördern, Betroffene zu unterstützen und so auch den gesellschaftlichen Zusammenhalt zu stärken.

KI-basierte Technologien können in mehrerlei Hinsicht einen Beitrag für die Prävention von Gewalt am Arbeitsplatz im Rahmen der Gefährdungsbeurteilung leisten, indem sie diesen ganzheitlichen Prozess auf verschiedenen Ebenen unterstützen. Dies geschieht bspw. durch die frühzeitige Erkennung von Risikofaktoren, die Entwicklung passgenauer Interventionsstrategien, das Monitoring der Wirksamkeit eingeleiteter Maßnahmen sowie durch die kontinuierliche Anpassung betrieblicher Interventionen auf Basis neuer Daten. Nachfolgend werden beispielhaft vier Anwendungsbereiche skizziert, wie KI bei der Vermeidung von Gewaltereignissen am Arbeitsplatz mitwirken kann.

▪▪ Vorhersage risikoreicher Situationen

Durch die Auswertung von Verhaltensmustern und anderen Daten aus vergangenen Gewaltvorfällen – etwa in der Pflege oder im Sicherheitsdienst – lassen sich mittels KI potenziell gefährliche Situationen vorhersagen. Ein Beispiel dafür liefert eine Studie von Lee et al. (2023), die zeigt, dass maschinelle Lernmodelle anhand der Daten aus elektronischen Gesundheitsakten das Risiko von Gewalt gegen Pflegekräfte in Notaufnahmen vorab korrekt einschätzen können. In diese Vorhersagen flossen beispielsweise Informationen zum Ankunftsmodus (Privatfahrzeug oder Rettungswagen), zur Tageszeit, zum Wochentag, zu den Hauptbeschwerden und zur durchschnittlichen

2 Einen Überblick zum Begriff der personenbezogenen Dienstleistungen, zu den Arbeitsbedingungen der dort Erwerbstätigen sowie deren Gesundheit bieten Moser et al. (2024).

Aufenthaltsdauer in der Notaufnahme ein. Der Einsatz eines solchen Algorithmus liefert wertvolle Daten für die Ermittlung von Gefährdungen und schafft die Grundlage, frühzeitig geeignete Gegenmaßnahmen zu ergreifen – mit dem Ziel, sowohl die Sicherheit der Beschäftigten als auch die Qualität der Versorgung nachhaltig zu verbessern. Ähnlich funktioniert Predictive Policing, das in Deutschland bereits seit 2014 getestet wird (Zentrale Polizeidirektion Niedersachsen 2018). Die Analyse vergangener Straftaten erlaubt eine präzisere Vorhersage potenzieller Einsatzorte und -zeiten, was nicht nur der Verbrechensprävention dient, sondern auch die Sicherheit bei der Polizeiarbeit erhöhen kann – etwa durch eine gezieltere Dienst- bzw. Einsatzplanung.

Risikomonitoring während der Arbeit

Gemäß der europäischen KI-Verordnung ist der Einsatz von KI zur Überwachung von Beschäftigten, insbesondere zur automatisierten Emotionserkennung, untersagt[3] (Europäische Union 2024). Damit wird das Ziel verfolgt, die Privatsphäre der Beschäftigten zu schützen und einen ethischen Einsatz von KI-Technologien zu gewährleisten. Gleichzeitig kann der Einsatz KI-gestützter Videoüberwachung im Kontext von Gewaltereignissen am Arbeitsplatz zum Schutz der Beschäftigten beitragen und so die Maßnahmenumsetzung im Rahmen der Gefährdungsbeurteilung unterstützen. So lassen sich bspw. durch Mustererkennung in Echtzeit potenziell bedrohliche Situationen frühzeitig identifizieren. Dabei werden Kamerabilder analysiert, in Zuge dessen aggressive Gesten oder ungewöhnliche Bewegungen identifiziert werden und bei Bedarf automatisch Alarm ausgelöst wird. Digital unterstütze Zugangskontrollen können zusätzlich unterstützen. Ein Beispiel ist eine in den Niederlanden entwickelte KI-gestützte Videoanalyse-Technologie mit Echtzeit-Gewalterkennung. Das System verarbeitet Tausende Feeds – d. h. parallele Videoübertragungen – gleichzeitig, erkennt Vorfälle in Bruchteilen einer Sekunde und kann zur Gewährleistung der Sicherheit in öffentlichen Einrichtungen, zur Gewaltprävention im Gesundheitswesen, zum Schutz von Beschäftigten im Einzelhandel oder in Empfangsbereichen zum Einsatz kommen (Elektropraktiker 2025).

Ähnliche Anwendungsfälle ergeben sich unter mobilen Arbeitsbedingungen. Hier können KI-gestützte Wearables helfen, Gewalt- und Bedrohungssituationen frühzeitig zu erkennen, Mitarbeitende in Echtzeit zu schützen und schnelle Notfallreaktionen zu ermöglichen (Carlsen et al. 2022). In der Polizeiarbeit werden dafür bspw. Bodycams genutzt. Für Beschäftigte im Außendienst, wie zum Beispiel Sozialarbeiterinnen und -arbeiter, Aufsichtspersonal oder Sicherheitsdienste, stehen GPS-gestützte Notrufsysteme zur Verfügung, bei denen ein Wearable mit KI-gestützter Bewegungserkennung ungewöhnliche oder abrupte Bewegungen (z. B. körperliche Angriffe) erkennen kann und dann automatisch eine Notfallmeldung mit Standort an eine Leitstelle sendet. Andere Wearables funktionieren über eine diskrete Knopf- oder Armbandlösung und können im Falle eines Übergriffs unauffällig gedrückt werden, um sofort eine Alarmmeldung an ein Sicherheitsteam oder die Polizei abzusetzen.

Neben der Analyse von Verhaltensmustern kann KI auch schriftliche Kommunikation in Echtzeit auswerten, um potenzielle Konflikte bzw. gefährliche Inhalte frühzeitig zu erkennen. Ein Beispiel für die KI-gestützte Textanalyse ist das Tool KIVI der Landesanstalt für Medien NRW, das täglich viele Webseiten scannt, extremistische oder volksverhetzende Inhalte identifiziert und so die Medienaufsicht im digitalen Zeitalter unterstützt (Meineck et al. 2022). Im Arbeitskontext können solche Technologien helfen, kritische Kommunikationsmuster oder gewaltfördernde Interaktionen frühzeitig zu identifizieren und präventive Maßnahmen einzuleiten. Im Fall

3 Es sei denn, es liegt ein klar definierter Ausnahmefall vor, etwa bei medizinischer Notwendigkeit oder zur Wahrung der Sicherheit (z. B. Überwachung der Müdigkeit von Pilotinnen und Piloten), sofern die gesetzlichen Voraussetzungen erfüllt sind.

von KIVI hat die Technologie eine weitere Schutzfunktion: Die Beschäftigten der Landesanstalt werden ein Stück weit davor bewahrt, sich diesen Inhalten bei ihrer Arbeit auszusetzen, indem die KI einen Großteil des Screenings übernimmt. Damit wird ein kritischer psychischer Belastungsfaktor reduziert.

Ein weiteres Anwendungsfeld für das Monitoring gefährlicher Situationen am Arbeitsplatz ist die KI-gestützte Analyse von Mitarbeiterbefragungen im Rahmen der Gefährdungsbeurteilung. Sowohl qualitative als auch quantitative Daten können damit ausgewertet und es können konkret auf die betriebliche Situation zugeschnittene Verbesserungsvorschläge abgeleitet werden. In der betrieblichen Praxis ist der Schritt von der Anforderungsanalyse zur Maßnahmenableitung oftmals eine Herausforderung. KI-gestützte Tools können dies nicht komplett übernehmen, aber mit konkreten Maßnahmenvorschlägen eine Unterstützung bieten.

Schulungen und Unterweisungen

Ein Mehrwert von KI-Anwendungen ist das hohe Maß an Individualisierbarkeit, über das diese Technologien verfügen. Dieser Vorteil lässt sich für Schulungen und Unterweisungen in Bezug auf Gewaltprävention nutzen. Personalisierte KI-gestützte Trainingsprogramme können maßgeschneiderte Schulungsinhalte liefern, die auf die individuellen Bedürfnisse der Beschäftigten abgestimmt sind und gezielt auf kritische Situationen vorbereiten. Interaktive Simulationen und virtuelle Trainings helfen beispielsweise dabei, Handlungskompetenzen für den Umgang mit aggressiven Personen zu entwickeln (Clay et al. 2025). Manche Systeme passen sich dynamisch an das Verhalten der Teilnehmenden an und geben gezieltes Feedback. KI-gestützte Schulungen können so das Bewusstsein für die Gewaltprävention im Betrieb stärken und die Handlungssicherheit der Beschäftigten erhöhen.

Chatbots und digitale Meldeplattformen

Wenn es trotz weitreichender Gewaltprävention zu einem Gewaltvorfall gekommen ist, kann KI auch hier unterstützen. Mit Hilfe KI-basierter Melde- und Beratungsstellen können betroffene Beschäftigte Übergriffe anonym und sicher melden, wodurch niedrigschwellige Handlungsmöglichkeiten geschaffen und Hemmschwellen gesenkt werden (Agrawal 2023). Chatbots oder virtuelle Assistenten übernehmen hierbei eine wichtige Funktion: Sie entlasten nicht nur menschliche Ansprechpersonen, sondern bieten Betroffenen rund um die Uhr erste Hilfe, zeigen Handlungsmöglichkeiten auf und können an geeignete Stellen bzw. Ansprechpersonen weiterleiten.

Ein Beispiel für einen solchen KI-gestützten Chatbot ist das Projekt „#MeTooMaastricht“. Diese Anwendung soll Betroffene von sexueller Belästigung Informationen zu ihren Rechten und Hilfsangeboten bereitstellen (Bauer et al. 2020). Ähnliche KI-basierte Systeme werden genutzt, um die Dokumentation und Bearbeitung von Vorfällen am Arbeitsplatz zu verbessern. Diese Technologien helfen, Belästigungs- und Gewaltvorfälle strukturiert zu erfassen und die Beweissicherung zu unterstützen. Sie können bestehende Schutzmaßnahmen ergänzen.

Zwischenfazit

KI kann auf vielfältige Weise dazu beitragen, Gewalt am Arbeitsplatz präventiv zu verhindern, frühzeitig zu erkennen und im Ernstfall wirksam darauf zu reagieren. Wie oben dargestellt, lassen sich entsprechende Technologien in allen Prozessschritten der Gefährdungsbeurteilung – von der Analyse über die Maßnahmenableitung bis hin zur Evaluation – gezielt einsetzen. Insbesondere bei personenbezogenen Dienstleistungen, bei denen das Risiko für Übergriffe durch betriebsfremde Personen hoch ist, kann KI durch Echtzeit-Überwachung, Verhaltensanalysen und Notfallsysteme frühzeitig Bedrohungen identifizieren und Eskalationen verhindern helfen.

Gleichzeitig zeigen Studien, dass der Einsatz solcher Systeme nicht automatisch zu mehr Sicherheit führt. Eine Untersuchung zur Nutzung von Alarmsystemen in Notaufnahmen ergab, dass viele Mitarbeitende die Geräte

nicht nutzten – sei es wegen unpraktischer Designs, mangelnder Schulung oder einer unzureichenden Reaktion des Sicherheitspersonals (Carr und Derouin 2023). Dies zeigt, dass technologische Lösungen allein ohne Beteiligung der Mitarbeitenden nicht ausreichen. Der Erfolg neuer Technologien hängt maßgeblich davon ab, wie sie in das Arbeitssystem integriert werden, ob sie intuitiv bedienbar sind und ob die organisatorischen Rahmenbedingungen eine effektive Nutzung ermöglichen.

12.3 Fazit

Der vorliegende Beitrag veranschaulicht, wie KI dabei unterstützen kann, arbeitsbedingte Belastungen bzw. Risiken im betrieblichen Umfeld zu identifizieren. Anhand zweier Praxisbeispiele konnte gezeigt werden, dass KI bei der Sturzprävention und der Prävention physischer und psychischer Gewalt am Arbeitsplatz bereits heute sinnvoll in die Gefährdungsbeurteilung integriert werden kann. Hierbei bietet KI zahlreiche Vorteile gegenüber herkömmlichen Methoden.

KI-Systeme können große Datenmengen in Unternehmen – wie beispielsweise Gesundheitsdaten, Sicherheitsprotokolle oder Unfalldaten – auswerten, um Muster zu erkennen, die auf potenzielle Risiken hinweisen. Dadurch lassen sich Gefahrensituationen vorausschauend identifizieren und präventive Maßnahmen ableiten.

Im beschriebenen Beispiel der Prävention von Stürzen mittels KI wird aufgezeigt, dass Beschäftigte durch KI auch in Echtzeit auf individuelle gesundheitliche Risiken hingewiesen werden können. Durch ein erhöhtes Bewusstsein für individuelle Risikofaktoren könnten auch Mitarbeitende, die bislang schwerer durch präventive Maßnahmen erreicht wurden, stärker motiviert werden, diesen Risiken aktiv entgegenzuwirken. Dies eröffnet neue Möglichkeiten für eine proaktive betriebliche Prävention. Dennoch bleibt der Arbeitgeber in der Fürsorgepflicht und kann nicht von der Verantwortung der Gestaltung sicherer und gesundheitsförderlicher Arbeitsbedingungen entbunden werden. KI-Systeme können somit nur unterstützend wirken, bieten jedoch ein großes Potenzial, die Präventionsarbeit in Unternehmen zu vereinfachen und zu stärken.

Trotz dieser Chancen gibt es einige Herausforderungen, die bei der Verwendung von KI für die Gefährdungsbeurteilung berücksichtigt werden müssen. In Bezug auf KI-Modelle sollte eine ausreichende Datenqualität als Grundlage für die Anwendungen sichergestellt werden. Große anonymisierte Datenmengen in entsprechender Qualität sind allerdings insbesondere in kleinen und mittelständischen Unternehmen nicht immer verfügbar. Gleichzeitig benötigen aber gerade diese Unterstützung bei der Durchführung der Gefährdungsbeurteilung (Sommer 2019). Diese Problematik lässt sich durch KI-Modelle lösen, die auf hochwertigen Datensätzen wie dem „Prev-Fall“-Datensatz beruhen, sodass auch kleine und mittelständische Unternehmen Vorhersagen auf Basis einer hohen Datenqualität treffen können.

Neben der Datenqualität sind der Datenschutz und die Entscheidungstransparenz essenziell für den KI-Einsatz in den Bereichen des Arbeits- und Gesundheitsschutzes. Beschäftigte müssen jederzeit nachvollziehen können, wie KI-gestützte Entscheidungen zustande kommen und Einspruchsmöglichkeiten haben. Ein unreflektierter Einsatz von KI birgt die Gefahr, dass Risiken übersehen, falsch priorisiert oder ungeeignete Maßnahmen vorgeschlagen werden. Daher muss die Entscheidungshoheit bei der Verwendung von KI-System stets beim Menschen liegen.

Wie das Beispiel der Alarmsysteme zur Gewaltprävention zeigt, wird jedoch längst nicht jede eingeführte KI im Unternehmen auch genutzt. Um zielführend in Automatisierung und KI-Technologie am Arbeitsplatz zu investieren, sollten KI-Systeme daher stets nach einem partizipativen systematischen Konzept sowie unter Einbeziehung der Bedürfnisse der Beschäftigten eingeführt werden (siehe auch den Beitrag von Bosbach und Lennefer in diesem Band). Nur wenn die Bedürf-

nisse der Beschäftigten im Mittelpunkt stehen und KI als unterstützendes Werkzeug verstanden wird, kann sie sinnvoll in Instrumente zur Prävention arbeitsbedingter gesundheitlicher Risiken integriert werden. Ein gelungener Einsatz von KI im Arbeits- und Gesundheitsschutz erfordert somit eine umfassende arbeitsorganisatorische, rechtliche und ethische Einbettung (Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung e. V. 2025).

Hinweis Für diesen Beitrag wurde die Unterstützung von ChatGPT 4o in Anspruch genommen.

Literatur

Agrawal H (2023) A chatbot solution for workplace discrimination and harassment. https://aipromptopus.com/ai-news/a-chatbot-solution-for-workplace-discrimination-and-harassment/. Zugegriffen: 21. Mai 2025

Bauer T, Devrim E, Glazunov M, Jaramillo WL, Mohan B, Spanakis G (2020) #MeTooMaastricht: Building a chatbot to assist survivors of sexual harassment. In: Cellier P, Driessens K (Hrsg) Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases: ECML PKDD 2019. Communications in Computer and Information Science, Bd. 1167. Springer, S 503–521 https://doi.org/10.1007/978-3-030-43823-4_41

Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (2024) Volkswirtschaftliche Kosten durch Arbeitsunfähigkeit – Schätzung der Produktionsausfallkosten: Lohnkosten und Verlust an Arbeitsproduktivität. https://www.baua.de/DE/Themen/Monitoring-Evaluation/Zahlen-Daten-Fakten/Kosten-der-Arbeitsunfaehigkeit

Bundesrepublik Deutschland (2023) Gesetz zu dem Übereinkommen Nr 190 der Internationalen Arbeitsorganisation vom 21. Juni 2019 über die Beseitigung von Gewalt und Belästigung in der Arbeitswelt. BGBl. II, S 266

Carlsen K, Ischer S, Whitcomb E (2022) Workplace violence: Using technology to reduce risk. National Safety Council, Work to Zero Initiative. https://www.nsc.org/workplace/safety-topics/work-to-zero/resources. Zugegriffen: 24. Juni 2025

Carr MA, Derouin A (2023) Staff duress alarms for workplace violence in the emergency department: a mixed-methods evaluation. J Emerg Nurs 49(3):387–394. https://doi.org/10.1016/j.jen.2023.01.008

Clay CJ, Hochmuth JM, Wirth O (2025) Virtual reality training to reduce workplace violence in healthcare. Issues Ment Health Nurs 46(1):2–11. https://doi.org/10.1080/01612840.2024.2429712

Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung e V (2024a) Arbeits- und Wegeunfallgeschehen. https://www.dguv.de/de/zahlen-fakten/au-wu-geschehen/index.jsp

Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung e V (2024b) Statistik Arbeitsunfallgeschehen 2023. https://publikationen.dguv.de/widgets/pdf/download/article/4990. Zugegriffen: 23. Nov. 2024

Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung e V (2025) Digitale Anwendungen im Präventionsfeld „Gesundheit bei der Arbeit“ – eine Orientierungshilfe. https://publikationen.dguv.de/regelwerk/dguv-informationen/5030/digitale-anwendungen-im-praeventionsfeld-gesundheit-bei-der-arbeit-eine-orientierungshilfe. Zugegriffen: 24. Juni 2025

Elektropraktiker (2025) KI in der videobasierten Sicherheit. https://www.elektropraktiker.de/nachrichten/nachricht/ki-in-der-videobasierten-sicherheit?p=all. Zugegriffen: 21. Mai 2025

Emma S (2017) Falls are unintentional: studying simulations is a waste of faking time. J Rehabil Assist Technol Eng. https://doi.org/10.1177/2055668317732945

Europäische Union (2024) Verordnung (EU) 2024/1689 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 13. Juni 2024 zur Festlegung harmonisierter Vorschriften für künstliche Intelligenz und zur Änderung der Verordnungen (EG) Nr 300/2008, (EU) Nr 167/2013, (EU) Nr 168/2013, (EU) 2018/858, (EU) 2018/1139 und (EU) 2019/2144 sowie der Richtlinien 2014/90/EU, (EU) 2016/797 und (EU) 2020/1828. Amtsblatt der Europäischen Union, L 2024/1689, 12. Juli 2024. https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/?uri=CELEX%3A32024R1689. Zugegriffen: 21. Mai 2025

Fawaz HI, Lucas B, Forestier G, Pelletier C, Schmidt DF, Weber J, Petitjean F (2020) InceptionTime: finding AlexNet for time series classification. Data Min Knowl Disc 34:1936–1962. https://doi.org/10.1007/s10618-020-00710-y

Forsa (2024) Gewalt bei der Arbeit: Ergebnisse einer repräsentativen Befragung unter abhängig Beschäftigten. Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung e. V. (DGUV) (https://www.dguv.de)

Franzkowiak P (2022) Prävention und Krankheitsprävention. In: Bundeszentrale für gesundheitliche Aufklärung (BZgA) (Hrsg) Leitbegriffe der Gesundheitsförderung und Prävention. Glossar zu Konzepten, Strategien und Methoden https://doi.org/10.17623/BZGA:224-i091-2.0

Hellmers S, Krey E, Gashi A, Koschate J, Schmidt L, Stuckenschneider T, Zieschang T (2023) Comparison of machine learning approaches for near-fall-detection with motion sensors. Front Digit Health. https://doi.org/10.3389/fdgth.2023.1223845

ILO (International Labour Organization) (2022) Experiences of violence and harassment at work: A global first survey. ILO, Genf. https://doi.org/10.54394/IOAX8567

Lee H, Yun H, Choi M, Kim H (2023) Predicting workplace violence in the emergency department based on electronic health record data. J Emerg Nurs 49(3):415–424. https://doi.org/10.1016/j.jen.2023.01.010

Mattke S, Kapinos KA, Caloyeras JP, Taylor EA, Batorsky BS, Liu HH, Van Busum KR, Newberry S (2015) Workplace wellness programs: services offered, participation, and incentives. Rand Health Q 5(2):7 (https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/28083383)

Meineck S, Schmid T, Janus P (2022) KI in der Medienaufsicht: Was leistet das Tool KIVI? Bundeszentrale für politische Bildung. https://www.bpb.de/lernen/digitale-bildung/werkstatt/513732/ki-in-der-medienaufsicht-was-leistet-das-tool-kivi/. Zugegriffen: 21. Mai 2025

Moser J, Ingenfeld P, Zeibig R, Zink M, Hünefeld L, Möller H, Rösler U (2024) Arbeit und Gesundheit bei Erwerbstätigen im Bereich der personenbezogenen Dienstleistungen, 1. Aufl. Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin, Dortmund

Nyberg A, Kecklund G, Magnusson Hanson L, Rajaleid K (2021) Workplace violence and health in human service industries: a systematic review of prospective and longitudinal studies. Occup Environ Med 78(2):69–81. https://doi.org/10.1136/oemed-2020-106450

Rahemtulla Z, Turner A, Oliveira C, Kaner J, Dias T, Hughes-Riley T (2023) The design and engineering of a fall and near-fall detection electronic textile. Sensors. https://doi.org/10.3390/ma16051920

Ribeiro NF, Pereeira A, Figueiredo J, Afonso JA, Santos CP (2022) A machine learning approach for near-fall detection based on inertial and force data while using a conventional Rollator. Conver Clin Eng Res Neurorehabil. https://doi.org/10.1007/978-3-030-70316-5_55

Rothe I, Adolph L, Beermann B, Schütte M, Windel A, Grewer A, Lenhardt U, Miche J, Thomson B, Formazin M (2017) Psychische Gesundheit in der Arbeitswelt: wissenschaftliche Standortbestimmung. Forschung Projekt F 2353

Schenkel A, Krist K, Meyer M, Baumgardt J (2024) Krankheitsbedingte Fehlzeiten in der deutschen Wirtschaft im Jahr 2023. In: Badura B, Ducki A, Baumgardt J, Meyer M, Schröder H (Hrsg) Fehlzeiten-Report 2024. Springer, Berlin Heidelberg, S 339–426 https://doi.org/10.1007/978-3-662-69620-0_21

Schneider M, Reich K, Hartmann U, Hermanns I, Kaufmann M, Kluge A, Ellegast R (2024) Acquisition of data on kinematic responses to unpredictable gait perturbations: collection and quality assurance of data for use in machine learning algorithms for (near-)fall detection. Sensors. https://doi.org/10.3390/s24165381

Schumann P, Scholz M, Trentzsch K, Jochim T, Sliwinksi G, Malberg H, Ziemssen T (2022) Detection of fall risk in multiple sclerosis by gait analysis – an innovative approach using feature selection ensemble and machine learning algorithms. Sensors. https://doi.org/10.3390/brainsci12111477

Sommer S (2019) Warum führen Betriebe keine Gefährdungsbeurteilungen durch? Sich Ist Sich. https://doi.org/10.37307/j.2199-7349.2019.04.09

Sommer S, Lunau T, Wahrendorf M, Beck D, La Rocca G, Rigó M (2024) Der Zusammenhang zwischen betrieblicher Arbeitsschutzorganisation und Gefährdungsbeurteilung: Ergebnisse auf Basis der ESENER-Befragung. Zbl Arbeitsmed 74(5):193–201. https://doi.org/10.1007/s40664-024-00535-2

Sucerquia A, Lopez JD, Vargas-Bonilla JF (2017) Sisfall: a fall and movement dataset. Sensors. https://doi.org/10.3390/s17010198

Westhoven M, Baudzus A, Robelski S (2025) Künstliche Intelligenz als Instrument des Arbeitsschutzes. Betriebliche Prävention 10(24):411–414

Yusoff HM, Ahmad H, Ismail H, Reffin N, Chan D, Kusnin F, Bahari N, Baharudin H, Aris A, Shen HZ, Rahman AM (2023) Contemporary evidence of workplace violence against the primary healthcare workforce worldwide: a systematic review. Hum Resour Health. https://doi.org/10.1186/s12960-023-00868-8

Zentrale Polizeidirektion Niedersachsen (2018) PreMAP – Predictive Policing in Niedersachsen: Bericht zur Bewertung der ersten Projektphase. https://www.lka.polizei-nds.de/startseite/kriminalitaet/forschung/premap/predictive-policing-in-niedersachsen-das-projekt-premap-114083.html. Zugegriffen: 21. Mai 2025

Mensch-KI-Symbiose: Wie der Einsatz von künstlicher Intelligenz im Unternehmen gelingen kann

Julia Bosbach und Thomas Lennefer

Inhaltsverzeichnis

13.1 Einleitung – 180

13.2 Unterschied zwischen künstlicher Intelligenz und menschlicher Intelligenz – 181

13.3 Menschenzentrierte KI-Integration in Organisationen – 182

13.4 Methodik – 183

13.5 Ergebnisse – 185

13.6 Diskussion – 189

13.7 Praktische Implikationen – 190

Literatur – 191

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_13

Zusammenfassung

Die Integration von Large Language Models (LLMs) in Organisationen markiert einen bedeutenden Wendepunkt in der digitalen Transformation, der fundamentale Fragen zur Gestaltung von Veränderungsprozessen aufwirft. Während bisherige Forschung primär technische und wirtschaftliche Aspekte der KI-Implementation fokussierte, fehlt es an systematischen Untersuchungen zur Rolle individueller Bedürfnisse und gesundheitlicher Auswirkungen. Die vorliegende Studie adressiert diese Forschungslücke durch eine mehrdimensionale Analyse der LLM-Implementation.

Mittels leitfadengestützter Experteninterviews mit sechs Personen – drei Beratenden im Bereich KI-Implementierung und drei Anwendenden aus dem Einzelhandel – wurden Erfolgsfaktoren für eine menschenzentrierte KI-Integration identifiziert. Die Ergebnisse zeigen, dass eine erfolgreiche Integration sowohl eine durchdachte Implementierungsstrategie auf Managementebene als auch die Berücksichtigung individueller Mitarbeitendenbedürfnisse erfordert. Als zentrale Erfolgsfaktoren wurden Personalisierung, Niedrigschwelligkeit und Offenheit herausgearbeitet.

Beispielhaft wird das Boot-Camp-Konzept als praktischer Ansatz vorgestellt, der eine experimentierfreudige Unternehmenskultur fördert und gleichzeitig individuelle Anwendungsfälle ermöglicht. Die Studie verdeutlicht den dualen Charakter der KI-Integration: Während kurzfristig zusätzliche Belastungen für die Beschäftigten entstehen können, bietet die langfristige Nutzung erhebliches Potenzial zur Arbeitsentlastung. Die Erkenntnisse unterstreichen die Notwendigkeit eines ganzheitlichen Ansatzes, der technologische Innovation mit den Bedürfnissen der Mitarbeitenden in Einklang bringt, um einen negative Gesundheitseffekt zu vermeiden und positive Auswirkungen auf die Gesundheit durch Arbeitsentlastung zu fördern.

13.1 Einleitung

» *„So wie Elektrizität vor 100 Jahren fast alles verändert hat, fällt es mir heute schwer, eine Branche zu finden, von der ich nicht glaube, dass sie in den nächsten Jahren durch KI transformiert wird."* – Andrew Ng[1]

Die Entwicklung künstlicher Intelligenz (KI) markiert einen Wendepunkt in der Arbeitslandschaft. Während jede technologische Neuerung Veränderungen mit sich bringt, greift KI maßgeblich in zentrale Organisationsstrukturen wie beispielsweise Arbeitsabläufe, Jobanforderungen und sogar in die Unternehmenskultur ein. So stellte Andrew Ng, Professor an der Standford University und Mitgründer von Google Brain, bereits 2017 den Vergleich zur Elektrizität her (siehe Zitat oben; Lynch 2017). Ähnlich wie Elektrizität die Wirtschaft vor 100 Jahren massiv verändert hat, geht Andrew Ng davon aus, dass KI einen bedeutenden Einfluss auf die heutige Arbeitswelt haben wird. Eine aktuelle repräsentative Studie des TÜV-Verbandes stützt diese Vermutung: Von den 500 befragten Unternehmen erwarten 77 %, dass KI die Arbeitswelt grundlegend verändern wird und 78 % vermuten, dass KI Unternehmen Wettbewerbsvorteile verschafft (TÜV-Verband 2020).

Dies verdeutlicht bereits das Ausmaß der Veränderung, die durch KI hervorgerufen werden kann. Neben technischen Fragestellungen stehen im Veränderungsprozess jedoch auch Fragen im Raum, die direkt die Interaktion zwischen Mensch und Maschine betreffen. So stellt sich beispielsweise die Frage welche Aufgaben weiterhin vom Menschen erledigt werden und welche Aufgaben zukünftig die KI übernimmt. Die Integration von KI im Unternehmen ist somit ein Change-Prozess, der weit über die IT-Strategie hinausgeht und die ganze Organisation betrifft. Damit die KI-Integration funktioniert, sollten Unternehmen bei der Gestaltung dieses Prozesses die Mitarbeitenden

1 Übersetzt aus dem Englischen.

und deren Bedürfnisse in den Fokus stellen. Schließlich möchte kein Unternehmen in KI investieren, die am Ende keinen Mehrwert bietet und von den Beschäftigten nicht genutzt wird.

Die bisherige Forschung zu KI-Implementierung fokussiert sich hauptsächlich auf technische und wirtschaftliche Aspekte, während die menschliche Dimension oft unterrepräsentiert blieb (Winkler et al. 2023). Die vorliegende Studie soll einen Beitrag leisten, um diese Lücke zu schließen. Anhand von Einzelinterviews werden gezielt organisationale, individuelle und gesundheitliche Faktoren erörtert, die einen Einfluss auf die KI-Integration in Unternehmen haben können. Anschließend sollen auf Basis der Erkenntnisse praktische Handlungsempfehlungen für Unternehmen entwickelt werden, die eine menschenzentrierte KI-Implementierung unterstützen.

13.2 Unterschied zwischen künstlicher Intelligenz und menschlicher Intelligenz

Der Begriff *künstliche Intelligenz* bezieht sich auf Systeme, die entwickelt wurden, um Aufgaben zu erledigen, die in der Vergangenheit menschliche Intelligenz erforderten (Sarker 2022). Auch wenn diese Definition vermuten lässt, dass künstliche Intelligenz eine genaue Kopie von menschlicher Intelligenz darstellt, wird bei genauerer Betrachtung klar, dass dies nicht der Fall ist.

Systeme, die auf künstlicher Intelligenz beruhen, basieren darauf, Muster und Beziehungen zwischen unterschiedlichen Datenpunkten in großen Datenmengen zu erkennen (Wäfler et al. 2021). Beispielsweise könnte eine KI anhand eines bestimmten Datensatzes lernen, dass der Datenpunkt „Führung“ dem Datenpunkt „Team“ nähersteht als dem Datenpunkt „Schnürsenkel“. Aus diesem komplexen Geflecht an Mustern von Datenpunkten kann die KI dann wiederum ihren Output generieren. Wenn die KI einen Text erstellt, würde sie somit mit höherer Wahrscheinlichkeit in dem Satz „Die Führungskraft führt ein …“ das Wort „Team“ als das Wort „Schnürsenkel“ einfügen, da sich die Datenpunkte im Datensatz in unmittelbarer Nähe befinden. Auf diese Art und Weise können künstlich intelligente Systeme Text-, Bild- und Audiodateien generieren. Die KI „denkt“ somit nicht, sondern errechnet Abstände zwischen Datenpunkten.

Ganz anders sieht es bei Menschen aus, deren Art und Weise zu lernen und Entscheidungen zu treffen sehr komplex ist. Stark vereinfacht gesagt, lernen wir auf verschiedenen Wegen. Wir erwerben Wissen sowohl durch konkrete Erfahrungen als auch durch indirektes Lernen, etwa durch Beobachtung und Nachahmung. So übernehmen Menschen Verhaltensweisen von Vorbildern oder Personen in unserem Umfeld, indem sie diese nachahmen, was zur Entwicklung sozialer Normen und innerer Werte führt (Bandura 1977). Darüber hinaus werden mentale Modelle genutzt, um abstrakte Konzepte zu verstehen und auf neue Situationen zu übertragen (Furlough und Gillan 2018). Ein einfaches Beispiel hierfür ist das Wissen, dass wir eine Tür öffnen, indem wir den Türgriff herunterdrücken. Dieses Wissen basiert auf dem mentalen Modell einer Tür, sodass wir nicht bei jeder Tür die Funktionsweise neu erlernen müssen, sondern intuitiv wissen, wie sie zu öffnen ist. Neben diesen Lernprozessen spielt auch unsere Intuition bei der Entscheidungsfindung eine wichtige Rolle, da unsere Wahl einer Handlungsoption stark von unseren Erfahrungen und Emotionen beeinflusst wird (Wäfler et al. 2021). Im Gegensatz zu KI erkennen Menschen somit nicht nur Muster in Daten, sondern nutzen Erfahrungswissen, intuitive Entscheidungsprozesse und ein erlerntes Wertesystem als Orientierung für ihr Handeln.

Diese Gegenüberstellung zeigt, dass auch in Zukunft beide Formen von Intelligenz im Arbeitskontext notwendig sein werden. Menschliche Fähigkeiten lassen sich aufgrund ihrer oben beschriebenen Besonderheiten nicht vollständig durch KI ersetzen, auch wenn es einem Menschen bspw. nie möglich sein wird, ein hundertseitiges Dokument in Sekunden-

schnelle zusammenzufassen, was für eine KI wiederum problemlos machbar ist. Menschen werden auch zukünftig insbesondere für Aufgaben benötigt, die kontextbezogenes Verstehen, vernetztes Denken und soziale Interaktion erfordern. Wenn künstliche Intelligenz in einem Unternehmen eingeführt wird, ist es daher wichtig, in diesem Prozess die Mitarbeitenden in den Fokus zu stellen, da diese auch weiterhin einen zentralen Schlüssel für den Unternehmenserfolg darstellen.

13.3 Menschenzentrierte KI-Integration in Organisationen

Die Einführung von KI-Systemen im betrieblichen Kontext kann dem Oberbegriff der *Digitalen Transformation* zugeordnet werden, die zu den bedeutendsten organisationalen Veränderungsprozessen unserer Zeit gehört. Wie zuvor dargestellt, geht diese Transformation weit über rein technologische Aspekte hinaus und führt zu fundamentalen Veränderungen organisationaler Strukturen, Arbeitspraktiken und menschlicher Interaktionen (Galanti et al. 2023). Besonders relevant ist dabei der von Raisch und Krakowski (2021) beschriebene „AI-Human Augmentation"-Ansatz, der die Unterschiede zwischen menschlicher und künstlicher Intelligenz in den Mittelpunkt stellt. Dieser Ansatz betont die Notwendigkeit, KI-Systeme als Unterstützungswerkzeuge zu konzipieren, die menschliche Fähigkeiten erweitern, statt sie zu ersetzen.

Um dies zu gewährleisten, ist es wichtig, dass psychologische Grundbedürfnisse in der KI-Transformation berücksichtigt werden. Nach der Selbstbestimmungstheorie von Ryan und Deci (2000) verfügt der Mensch dabei über drei zentrale Bedürfnisse: Autonomie, soziale Eingebundenheit und Kompetenz. Deren Erfüllung ist wesentlich für persönliches Wachstum und Wohlbefinden.

Eine Berücksichtigung von psychologischen Grundbedürfnissen im Transformationsprozess ist besonders wichtig, um eine Reduktion der Arbeitszufriedenheit und eine Steigerung des Stresserlebens durch eine technologiefokussierte Implementierung zu vermeiden. (Oreg et al. 2011). So zeigten bereits Broeck et al. (2010), dass die Adressierung psychologischer Grundbedürfnisse nicht nur Stress und Mitarbeiterfluktuation reduzieren, sondern auch zu einer Steigerung der Produktivität führen kann. Diese Erkenntnisse werden durch die Forschung von Anderson und Zhang (2023) zu „digital well-being" erweitert, die aufzeigte, dass kontinuierliche personalisierte Unterstützung der Mitarbeitenden eine zentrale Rolle bei der Stressreduktion und Ressourcenaktivierung spielt.

Es ist somit für eine erfolgreiche Implementation von KI-Systemen notwendig, einen integrativen Ansatz zu verfolgen, der technologische Innovationen mit menschlichen Bedürfnissen in Einklang bringt. La Torre et al. (2021) und Valtiner und Reidl (2021) betonen in diesem Zusammenhang, dass eine menschenzentrierte Integration von KI nicht nur die Akzeptanz von Veränderungen beschleunigen kann, sondern auch die organisationale Produktivität in verschiedenen Bereichen verbessert – nicht zuletzt durch die positive Wirkung auf das Wohlbefinden der Mitarbeitenden.

In der bisherigen Forschung zu KI-Integration in Unternehmen wurde vor allem der technische Aspekt beforscht (Winkler et al. 2023; Krol et al. 2021), wobei die Auswirkung auf die Arbeitsbedingungen und die Mitarbeitenden in der Forschung bisher unterrepräsentiert ist. Aufgrund dessen soll in dieser Studie der Forschungsfrage nachgegangen werden, welche Faktoren auf organisationaler und individueller Ebene für eine menschenzentrierte KI-Integration zentral sind und wie sich diese potenziell auf die psychische und physische Gesundheit von Mitarbeitenden auswirken. Dieser erweiterte Blickwinkel ermöglicht ein besseres Verständnis dafür, wie Organisationen digitale Transformation so gestalten können, dass sowohl technologische Ziele erreicht als auch die Bedürfnisse der Mitarbeiter angemessen berücksichtigt werden.

13.4 Methodik

Diese Studie geht der Frage nach, wie Implementierungsprozesse von Large Language Models (LLMs) in Organisationen verlaufen und welche organisationalen, individuellen und gesundheitlichen Einflussfaktoren dabei eine Rolle spielen. Ziel ist es, ein vertieftes Verständnis dafür zu gewinnen, wie technologische Veränderungen unter Berücksichtigung von Mitarbeitendenbedürfnissen erfolgreich gestaltet werden können und welche gesundheitlichen Faktoren hierbei berücksichtigt werden müssen.

Die Untersuchung folgt einem qualitativen Forschungsansatz, um komplexe Zusammenhänge und subjektives Erfahrungswissen im Kontext organisationaler Transformationsprozesse zu erfassen. Als zentrale Erhebungsmethode wurden leitfadengestützte, semi-strukturierte Experteninterviews gewählt, da diese besonders geeignet sind, sowohl die Sichtweise von Entscheidenden als auch die von Anwendenden einzubeziehen. Für die Datenerhebung wurden zwei unterschiedliche semi-strukturierte Interviewleitfäden entwickelt, die jeweils spezifische Perspektiven im LLM-Implementierungsprozess adressieren. Der erste Leitfaden richtet sich an Implementierungsverantwortliche, die LLM-Einführungsprozesse steuern, während der zweite Leitfaden für die operativen Anwendende konzipiert wurde. Beide Leitfäden folgen einer thematischen Strukturierung von allgemeinen Kontextfragen bis hin zu spezifischen Aspekten der LLM-Implementierung. Die inhaltliche Ausrichtung fokussiert sich dabei auf drei zentrale Dimensionen, die auf ein zuvor entwickeltes Reifegradmodell aufbaubauen (Bosbach et al. 2024): 1. Organisatorische Einflussfaktoren auf Managementebene, 2. Umgang mit Veränderungen und Bedürfnissen der Mitarbeitenden, 3. Gesundheitliche Aspekte. Exemplarisch für den ersten Leitfaden ist bspw. die Interviewfrage „*Welche Maßnahmen setzen Sie ein, um den Veränderungsprozess für die Mitarbeitenden möglichst reibungslos und akzeptabel zu gestalten?*“. Exemplarisch für den zweiten Leitfaden wäre die Frage „*Inwiefern berücksichtigt das LLM-Tool Ihre Bedürfnisse bei Ihren Arbeitsaufgaben?*“. In beiden Leitfäden wurde bspw. gefragt „*Welche Auswirkungen von Veränderungsprozessen auf die Gesundheit haben Sie erlebt?*“.

Die Auswahl der Interviewpartner erfolgte nach dem Prinzip des „purposive sampling“, wobei besonderer Wert auf die Expertise im Bereich der LLM-Implementierung gelegt wurde. Als Implementierungsverantwortliche konnten drei Personen aus dem Bereich Unternehmensberatung gewonnen werden, die über mehrjährige Erfahrung im Bereich KI-Implementierung verfügen. Für die Anwendungsperspektive wurden Führungskräfte aus dem Einzelhandeln interviewt, deren Unternehmen vor kurzem ein LLM-Tool eingeführt hat. Weitere Informationen zu den interviewten Personen sind in ◘ Tab. 13.1 dargelegt.

Die Auswertung der Interviews erfolgte mittels der strukturierenden qualitativen Inhaltsanalyse nach Mayring (2015). Nach der vollständigen Transkription der Interviews wurde ein theoriegeleitetes Kategoriensystem auf Basis der drei oben genannten inhaltlichen Dimensionen erstellt. Dieses System wurde im Analyseprozess induktiv erweitert, um Aspekte aus der Praxis aufzunehmen.

Die Analyse folgte einem deduktiv-induktiven Vorgehen, bei dem zunächst Textstellen den theoretisch vorab entwickelten Hauptkategorien (1. „Organisationale Faktoren“, 2. „Individuelle Faktoren“, 3. „Gesundheitsbezogene Faktoren“) zugeordnet wurden. Anschließend wurden innerhalb dieser Hauptkategorien Subkategorien gebildet, etwa „Partizipation der Mitarbeitenden“, „psychische Belastung durch Technologie“ oder „kommunikative Maßnahmen im Change-Prozess“. ◘ Abb. 13.1 zeigt das finale Kategoriensystem mit den identifizierten Sub- und Unterkategorien sowie der Unterscheidung zwischen Beratenden (B) und anwendenden Führungskräften (F).

Der gewählte methodische Ansatz ermöglicht es somit, sowohl die Komplexität der LLM-Implementierung als auch die verschie-

Tab. 13.1 Informationen zu den Interviewpartnerinnen und -partnern

Berufliche Position	Kürzel	Interviewdauer (Minuten)	Alter (Jahre)	Geschlecht	Berufserfahrung (Jahre)
Unternehmensberatung	B1	28:45	42	Männlich	14
Unternehmensberatung	B2	15:28	28	Weiblich	6
Unternehmensberatung	B3	20:28	36	Männlich	8
Führungskraft	F1	27:02	37	Männlich	15
Führungskraft	F2	23:48	36	Männlich	12
Führungskraft	F3	17:46	38	Weiblich	12

Fehlzeiten-Report 2025

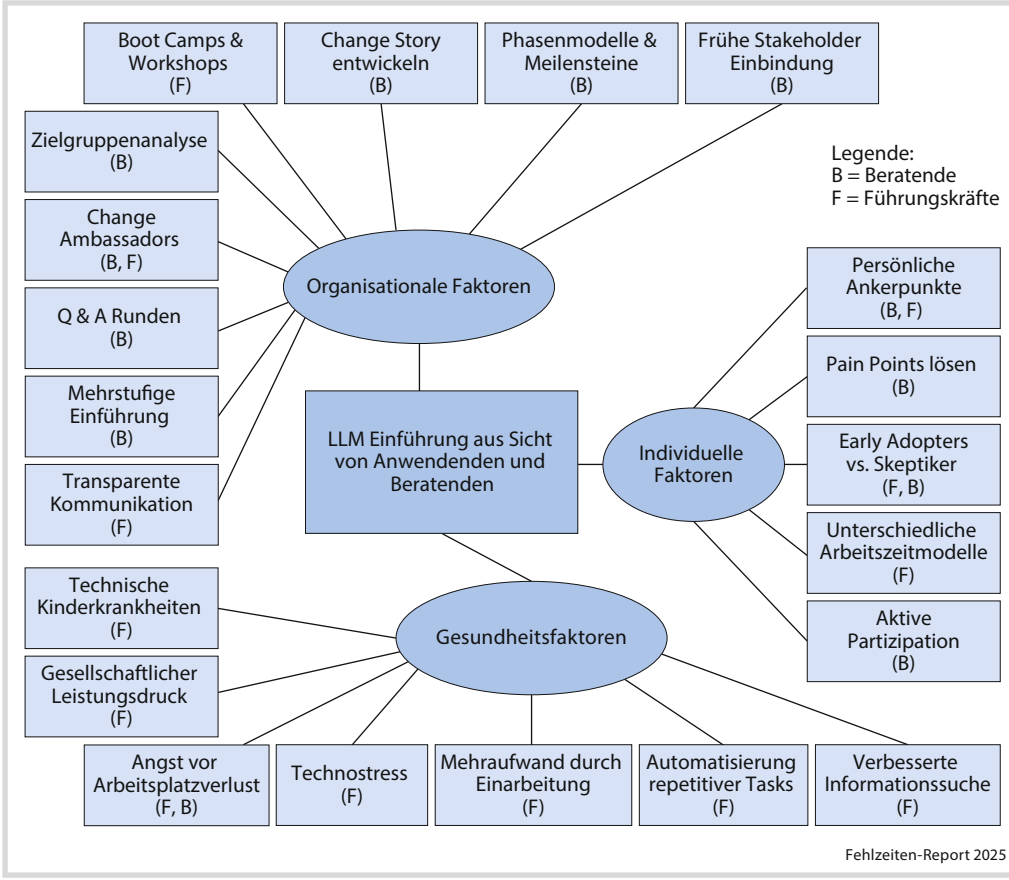


Abb. 13.1 Kategoriensystem zur Analyse der LLM-Einführung

denen Perspektiven der beteiligten Akteure systematisch zu erfassen und auszuwerten. Die Kombination aus theoriegeleiteter Kategorienbildung und induktiver Analysearbeit gewährleistet dabei eine umfassende Betrachtung des Forschungsgegenstands unter Berücksichtigung emergenter Aspekte aus der Praxis.

13.5 Ergebnisse

Der Aufbau der Ergebnisse deckt sich mit dem Aufbau des Interviewleitfadens und beleuchtet drei zentrale Dimensionen: die organisationale bzw. Managementebene, die individuelle Ebene sowie die gesundheitlichen Auswirkungen des Change-Prozesses.

Organisationale und Managementebene

Die Analyse der Interviews offenbart, dass die erfolgreiche Einführung von LLMs maßgeblich von einer durchdachten Implementierungsstrategie auf Managementebene abhängt. Ein Berater beschreibt dabei zwei fundamentale Herangehensweisen:

» „*Es gibt eben 2 Perspektiven: die eine ist, man versucht eine technische Einführung, das heißt, man führt das ein, wie ein Tool, wie ein Programm [. . .]. Es gibt aber sicher auch eine ganze Anzahl von Unternehmen, die sich das sehr viel ambitionierter vornehmen und sagen okay, sie wollen individuelle Lösungen, die auf die Bedürfnisse der Mitarbeitenden eingehen.*“ (B1, Z. 85–93)

Diese Unterscheidung ist grundlegend für die weitere Gestaltung des Einführungsprozesses und die damit verbundenen Ressourcenaufwendungen, da laut des Beraters neben technischen Meilensteinen in der Implementierung auch die Perspektive der Mitarbeitenden bzw. Anwendenden einen bewussten Fokus bekommen sollte.

Ein zentraler Aspekt, der sowohl von Implementierungsverantwortlichen als auch den Anwendenden betont wurde, ist die Notwendigkeit einer umfassenden „AI Literacy“ auf Führungsebene. Ein Berater betont:

» „*Das ist so die Verantwortung auf Managementebene, sich wirklich auch fit zu machen für das Thema und auch mit einer gewissen Tiefe, weil ich glaube, sonst fällt es einem schwer, da auch Entscheidungen, wie KI helfen kann oder nicht, zu treffen.*“ (B1, Z. 145–153)

Diese Kompetenzentwicklung geht dabei weit über oberflächliches Wissen hinaus und erfordert eine tiefgreifende Auseinandersetzung mit den Möglichkeiten und Grenzen von LLMs.

Die Unternehmenskultur erweist sich als weiterer Schlüsselfaktor. Die Interviews zeigen, dass eine offene, experimentierfreudige Kultur notwendig ist, die gleichzeitig Raum für kritische Reflexion lässt. Aus der Anwenderperspektive wird deutlich, wie bereits auf Managementebene ganzheitlich auf individuelle Bedürfnisse eingegangen werden kann. Ein Anwender beschreibt, wie in seinem Unternehmen „Boot Camps“ durchgeführt wurden. Unter „Boot Camps“ sind Workshopformate zu verstehen, in denen die Mitarbeitenden LLMs spielerisch ausprobieren können und dadurch individuelle Anwendungsfälle für ihren Arbeitsalltag identifizieren können:

» „*Wir haben National Boot Camps angeboten, wo sich Führungskräfte eintragen konnten und da gab es dann natürlich unterschiedliche Sessions, wo man dann auch sagen kann, okay, was interessiert den einen oder anderen.*“ (F1, Z. 79–87)

Diese Formate dienten nicht nur der Wissensvermittlung und der Identifikation von Anwendungsfällen, sondern auch dem Erfahrungsaustausch zwischen verschiedenen Unternehmensbereichen zum Thema KI. Zudem betont er, dass durch solche Formate auch auf individuelle Bedürfnisse der Mitarbeitenden eingegangen werden kann:

» „*Wir haben mit Führungskräften in meinem Gebiet einen Workshop konzipiert [. . .] und haben da auch so ein bisschen versucht methodisch zu begleiten [. . .], wie man Inhalte [. . .] auch gut in die Teams bringen kann.*“ (F1, Z. 206–214)

Neben der Bereitstellung von Experimentierräumen wurde in den Interviews insbesondere die Kommunikation des Change-Prozesses als Erfolgsfaktor auf Managementebene benannt. So empfiehlt eine Beraterin „Change Storys" als klassisches Element der Change-Management-Kommunikation:

» „*Der Klassiker ist ja häufig, dass man [...] mit einer Change Story oder sowas ähnliches startet*." (B3, Z. 79–81)

Eine „Change Story" sollte am Beginn des Change-Prozesses stehen und den Mitarbeitenden auf emotionale Weise verdeutlichen, warum eine KI-Implementierung sinnvoll ist und welche Ziele damit verfolgt werden. Dies stellt die Basis dar, um anschließend in den operativen Change-Prozess einzusteigen und etwaige Vorbehalte oder Ängste wie bspw. Arbeitsplatzverlust aufgrund von KI vorzubeugen:

» „*Jetzt wird weniger davon gesprochen, warum das eigentlich gut ist. Das hat man im besten Fall schon vorher getan. [...] sondern jetzt geht es wirklich [...] um das Doing, also wie macht man es.*" (B3, Z. 85–89)

Neben der inhaltlichen Ausgestaltung der Change-Story ist auch die Art und Weise der Kommunikation entscheidend für eine gelungene KI-Implementierung. Eine Anwenderin beschreibt einen mehrstufigen Ansatz:

» „*Weitestgehend über verschiedenartige Gremien und Meetings, damals also schon auch bevor es gelauncht wurde. Praktisch gab es da schon so ein bisschen Briefing.*" (F3, Z. 47–50)

Ergänzt wurde dies durch „*ein Teilen per Mail und auf der eigenen Unternehmenswebsite*" (F3, Z. 69) der internen Plattform. Ein weiterer Anwender ergänzt die Perspektive der Führungsebene:

» „*Das war Agenda-Punkt von einem Führungskräfte-Meeting. Da wurde das LLM vorgestellt und es wurde [...] zum einen als Ausblick und später eben auch im Zuge der Einführung*." (F2, Z. 71–73)

Für die kontinuierliche Begleitung haben sich regelmäßige Austauschformate bewährt, wie eine andere Anwenderin betont, bspw. „*Q&A-Runden*" (B2, Z. 175) als wichtiges Element der laufenden Unterstützung im Implementierungsprozess.

Individuelle Ebene

Auf der individuellen Ebene zeigt die Analyse, dass die Berücksichtigung persönlicher Bedürfnisse und Fähigkeiten der Mitarbeitenden entscheidend für den Erfolg der LLM-Einführung ist. Ein Berater beschreibt dies anschaulich:

» „*Man braucht einen Zugang (zu den Mitarbeitenden). Das muss gewährleistet sein. Und dann braucht man irgendwie einen Ankerpunkt, mit dem man vielleicht einen persönlichen Anwendungsfall verknüpft*." (B1, Z. 162–168)

Dieser „Ankerpunkt" funktioniert besonders gut, wenn er konkrete, wiederkehrende Probleme des Arbeitsalltags löst. So beschreibt ein Anwender seinen persönlichen Durchbruch des Einsatzes von KI bei der E-Mail-Überlastung nach dem Urlaub:

» „*Ich kann einfach sagen, guckt mal [...] 350 E-Mails durch und sagt mir, welche To-dos sind am dringlichsten? Und dann werden sie vorsortiert und das ist natürlich ganz gut*." (F2, Z. 118–123)

Ähnlich fand eine weitere Anwenderin ihren Ankerpunkt in der Kundenberatung bei Allergien und Unverträglichkeiten:

» „*Da kann ich das ganz gut nutzen, um den Wirkstoff einzugeben, zu sagen OK, welche Produkte enthalten diesen Wirkstoff, welche nicht*?" (F3, Z. 33–36)

Diese unmittelbare Problemlösung im Kundenkontakt machte den Nutzen der KI sofort spürbar und verständlich. Führungskräfte können ebenfalls dabei unterstützen, individuelle Anwendungsfälle für ihre Mitarbeitenden zu identifizieren. So berichtet eine Führungskraft

von einem konkreten Beispiel im Einzelhandelskontext, bei dem unklar war, ob Elektro-Altgeräte zurückgenommen werden müssen:

» *„Wir hatten neulich das Beispiel mit der Rückführung von Elektro-Altgeräten […] da habe ich hinterher gesagt, okay Hilfe zur Selbsthilfe: Wie kann ich das schnell herausfinden als Sprachfunktion im LLM?“* (F1, Z. 236–245)

Dieses Beispiel zeigt, wie die Führungskraft die Mitarbeitenden ermutigt hat, die neue Technologie für spezifische Aufgaben zu nutzen, um auf der einen Seite Erfahrungen zu sammeln und auf der anderen Seite den konkreten Nutzen der Technologie im Arbeitsalltag zu erkennen. Ohne solche persönlichen Bezugspunkte bleibt die Technologie für die Mitarbeitenden abstrakt und wird laut den Interviewten seltener angenommen.

Die Interviews zeigen, wie unterschiedlich die Bedürfnisse und Ausgangssituationen sind, mit denen Mitarbeitende einer neuen Technologie wie KI begegnen. Ein weiterer Berater beschreibt dies plastisch:

» *„Die Bandbreite, wie weit dieses Verständnis von KI auch auseinander geht – da gibt es den einen Kollegen oder die Kollegin, die hat gar keine Berührungspunkte und vielleicht auch Angst davor […] und dann gibt es den nächsten Kollegen oder die nächste Kollegin, die sagt ich nutze das für alle meine alltäglichen Tätigkeiten.“* (B1, Z. 178–185)

Ein Anwender ergänzt diese Perspektive durch den Blick auf die unterschiedlichen Arbeitszeitmodelle:

» *„Bei uns in den Märkten haben wir sehr wenig Vollzeit-Mitarbeiter […]und desto geringer sind dann auch die Anwendungsbereiche.“* (F1, Z. 137–145)

Diese differenzierte Betrachtung zeigt, wie wichtig es ist, bei der Einführung die spezifischen Arbeitsrealitäten zu berücksichtigen und auf individuelle Bedürfnisse einzugehen.

Für eine systematische Berücksichtigung individueller Faktoren schlagen die Interviewten verschiedene methodische Ansätze vor. Ein Berater betont die Bedeutung einer frühen Bedarfsanalyse:

» *„Ich glaube, […] deswegen macht es ja wahrscheinlich auch Sinn, dass schon das ganze Change-Thema relativ am Anfang auch bei der Definitions- und Zielerarbeitungsphase […] mit drin ist, damit man vielleicht sowas schon einfließen lassen kann, also vielleicht hat man […]so ein […] Stimmungsbild auch schon vorher, was man vielleicht schon mit einfließen lässt.“* (B3, Z. 210–218)

Auch eine andere Beraterin beschreibt konkrete Methoden der Zielgruppenanalyse:

» *„Grundsätzlich kann man natürlich auch mit den einzelnen Leuten dann auch in ne Art Interview gehen. Umfragen im Zweifel auch anonymisiert, insbesondere wenn es halt um Widerstände geht oder Themen, wo man denkt, die Leute würden sich vielleicht nicht offen äußern.“* (B2, Z. 175–178)

Für die systematische Bearbeitung schlägt sie vor, *„… eher reingehen und vielleicht gruppieren ein bisschen und versuchen, eben verschiedene Zielgruppen zu erreichen und weniger dann die Einzelpersonen“* (B2, Z. 156–158) sowie die Entwicklung von *„Stakeholder Analyse Personas“* (B2, Z. 179), also fiktiven Personenbeschreibungen, die die Zielgruppe widerspiegeln. Die Zielgruppen könnten sich dann in Bezug auf die Vorerfahrungen oder die Vorbehalte oder Ängste gegenüber KI unterscheiden. Ein Berater stützt diese Vorgehensweise und betont, wie wichtig es ist, die Mitarbeitenden da abzuholen, wo sie in Bezug auf die KI-Technologie aktuell stehen:

» *„Ich würde schon sagen, dass man einfach auch ein bisschen mit Mehrstufigkeit arbeiten kann und dann sagt man, versucht bei diesen Einstiegsthemen alle einfach abzuholen und im Nachgang individuell zu agieren.“* (B1, Z. 200–202)

Diese flexible Herangehensweise ermöglicht es, verschiedene Nutzergruppen entsprechend ihren Bedürfnissen und Vorkenntnissen einzubinden.

Ein weiterer zentraler Aspekt für die erfolgreiche Einbindung der Mitarbeitenden ist ihre aktive Partizipation im Veränderungsprozess. Ein Berater betont deren fundamentale Bedeutung:

» *„Total wichtig, weil nur so kann man ja sicherstellen, dass zum Beispiel […] diese Ängste oder Sorgen, die die Leute haben […] das muss man denen ja nehmen und ohne dass die wirklich partizipieren […] geht das nicht. Ich glaube, das ist die einzige Möglichkeit.*“ (B3, Z. 189–197)

Dabei ist entscheidend, dass diese Partizipation nicht nur punktuell am Ende stattfindet, sondern kontinuierlich:

» *„Ich glaube, anders kann man auch nicht dieses Vertrauen aufbauen, was ja, glaube ich total wichtig ist“* und *„auch in den einzelnen Etappen […] ich glaube, das ist ja die einzige Möglichkeit, ansonsten werden sie sich immer ein Stück weit überrollt fühlen.*“ (B3, Z. 200–203)

Diese Vorgehensweisen sind bei einer Technologie wie KI, die maßgeblich in Organisationsstrukturen eingreift, zentral, damit während der Implementierung potenzielle Ängste und Stress keinen negativen Einfluss auf die Gesundheit der Mitarbeitenden verursachen.

Gesundheitliche Faktoren: Zwischen Belastung und Entlastung

Die Auswirkungen von LLM-Einführungen auf die Gesundheit werden in den Interviews differenziert betrachtet und sowohl potenzielle Risiken als auch Chancen erwähnt. Ein Anwender beschreibt, dass vermehrte Belastungen in der Einführungsphase auftreten können:

» *„Was ich schon erlebe ist, dass sobald neue Tools eingeführt werden, […] dass dies im ersten Step immer eine Belastung ist, weil man immer denkt, ah, da kommt ja noch was Neues hinzu, ich muss etwas Neues Lernen.*“ (F1, Z. 265–269)

Für Führungskräfte gilt es insbesondere in dieser Zeit die LLM-Implementierung engmaschig zu betreuen und mögliche zusätzliche Belastungen im Blick zu behalten, sodass eine Überlastung der Mitarbeitenden und damit verbundene krankheitsbedingte Ausfälle vermieden werden können. Die entstehenden Belastungen können hierbei sowohl durch die Technologie selbst als auch durch den Implementierungsprozess entstehen. So beschreibt eine Anwenderin, dass technische Probleme den Arbeitsablauf stören können, was wiederum zu Belastungen führen kann:

» *„Wenn solche Prozesse auf solche komplexen digitalen Prozesse eingeführt werden, hast du ja nun mal häufig die Kinderkrankheiten […] wo man sagt, OK, bringt erst mal einige Probleme oder Themen mit sich.“* (F3, Z. 254–258)

Diese Eindrücke decken sich mit den wissenschaftlichen Erkenntnissen zu Technostress (Kumar 2024), was das Stresserleben beschreibt, das durch den Einsatz von Kommunikations- und Informationstechnologie verursacht wird (Ragu-Nathan et al. 2008). Neuere Studien geben erste Hinweise darauf, dass Technostress auch durch den Einsatz von KI hervorgerufen werden kann (Chang et al. 2024; Xia 2023).

Ein weiterer Stressfaktor kann durch die parallele Einarbeitung neben dem regulären Tagesgeschäft entstehen. Eine Anwenderin erläutert:

» *„Das in Einklang zu bringen, auch gemessen an der Arbeitszeit der Einzelnen […], baut da schon viel Druck auf.“* (F3, Z. 344–345)

Der externe Berater bestätigt diese Erfahrung und spricht weitere Belastungsfaktoren an, die vor allem kurzfristig nach der KI-Einführung auftreten können, wie den initialen Mehraufwand durch Einarbeitung, Angst vor Arbeits-

platzverlust oder die Veränderung gewohnter Arbeitsabläufe.

Gleichzeitig zeigen die Interviews aber auch deutliche Chancen für positive Effekte auf die Gesundheit der Beschäftigten. Ein Anwender berichtet aus eigener Erfahrung, wie die Einführung von Selbstbedienungs-Kassen zunächst Ängste auslöste, letztlich aber zu einer Entlastung führte:

» „*Die Selbstbedienungs-Kassen haben nicht dazu geführt, dass die Mitarbeiter ersetzt, sondern unterstützt werden […], das heißt ich konnte meine Arbeit, die ich eigentlich auf der Fläche tätige, konsequenter abarbeiten, ohne permanent unterbrochen zu werden, weil ich die Kasse bedienen muss*." (F1, Z. 313–317)

Diese konkrete Erfahrung überträgt er auf die LLM-Einführung:

» „*Wir führen Dinge ein, die zukünftig für eine Entlastung sorgen sollen.*" (F1, Z. 270–271)

Um die gesundheitlichen Risiken der LLM-Einführung zu minimieren und den positiven Gesundheitseffekt zu maximieren, sollten die im obigen Teil herausgearbeiteten Faktoren auf organisationaler und individueller Ebene berücksichtigt werden. Eine Anwenderin erläutert am Beispiel einer realistischen Zeitplanung, dass der Change-Prozess auf Managementebene ausreichend vorbereitet sein muss, um Gesundheitsbelastungen bei den Mitarbeitenden zu vermeiden:

» „*Man kann jetzt auch nicht erwarten, dass man in 2 Wochen irgendwie die Kalender vollstopft und dann […] sitzt das, sondern ich glaube, da muss man auch wirklich […] mehr Zeit einplanen und sich diese Zeit auch nehmen*." (B3, Z. 301–309)

Als Maßnahme können hierbei „Lernblöcke" fungieren, die *„in den Ablauf der jeweiligen Leute irgendwie reinpassen […], den Tagesablauf*." (F3, Z. 386–388). Um dies zu gewährleisten beschreibt die Anwenderin konkrete Umsetzungsstrategien:

» „*Bewusst Zeiträume schaffen des Lernens und Erlernens […], dass man sagt OK […] du ziehst dich jetzt raus […] und kannst dich jetzt mal in Ruhe damit auseinandersetzen*." (F3, Z. 391–396)

Diese „Lernblöcke" können vorher im Change-Prozess auf struktureller Ebene berücksichtigt werden und individuell gemeinschaftlich mit den Mitarbeitenden auf deren Bedürfnisse angepasst werden.

Darüber hinaus empfiehlt eine Beraterin die Institutionalisierung kontinuierlicher Unterstützungsangebote:

» „*Diese […] Zeit danach, dass man immer noch […] eine […] Instanz installiert hat, die fortlaufend irgendwie noch Ansprechpartner ist für Fragen*". (B3, Z. 320–328)

Gleichzeitig betont die Beraterin, wie wichtig eine offene Auseinandersetzung mit berechtigten Sorgen ist:

» *„Auch da würde man […] wirklich ins Einzelgespräch zu gehen […] Und die Leute halt mitzunehmen"* sowie *„auch wenn Widerstände oder Ängste da sind, welche sind das? Woher rühren die?"* (B2, Z. 113–122)

Beide Schlüsselaufgaben könnte von Führungskräften übernommen werden, da diese in der Regel einen engen Draht zu ihren Mitarbeitenden haben. Insbesondere die Berücksichtigung von Sorgen und etwaigen Belastungen von Mitarbeitenden hinsichtlich der neuen Technologie und den veränderten Arbeitsabläufen ist ein wichtiger Faktor, um gesundheitliche Risiken zu reduzieren und die positiven Aspekte der LLM-Integration auf die Gesundheit zu fördern.

13.6 Diskussion

Die Einführung von KI-Systemen wie Large Language Models (LLMs) in betrieblichen Kontexten stellt Unternehmen vor komplexe Herausforderungen. Die durchgeführten Interviews deuten darauf hin, dass erfolgreiche

Implementierungen einen integrierten Ansatz erfordern, der sowohl organisationale, individuelle als auch gesundheitliche Aspekte berücksichtigt. Besonders deutlich wird dies in den übereinstimmenden Aussagen der befragten Experten, die alle die Bedeutung einer partizipativen Einbindung der Mitarbeitenden betonen und dabei die Notwendigkeit unterstreichen, individuelle Bedürfnisse bereits in frühen Phasen des Change-Prozesses zu berücksichtigen.

Die aus den Interviews abgeleiteten drei Erfolgsfaktoren – Personalisierung, Niedrigschwelligkeit und Offenheit – lassen sich mit der Selbstbestimmungstheorie von Ryan und Deci (2000) verknüpfen. Selbstständigkeit bei der Lösungsfindung stärkt das Autonomieerleben, niedrigschwellige Erfolgserlebnisse fördern das Kompetenzgefühl und gemeinsame Lernformate unterstützen die soziale Eingebundenheit. Diese theoretische Fundierung verdeutlicht, dass erfolgreiche Technologieakzeptanz nicht nur rational-funktionale, sondern auch emotional-motivationale Dimensionen umfasst, was über bisherige technikzentrierte Implementierungsansätze hinausgeht.

In Bezug auf die gesundheitlichen Aspekte bestätigen die Interviewbefunde etablierte Change-Management-Theorien, wonach Transformationsprozesse häufig kurzfristige Belastungen mit sich bringen (Oreg et al. 2011). Auch der Umgang mit auftretenden technischen Problemen bestätigt die in theoretischen Modellen von Technostress beschriebenen Herausforderungen (Kumar 2024; Ragu-Nathan et al. 2008). Bemerkenswert ist jedoch der von den Befragten beschriebene duale Charakter der KI-Implementierung: Was zunächst als Mehrbelastung durch zusätzlichen Lernaufwand neben regulären Aufgaben empfunden wird, kann sich langfristig zu erheblicher Arbeitsentlastung entwickeln. Diese Erkenntnis unterstreicht die Bedeutung einer begleiteten Einführungsphase, in der Führungskräfte eine zentrale Rolle bei der Abfederung temporärer Mehrbelastungen einnehmen.

Die vorliegende Untersuchung weist jedoch auch Limitationen auf. Die Datenbasis von sechs Experteninterviews aus dem Einzelhandelskontext erlaubt keine branchenübergreifenden Verallgemeinerungen. Zudem handelt es sich um eine qualitative Momentaufnahme, die Langzeiteffekte der KI-Integration nicht erfassen kann. Weitere quantitative Studien in verschiedenen Branchen sind daher erforderlich, um die Generalisierbarkeit der identifizierten Erfolgsfaktoren zu prüfen. Besonders relevant wären Studien zu messbaren Gesundheitseffekten, Produktivitätssteigerungen und den langfristigen Auswirkungen auf die Arbeitsqualität.

13.7 Praktische Implikationen

Die vorliegende Untersuchung liefert wichtige Erkenntnisse für die praktische Gestaltung von KI-Implementierungsprozessen in Unternehmen. Für Organisationen, die LLMs einführen möchten, ergeben sich konkrete Handlungsempfehlungen auf verschiedenen Ebenen.

Strategisch: Auf strategischer Ebene sollten Führungskräfte ihre „AI Literacy" ausbauen und eine experimentierfreudige Unternehmenskultur schaffen, die Raum für Fehler und Lernen bietet. Das in den Interviews erwähnte Boot-Camp-Konzept stellt hierfür einen vielversprechenden Ansatz dar, der über klassische Top-down-Schulungen hinausgeht. In diesen partizipativen Workshops können Mitarbeitende nicht nur KI-Technologien praxisnah kennenlernen, sondern diese selbstbestimmt auf ihre individuellen Arbeitskontexte anwenden und gemeinsam Einsatzmöglichkeiten entwickeln. Die Teilnehmenden werden so von passiven Empfängern einer Technologie zu aktiven Mitgestaltern der digitalen Transformation.

Operativ: Auf operativer Ebene erweist sich die systematische Erfassung individueller Bedürfnisse der Mitarbeitenden bereits in der Planungsphase als erfolgskritisch. Praxisnahe Anwendungsfälle und niedrigschwellige Einstiegsmöglichkeiten helfen dabei, Bar-

rieren abzubauen und den konkreten Nutzen der Technologie erfahrbar zu machen. Dabei sollten verschiedene Digitalaffinitäten und Arbeitsrealitäten berücksichtigt werden, um niemanden zu überfordern oder abzuhängen.

Gesundheitsbezogen: Im Bereich des Gesundheitsmanagements sollten Unternehmen proaktiv Maßnahmen ergreifen, um temporäre Mehrbelastungen während der Einführungsphase abzufedern. Dazu gehören eine realistische Zeitplanung für Schulungen, die Schaffung bewusster Lernräume und kontinuierliche Begleitung durch Führungskräfte. Offene Kommunikationsformate, in denen Sorgen und Widerstände angesprochen werden können, erweisen sich als besonders wichtig für den Vertrauensaufbau.

Als Quintessenz der vorliegenden Forschung kann festgehalten werden: KI-Systeme sollten für den Menschen da sein, nicht umgekehrt. Dieser menschenzentrierte Leitgedanke muss im Zentrum jeder KI-Implementierungsstrategie stehen, um sowohl organisationale Ziele zu erreichen als auch das Wohlbefinden und die Gesundheit der Mitarbeitenden zu stärken.

Hinweis Für diesen Beitrag wurde die Unterstützung von ChatGPT in Anspruch genommen.

Literatur

Anderson J, Zhang L (2023) Digital well-being: how AI systems contribute to workplace health. Int J Digit Health 15(3):178–196

Bandura A (1977) Social learning theory. Prentice Hall, Hoboken

Bosbach J, Helms M, Lattemann C et al (2024) Mitarbeitende im Fokus – ein angepasstes Reifegradmodell zur Messung der digitalen Transformation im Handwerk. HMD 61:1405–1423. https://doi.org/10.1365/s40702-024-01124-w

Broeck AVD, Vansteenkiste M, Witte HD, Soenens B, Lens W (2010) Capturing autonomy, competence, and relatedness at work: construction and initial validation of the work-related basic need satisfaction scale. J Occupat & Organ Psyc 83(4):981–1002

Chang P, Zhang W, Cai Q, Guo H (2024) Does AI-driven technostress promote or hinder employees' artificial intelligence adoption intention? A moderated mediation model of affective reactions and technical self-efficacy. Psychol Res Behav Manag 17:413–427. https://doi.org/10.2147/prbm.s441444

Furlough CS, Gillan DJ (2018) Mental models: structural differences and the role of experience. J Cogn Eng Decis Mak 12(4):269–287. https://doi.org/10.1177/1555343418773236

Galanti T, Guidetti G, Mazzei E, Zappalà S, Toscano F (2023) The impact of digital transformation on work: A systematic literature review. Sustainability 15(4):3356

Krol D, von See B, Kersten W (2021) Digitalisierung messbar machen: Ein soziotechnisches KPI-Modell für die digitale Transformation. Ind 40 Manag 37(3):30–34. https://doi.org/10.30844/I40M_21-3_S30-34

Kumar PS (2024) TECHNOSTRESS: a comprehensive literature review on dimensions, impacts, and management strategies. Comput Hum Behav Reports 16:100475. https://doi.org/10.1016/j.chbr.2024.100475

La Torre M, Burke J, Bannerman PL (2021) AI for managing projects: areas for future research. J Mod Proj Manag 9(1):248–270

Lynch S (2017) Why AI is the new electricity. Stanford graduate school of business. https://www.gsb.stanford.edu/insights/andrew-ng-why-ai-new-electricity

Mayring P (2015) Qualitative Inhaltsanalyse: Grundlagen und Techniken Bd. 12. Beltz, Weinheim

Oreg S, Vakola M, Armenakis A (2011) Change recipients' reactions to organizational change: a 60year review of quantitative studies. J Appl Behav Sci 47:461–524. https://doi.org/10.1177/0021886310396550

Ragu-Nathan TS, Tarafdar M, Ragu-Nathan BS, Tu Q (2008) The consequences of technostress for end users in organizations: conceptual development and empirical validation. Inf Syst Res 19(4):417–433. https://doi.org/10.1287/isre.1070.0165

Raisch S, Krakowski S (2021) AI and human augmentation: a strategic framework for organizations. Acad Manag Rev 46(3):485–509

Ryan RM, Deci EL (2000) Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being. Am Psychol 55(1):68–78. https://doi.org/10.1037/0003-066X.55.1.68

Sarker IH (2022) AI-based modeling: techniques, applications and research issues towards automation, intelligent and smart systems. SN Comput Sci. https://doi.org/10.1007/s42979-022-01043-x

TÜV-Verband (2020) Künstliche Intelligenz in Unternehmen: Chancen nutzen – Risiken begegnen. TÜV-Verband, Berlin

Valtiner D, Reidl C (2021) Organizational transformation through artificial intelligence: challenges and opportunities. Technol Innov Manag Rev 11(7):45–57

Wäfler T, Eisenegger A, Hamouche S, Magee N (2021) Mensch und KI – gemeinsam besser. Hochschule für Angewandte Psychologie FHNW, Olten

Winkler S, Günther J, Pfennig R (2023) Nachhaltige Digitalisierung oder Nachhaltigkeit durch Digitalisierung? HMD 60:815–836. https://doi.org/10.1365/s40702-023-00987-9

Xia M (2023) Co-working with AI is a double-sword in technostress? An integrative review of human-AI collaboration from a holistic process of technostress. SHS Web Conf 155:3022. https://doi.org/10.1051/shsconf/202315503022

en[AI]ble – ein Weiterbildungsangebot zur mitarbeitergerechten Implementierung und Gestaltung von KI in KMU

Sebastian Terstegen und Martina Zahn

Inhaltsverzeichnis

14.1 Einleitung – 194

14.2 KI verändert die Arbeitswelt – 195

14.3 Herausforderungen und Lösungsansätze bei der Einführung von KI in KMU – 196

14.3.1 Kriterien für die Bewertung der Gestaltung von betrieblichen KI-Anwendungen – 197

14.4 Erfolgsfaktoren für ein gelingendes Change-Management der KI-Einführung – 200

14.4.1 Partizipation und Mitbestimmung – 201

14.4.2 Strukturiertes Vorgehen – 202

14.5 Fazit und Ausblick – 203

Literatur – 204

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025

B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_14

Zusammenfassung

Zu Beginn des Projekts en[AI]ble im September 2020 war künstliche Intelligenz (KI) für kleine und mittlere Unternehmen (KMU) noch weitgehend unentdecktes Terrain und es war für KMU schwierig, KI erfolgreich einzusetzen. Die damals schnell entstandenen Beratungs- und Weiterbildungsangebote konzentrierten sich hauptsächlich auf die technischen Aspekte der KI und vernachlässigten oft organisatorische und personalwirtschaftliche Themen. Deshalb entwickelten und erprobten wir im Rahmen des Projekts en[AI]ble ein Weiterbildungskonzept, mit dem KMU die Potenziale von KI-Anwendungen für ihre Arbeitsprozesse nutzen und dabei gleichzeitig die KI-Anwendungen mitarbeiterorientiert gestalten können.

14.1 Einleitung

Künstliche Intelligenz (KI) hat das Potenzial, im Bereich der Informations- und Wissensarbeit die Flut an arbeitsrelevanten Informationen zu reduzieren bzw. zu kanalisieren (Stowasser et al. 2024). Lernende Robotersysteme und KI-basierte Automatisierungslösungen im Bereich der Produktionsarbeit können stark beanspruchende physische Tätigkeitsanteile übernehmen. KI wird somit die prägende Universaltechnologie des Jahrhunderts. Die Arbeitswelt in den KMU erfährt dadurch umwälzende Veränderungen (Stowasser 2020). Die Arbeitswelt steht im Fokus der vernetzten Digitalisierung und der Flexibilisierung von Arbeitsort, -zeit, -organisation sowie Handlungsfreiheit. Durch KI-Anwendungen und Arbeitssysteme mit intelligenter Assistenz, lernende Roboter und benutzeroptimierte Informationsbereitstellung können diese Chancen realisiert werden.

Um KI erfolgreich zu nutzen, müssen KMU eine Vielzahl von Herausforderungen meistern. Deshalb förderten und fördern Institutionen wie die Bundesministerien verschiedene Projekte, um kleine und mittelständische Unternehmen (KMU) bei der Erschließung von KI-gestützten Anwendungen und Geschäftsmodellen zu unterstützen. In diesem Beitrag möchten wir auf die wichtigsten Aspekte der Arbeitsgestaltung hinweisen, die für eine erfolgreiche Nutzung von KI in Betrieben unverzichtbar sind (Offensive Mittelstand 2022). Dies umfasst nicht nur die Einführung und Umsetzung von KI-Vorhaben, sondern auch die menschengerechte Gestaltung der Arbeit mit KI. Eine menschengerechte Gestaltung von Arbeitsprozessen bedeutet hierbei ein intelligentes, an den Fähigkeiten der Beschäftigten orientiertes Verständnis von Arbeitsqualität, Selbststeuerung und Beteiligung, das unter anderem durch die Förderung von Gesundheitsressourcen, Prozessoptimierungen oder neue Arbeitsmodelle sowie Systeme, die sich ergonomisch an den Menschen anpassen, realisiert werden kann (Offensive Mittelstand 2019).

Unser Projekt en[AI]ble hat ermittelt, welche Bedarfe und Anforderungen an eine KI-Einstiegsqualifizierung bestehen (ifaa 2021). Wir haben daher eine zweitägige Weiterbildung entwickelt, um Unternehmerinnen und Unternehmer, Betriebsräte, KMU-Beraterinnen und -Berater und andere betriebliche Akteure wie Intermediäre auf die Herausforderungen der KI-Einführung vorzubereiten. Die Weiterbildung vermittelt Kriterien zur Erkennbarkeit von KI, Erfolgsfaktoren bei der Einführung anhand eines Prozessmodells sowie Kriterien zur Bewertung der Gestaltung von betrieblichen KI-Anwendungen (Aigner et al. 2023). Diese Kriterien[1] sollen den Akteuren helfen, KI effizient und sinnvoll in ihren Betrieben zu integrieren.

Unser Weiterbildungskonzept wurde im Rahmen des Förderprogramms „Lern- und Experimentierräume KI“ der Initiative Neue Qualität der Arbeit (INQA) entwickelt und erprobt (vgl. Aigner et al. 2023; ifaa 2023). Finanziell gefördert wurde das Projekt vom Bundesmi-

1 Der vollständige Kriterienkatalog ist auf der Webseite der Offensive Mittelstand erhältlich (vgl. Offensive Mittelstand 2022).

nisterium für Arbeit und Soziales.[2] Es war ein interdisziplinärer und sozialpartnerschaftlich aufgestellter Projektverbund, der von Betriebspartnern als Modell unterstützt wurde. In diesem Beitrag möchten wir einen Überblick über die Inhalte des Workshops geben und aufzeigen, welche Aspekte bei der Planung von KI-Vorhaben zu beachten sind.

14.2 KI verändert die Arbeitswelt

KI ist seit Jahrzehnten Gegenstand von Forschung und Entwicklung. Die KI-Forschung erstreckt sich über ein breites Spektrum an Algorithmen, Verfahren und Anwendungen, was eine allgemeingültige Definition dieser Technologie erschwert (Terstegen und Lennings 2020). Dennoch versteht man in der derzeitigen Diskussion unter KI vor allem Maschinelles Lernen, was Computeralgorithmen beschreibt, die mithilfe von Daten trainiert werden und Aufgaben durchführen, ohne explizit dafür programmiert worden zu sein (Plattform Lernende Systeme 2025). Wichtig ist in diesem Zusammenhang, die grundlegende Funktionsweise einer KI-Anwendung zu erkennen und ihren Nutzen sowie potenzielle Einsatzmöglichkeiten in einem Betrieb zu bewerten.

KI wird bereits im Privatleben, im Arbeitsalltag und in KMU verwendet (ifaa 2021). Die Einführung von KI-Anwendungen ist nicht nur für neu zu entwickelnde Vorhaben relevant, sondern auch für bestehende Systeme. Beispielsweise wird ChatGPT, eine textgenerierende und dialogorientierte KI-Anwendung, bereits in der breiten Öffentlichkeit und in KMU verwendet. ChatGPT basiert auf zuvor trainierten Sprachsequenzen und generiert Texte auf der Grundlage dieser Muster. Dabei ist es wichtig zu wissen, dass ChatGPT keine eigenständige Intelligenz besitzt und kein Verständnis von Bedeutungen hat (Löser et al. 2023). Die Einsatzmöglichkeiten von ChatGPT sind dennoch umfassend und lassen vermuten, welche starken Veränderungen in Tätigkeitsprofilen und Berufsbildern durch die Nutzung von KI entstehen können.

Die KI-Forschung zielt darauf ab, Informatikanwendungen zu entwickeln, die basierend auf statistischen und mathematischen Verfahren mit einem möglichst hohen Automatisierungsgrad agieren können (Terstegen und Lennings 2020). Dazu müssen Kernfunktionen wie die folgenden erfüllt werden:

- Daten und Informationen erfassen
- Daten und Informationen auswerten und analysieren
- potenziell unabhängig entscheiden sowie Aufgaben ausführen

Diese Kernfunktionen sind notwendig, um KI-Anwendungen zu entwickeln, die menschliche Informationsverarbeitung möglichst gut nachbilden können (Terstegen und Lennings 2020). Sie stellen die größtmögliche Vereinfachung eines KI-Modells dar, indem sie das ursprüngliche Grundprinzip von Eingabe, Verarbeitung und Ausgabe von EDV-Systemen erweitern (Offensive Mittelstand 2018).

Die gegenwärtige KI-Technologie ist jedoch nicht nur eine weitere Entwicklung des traditionellen EDV-Bereichs. Sie ermöglicht es technischen Systemen, sich erstmals eigenständig weiterzuentwickeln und Aktionen zu optimieren (Offensive Mittelstand 2019). KI-Systeme können spezialisierte Aufgaben erfüllen, indem sie mit ihren hohen Recherchekapazitäten Datenmengen verarbeiten, die Menschen in vergleichbar kurzer Zeit nicht bearbeiten könnten. Die operative Handlungsträgerschaft eines Systems ist beschränkt auf den Bereich, für den es programmiert wurde.

Die Eigenschaft, sich eigenständig weiterzuentwickeln und Aktionen zu optimieren, macht KI-Systeme zu einer revolutionären Technologie, die in verschiedenen Bereichen wie der Industrie, dem Finanzwesen und der Gesundheitsfürsorge eingesetzt werden kann. Bereits vielfach wird KI zur Automatisierung genutzt, beispielsweise in Robotern, die Teile herstellen, oder sensorbasierten Systemen, die die Produktqualität kontrollieren (vgl. Plattform Lernende Systeme 2020a). Die Möglich-

2 Förderkennzeichen: EXP.01.00008.20.

keiten von KI-Anwendungen reichen aber weit über den industriellen Bereich hinaus und können auch in anderen Branchen und Unternehmensbereichen eingesetzt werden, wie u. a. in der Medizin, im Gesundheitswesen, Service, Einkauf oder Personalwesen (vgl. Müller-Quade et al. 2020; Plattform Lernende Systeme 2019b, 2020b, 2021). Im Bereich der Verwaltung können KI-Anwendungen eingesetzt werden, um Beschäftigte zu entlasten und Kapazitäten für die Kernaufgaben frei zu machen. Beispielsweise können virtuelle Assistenten bei der Bestandsverwaltung unterstützen, Kundenanfragen bearbeiten oder die Terminplanung koordinieren (vgl. Plattform Lernende Systeme 2019a). Weitere Einsatzbereiche sind die Bildung, aber auch die Wissenschaft und Forschung.

Die Nutzung von KI-Anwendungen birgt jedoch auch eine gewisse Ambivalenz, da sie sowohl positive als auch negative Auswirkungen haben kann. Auf der einen Seite kann KI die Arbeit entlasten und Kapazitäten frei machen, auf der anderen Seite kann sie die Entwertung von Qualifikationen zur Folge haben und die Sorge vor Job- oder Statusverlust hervorrufen. Eine Hauptbefürchtung im Zusammenhang mit KI ist die potenzielle Ersetzung menschlicher Arbeitskräfte (ifaa 2024). Forschungen deuten darauf hin, dass bis zu 49 % der Aufgaben in bestimmten Berufsbildern durch KI automatisiert werden könnten (Brynjolfsson et al. 2023). Dies betrifft insbesondere Routineaufgaben, was wiederum zu einer verstärkten Spaltung des Arbeitsmarktes führen könnte (Acemoglu und Restrepo 2020). Eine der aktuellen Herausforderungen im Zusammenhang mit KI ist die Qualitätssicherung ihrer Ergebnisse. KI-Modelle können fehlerhafte oder unvollständige Ausgaben produzieren, deren Mängel mitunter schwer oder gar nicht zu erkennen sind. Eine Studie der Harvard Business School hat beispielsweise gezeigt, dass die ungeprüfte Übernahme von KI-generierten Vorschlägen in 27 % der Fälle zu suboptimalen Entscheidungen führt (Dell'Acqua et al. 2023). KI kann diskriminierende oder voreingenommene Ergebnisse erzeugen, wenn Trainingsdaten Verzerrungen (engl. = bias) enthalten. Diese entstehen, wenn die Trainingsdaten Selektionen, Vorurteile oder Ungleichheiten widerspiegeln und diese von der KI in ihren Ergebnissen reproduziert oder verstärkt werden (Obermeyer et al. 2019).

Um den Einsatz von KI-Anwendungen im Betrieb zu gestalten, müssen sowohl die technische Systemgestaltung als auch die betriebsspezifischen Anforderungen berücksichtigt werden. Das Forschungsprojekt en[AI]ble hat daher Kriterien und Aspekte der Arbeitsgestaltung erarbeitet, die es den Zielgruppen und den betroffenen Beschäftigten ermöglichen, die KI-Technologie in ihren Facetten zu erkennen, zu bewerten und sie zielgerichtet in die Arbeitsprozesse und den Betrieb einzuführen (vgl. ▶ Abschn. 14.3.1). Durch ihre Berücksichtigung bei KI-Vorhaben lässt sich die Arbeit mit KI im Betrieb sowohl produktiv als auch menschengerecht gestalten und ihr Einsatz in der Arbeitswelt positiv beeinflussen.

14.3 Herausforderungen und Lösungsansätze bei der Einführung von KI in KMU

Die Einführung von KI-Anwendungen in KMU setzt neue Anforderungen an alle Beteiligten. Es reicht nicht mehr aus, sich auf technische Kompetenzen zu beschränken. Um die KI-Nutzung effektiv zu gestalten, müssen Fach- und Führungskräfte, Betriebsräte und Beschäftigte über KI-Grundkenntnisse verfügen sowie über Kompetenzen, die sie zu einer ganzheitlichen soziotechnischen Arbeits- und Organisationsgestaltung befähigen. Gleiches gilt für technische Beraterinnen und Berater. Sie benötigen neben ihrem Fachwissen auch arbeitsgestalterische Kompetenzen, um ihre Beratungsarbeit effektiv durchführen zu können.

Um alle relevanten Aspekte und Perspektiven bei der betrieblichen Einführung von KI-Anwendungen zu berücksichtigen, bietet sich ein Kriterienkatalog an. Der Katalog kann als Werkzeug zur Gestaltung des gesamten Pro-

zesses von der Idee über die Planung und Einführung bis hin zur Weiterentwicklung bereits eingeführter Systeme genutzt werden. Ein solcher Kriterienkatalog ist das Ergebnis des Projekts en[AI]ble. Er beschreibt übergreifende Erfolgsfaktoren, die zum Gelingen eines KI-Vorhabens beitragen, und kann als Leitfaden für die Gestaltung von KI-Projekten verwendet werden.

Durch die Verwendung dieses Kriterienkatalogs können KMU sicherstellen, dass alle Beteiligten aufeinander abgestimmte Ziele verfolgen und dass der Einsatz von KI-Anwendungen zur Verbesserung der Arbeitsprozesse und zur Steigerung der Effizienz beiträgt. Darüber hinaus kann dieser Katalog von KMU als Instrument zur Förderung einer ganzheitlichen und nachhaltigen Gestaltung der Unternehmensprozesse verwendet werden, indem er die Bedürfnisse aller Stakeholder, einschließlich der Beschäftigten, ihrer Interessenvertretungen und der Unternehmensleitung, berücksichtigt.

Die Weiterbildung „KI erkennen, bewerten und einführen“ bietet die Möglichkeit, sich über die Grundlagen von KI zu informieren und die notwendigen Kompetenzen für die erfolgreiche Umsetzung eines KI-Projekts in KMU zu erwerben. Die Veranstaltung vermittelt das Wissen, die Methoden und Werkzeuge, um KI aus verschiedenen Domänen und Perspektiven zu identifizieren, zu bewerten und einzuführen. Mit „Domäne“ sind hier das spezifische Wissen bzw. die konkreten Expertisen und Kompetenzen, die die Teilnehmenden aufgrund ihrer Funktion in ihrem Unternehmen besitzen, gemeint. So bewertet bspw. ein Datenschutzbeauftragter eines KMU eine KI vollkommen anders als eine Fachkraft für Arbeitssicherheit; ein IT-Spezialist bewertet andere Chancen und Gefahren der KI als z. B. die Betriebsrätin des KMU, etc.

Über alle Domänen hinweg werden die Teilnehmenden befähigt, kritische Aspekte bereits bei der Planung von KI-Projekten mitzudenken und übergeordnete Erfolgsfaktoren wie Transparenz, Kompetenz, Partizipation und Akzeptanz der Betroffenen im Blick zu behalten. Es wird gezeigt, wie eine Gestaltung von Arbeitsprozessen umgesetzt werden kann, die produktive und gesundheitsgerechte Arbeitskontexte begünstigt. Der Fokus liegt auf dem Menschen, der untrennbar mit betrieblichen Transformationsmaßnahmen verbunden ist. Die in der Weiterbildung vermittelten Grundlagen einer nutzen- und akzeptanzförderlichen KI-Gestaltung unterstützen bei der Umsetzung und helfen dabei, den notwendigen Überblick zu verschaffen.

Die Weiterbildung besteht aus verschiedenen Modulen, die sich an die spezifischen Bedürfnisse unserer Zielgruppen anpassen. Im ersten Modul werden wichtige Aspekte von KI erarbeitet, im zweiten Modul werden die Kriterien vorgestellt, die helfen, KI zu erkennen, zu bewerten und einzuführen. Ein Planspiel mithilfe eines Phasenmodells ermöglicht es den Teilnehmenden, die Anwendung der Kriterien in der Praxis zu erproben. Zielgruppenspezifische Fallbeispiele werden verwendet, um den Transfer in die Praxis zu erleichtern. Im Anschluss tauschen sich die Teilnehmenden über weitere Einsatzmöglichkeiten von KI in ihren Branchen aus. Um den Transfer zu verstärken, wird die Weiterbildung für die unterschiedlichen Zielgruppen – Führungskräfte, Arbeitnehmervertreterinnen und -vertreter sowie Beraterinnen und Berater – mitunter getrennt angeboten und durchgeführt, sodass die Teilnehmenden ihre individuellen Bedürfnisse und Interessen besser berücksichtigen können.

14.3.1 Kriterien für die Bewertung der Gestaltung von betrieblichen KI-Anwendungen

Um ein KI-Projekt erfolgreich umzusetzen, sind bestimmte Kriterien und Erfolgsfaktoren von entscheidender Bedeutung. Diese werden im Rahmen unserer Weiterbildung präsentiert und ermöglichen es KMU, zielgerichtete Fragen an die technischen Entwicklungsexpertinnen und -experten zu stellen (siehe Abb. 14.1). Durch die Verwendung die-

Fehlzeiten-Report 2025

Abb. 14.1 Planspielsituation im en[AI]ble-Seminar: Die Teilnehmenden erlernen die wesentlichen Gestaltungkriterien und das Phasenmodell für die KI-Einführung. (Foto: ifaa/Fotoagentur Ruhr)

ser Kriterien können KMU eine mitarbeiterorientierte Herangehensweise verfolgen und informierte Gestaltungsentscheidungen treffen (vgl. Offensive Mittelstand 2022).

Viele KMU stehen vor der Frage, ob sie KI-Lösungen einsetzen sollten oder bereits ohne ihre Kenntnis und Absicht KI-Anwendungen im Einsatz sind. KI-Lösungen erheben Daten im Arbeitsprozess, verarbeiten sie und entwickeln sich teilweise selbstständig weiter. In vielen Fällen werden diese Daten an Hersteller, Anbieter oder Dritte übermittelt, ohne dass die Nutzer und Nutzerinnen von KI-Anwendungen wissen, welche Daten erfasst und wie sie verwendet und verarbeitet werden. Es ist noch weniger bekannt, wie sich die KI selbst optimiert, weiterentwickelt und nach welchen Regeln (Algorithmen) sie Entscheidungen trifft. Um diese Unsicherheit zu beseitigen und ein transparentes und kontrollierbares Arbeiten mit KI zu ermöglichen, ist es wichtig, dass KMU sich über die Funktionsweise von KI-Lösungen informieren. Unser Kriterienkatalog kann dabei als Hilfsmittel dienen, um alle relevanten Aspekte einer mitarbeiterorientierten Herangehensweise mitzudenken und informierte Gestaltungsentscheidungen zu fällen. Durch die Verwendung dieser Kriterien können KMU sicherstellen, dass sie eine sorgfältige und verantwortungsvolle Einführung von KI-Lösungen vornehmen.

In einem Unternehmenskontext werden Transformationsbemühungen häufig durch den Wunsch nach Wirtschaftlichkeit und Zukunftssicherheit getrieben (Goldman Sachs 2023). So können KMU beispielsweise KI-Projekte starten, um Kosten zu reduzieren oder um die Effizienz ihrer Prozesse zu steigern. Durch die Anwendung von Kriterien zur Wirtschaftlich-

keit von KI-Anwendungen können wichtige Aspekte systematisch berücksichtigt werden. Dazu gehören:

- die strategische Ausrichtung, beispielsweise die Frage, ob eine KI-Lösung neue Geschäftsbereiche erschließen lässt oder eine Kosten- oder Qualitätsführerschaft unterstützt,
- eine Kosten-Nutzen-Bewertung, um die potenziellen Vorteile gegenüber den Kosten abzuwägen,
- eine Analyse der betrieblichen Voraussetzungen und der Auswirkungen auf die Mitarbeiterbindung und die Kundenzufriedenheit,
- die Kundenzufriedenheit und Interaktion mit dem Kunden, die unter Umständen durch die KI-Anwendung verändert werden,
- die Arbeitsproduktivität, die beeinträchtigt werden kann, wenn Führungskräfte und Beschäftigte durch die KI-Anwendung verunsichert werden,
- Beschäftigungswirkungen, bspw. Arbeitgeberattraktivität, Personalbindung, Sicherung von Wissen etc.,
- notwendige menschliche Fähigkeiten, die für die Wettbewerbs- und Innovationsfähigkeit des Unternehmens wichtig sind und auf die sich eine KI-Anwendung auswirken kann (abbauen/aufbauen, gefährden/fördern),
- kurz- und langfristige Wirkungen durch die KI-Anwendung, die direkt und kurzfristig einen attraktiven Return on Investment (ROI) oder ggf. erst mittel- und langfristig positive Wirkung entfalten kann,
- indirekte positive Wirkungen, d. h. ein KI-Projekt verfehlt u. U. wirtschaftliche Ziele, erzeugt aber dennoch einen großen Wert, da viel Wissen über Daten und Prozessverhalten auf dem Weg zur Anwendung gesammelt wurden.

Um bei der Verwendung von KI mit großen Datenmengen potenzielle Risiken zu minimieren, wurden bestimmte Anforderungen an die Zuverlässigkeit und Unabhängigkeit von KI-Anwendungen definiert. Dazu gehören:

- die Klärung praktischer Fragen wie Rechtspflege, Haftung und Gerichtsstandort,
- die Bewertung der Auswirkungen auf die Produktsicherheit (Herstellerhaftung) und Betriebssicherheit (Unternehmerverantwortung),
- die Analyse der Abhängigkeit von Anbietern und deren Produkten sowie rechtlichen Rahmenbedingungen,
- diverse Fragen rund um das Data Engineering, wie z. B.
  - Daten-Mehrfachverwendung (sogenannte Rekontextualisierung),
  - Datensouveränität bzw. organisationale Vertraulichkeitsstandards, d. h. ein Maß an Kontrolle, Souveränität und Macht über die eigenen personen- und betriebsbezogenen Daten, sowie
  - Datenqualität – hier bspw. die Eignung der Ein- und Ausgangsdaten für die vorgesehene Aufgabe (u. a. Aktualität, Kontextgebundenheit, Korrektheit, Relevanz, Vollständigkeit, Widerspruchsfreiheit etc.) und die damit verbundene Qualität der Ergebnisse.

Ein besonderes Augenmerk gilt hierbei auch der Qualität der Daten, die in KI-Anwendungen verwendet werden. Dazu gehört die Schaffung einer sicheren Kontrolle über personen- und betriebsbezogene Daten sowie die Wahrung von Souveränität und Macht über diese Daten, sowohl für das KMU als auch durch Dritte (Datensouveränität).

Die Einführung von KI in KMU kann die Arbeitsbedingungen verändern und daher aus Arbeitsschutzsicht potenzielle Risiken mit sich bringen. Um diese Gefahr zu minimieren, können Betriebe die oben genannten Kriterien zur Arbeitsgestaltung verwenden, um bei der Implementierung von KI gesundheitsförderliche Aspekte bereits im Ansatz zu berücksichtigen. Es ist jedoch wichtig zu beachten, dass die Auswirkungen von KI auf die Arbeitsbelastung nicht per se positiv oder negativ sind.

Vielmehr hängt es von der Nutzung und Ausgestaltung von KI im betrieblichen Kontext ab, ob gesundheitsförderliche oder -gefährdende Potenziale realisiert werden. Ein Beispiel dafür ist die Automatisierung von Routinetätigkeiten, die zwar Beschäftigte entlasten kann, aber auch zu einer Überlastung führen kann, wenn nicht parallel mehr Zeit und kognitive Kapazität für spezialisierte Aufgaben frei werden.

Um die gesundheitsförderlichen Potenziale von KI nutzen zu können, ist eine systematische Analyse der geplanten Anwendung und der damit einhergehenden Arbeitsprozesse zusammen mit den Voraussetzungen der Betroffenen erforderlich. Teil dieses Prozesses ist die Ableitung geeigneter Maßnahmen, beispielsweise die Anpassung problematischer KI-Prozesse oder Benutzeroberflächen oder die Qualifizierung der Mitarbeitenden. Relevante Kriterien für die mitarbeiterorientierte Arbeitsgestaltung von KI-Anwendungen umfassen unter anderem:

- benutzerorientierte und ganzheitliche Aufgabengestaltung, bei der Über- und Unterforderung vermieden wird,
- Analyse von Handlungsspielräumen oder von tätigkeitsimmanenten Entwicklungsmöglichkeiten für die Nutzerinnen und Nutzer,
- Ergonomie von Bewegungsabläufen, individuellen körperlichen Voraussetzungen und Softwareergonomie der KI,
- Gestaltung der Bedienoberfläche, Schnittstellen und Barrierefreiheit,
- Handlungsträgerschaft bzw. die Erkennbarkeit, wann KI einen Prozess steuert und Möglichkeiten der Intervention durch Beschäftigte,
- die persönliche Situation, persönliche Interessen und Bedingungen der Beschäftigen,
- Datentransparenz,
- Datenschutz,
- Diskriminierungsfreiheit,
- Auftragsdatenverarbeitung,
- Datensicherheit,
- Betriebs- und Arbeitssicherheit,
- Umweltschutz,
- Mitbestimmung,
- Interventionsmöglichkeiten,
- angemessene Notfallreaktionen.

14.4 Erfolgsfaktoren für ein gelingendes Change-Management der KI-Einführung

Die Akzeptanz der KI-Systeme durch die betroffenen Beschäftigten ist ein entscheidender Faktor für das Gelingen eines KI-Projekts. Da KI für viele Menschen schwer fassbar ist und ihre zukünftigen Potenziale noch nicht abzuschätzen sind, besteht eine erhöhte Wahrscheinlichkeit für Widerstände und Ängste in der Belegschaft. Grundsätzlich gilt, dass die Einführung von KI einen Veränderungsprozess hervorruft, wie ihn auch bisherige Veränderungen hervorgerufen haben, sodass bisherige Erfolgsfaktoren des Change-Managements wie z. B. Top-Management-Commitment, klare Veränderungsvision, klare Zielsetzung, Partizipation und Kommunikation (vgl. Frost 2023) weiterhin gültig sind. Neu ist, dass die Veränderungen durch KI-Systeme in der Regel das gesamte Unternehmen betreffen und eine stärkere Vernetzung einzelner Unternehmensbereiche bewirken können. Um hierfür Akzeptanz zu schaffen, müssen drei wichtige Faktoren berücksichtigt werden: Transparenz, Partizipation und Kompetenz. Eine transparente Kommunikation und ein kontinuierlicher Dialog (Gestaltung der Informationsprozesse) mit allen Anspruchsgruppen sind unbedingt erforderlich, um Ängste und Vorbehalte gegenüber KI abzubauen und Vertrauen zu schaffen. Hierbei ist ein zuvor durchdachtes und geplantes Kommunikationskonzept (im Sinne von „Wer erhält wann welche Informationen durch wen und in welcher Form?“) sehr wichtig (vgl. Frost 2023).

Eine klare Darstellung der Ziele und des Nutzens der einzuführenden KI-Lösungen ist ebenfalls von hoher Relevanz. Die personenbezogenen Daten sowie die mögli-

chen potenziellen Risiken von KI-immanenten Verhaltens- und Leistungskontrollen sollten transparent kommuniziert werden. Transparenz kann durch die Einbindung der Führungskräfte, Beschäftigten und des Betriebsrats bei Zielsetzung, Analysen, Planungen, Umsetzung und Verbesserung erreicht werden.

Die Ermittlung und Deckung des Qualifikationsbedarfs von Führungskräften und Beschäftigten ist wichtig, um sie zur Beteiligung am Gestaltungsprozess und zum adäquaten Umgang mit neuen KI-basierten Technologien zu befähigen. Nur wenn alle Beteiligten kompetent sind, können sie sich am Prozess beteiligen und ihre Unsicherheiten in Bezug auf KI verringern.

Durch die Berücksichtigung der Erfolgsfaktoren in einer ganzheitlichen Projektplanung kann die Wahrscheinlichkeit erhöht werden, dass Führungskräfte und Beschäftigte die neue Technologie annehmen und nutzen. Die Beachtung der Erfolgsfaktoren ist eine zentrale Aufgabe für Unternehmer und Unternehmerinnen, Beschäftigte sowie deren gewählte Vertretungen und Beratende des Mittelstands.

14.4.1 Partizipation und Mitbestimmung

Die Einbeziehung der Beschäftigten in das KI-Projekt ist entscheidend für seinen Erfolg. Durch ihre kontinuierliche Beteiligung am Planungs- und Einführungsprozess können sie Verbesserungsvorschläge machen, potenzielle Einsatzfelder identifizieren und Ängste abmildern. So kann man den wirtschaftlichen Nutzen von KI-Anwendungen erhöhen und sicherstellen, dass die Implementierung erfolgreich ist.

Die Einbindung der Beschäftigten bei der Einführung und Nutzung von KI kann auf verschiedene Weise erfolgen: entweder durch die repräsentative Mitbestimmung, wie im deutschen Arbeitsrecht geregelt, oder durch direkte Beteiligungskonzepte. Da nicht alle Betriebe einen Betriebsrat haben, ist es wichtig, alternative Konzepte zu entwickeln. Hierzu bieten sich zahlreiche Ansatzpunkte: Die Kommunikation zwischen Mitarbeitenden, Führungskräften und der Geschäftsleitung kann eng sein und im Klima des Vertrauens stattfinden. Dennoch ist es wichtig, anspruchsvolle Veränderungen wie KI-Vorhaben gut zu organisieren.

Die repräsentative Mitbestimmung ist im Betriebsverfassungsgesetz geregelt und bietet vielfältige Beteiligungs- und Mitbestimmungsrechte. Für gelingende KI-Vorhaben ist die rechtzeitige und umfassende Information der Betriebsräte zentral. Da sich KI-Anwendungen als lernfähige Systeme verändern und Veränderungen bewirken können, reicht das Instrument der Betriebsvereinbarung in der bisherigen Form oft nicht aus. Mitbestimmungsexperten empfehlen daher prozessorientierte und proaktive (Rahmen-)Betriebsvereinbarungen zur Regelung von Grundsätzen bei der Einführung von KI. Typische Eckpunkte von KI-Betriebsvereinbarungen sind Regelungen zum Arbeits- und Gesundheitsschutz, zum Ausschluss von Leistungs- und Verhaltenskontrolle, zur Qualifizierung und zum Datenschutz. Es ist sinnvoll, die repräsentative Mitbestimmung durch Formen direkter Beteiligung zu ergänzen. Die Einbindung der Beschäftigten sollte also auf verschiedene Weise erfolgen, um sicherzustellen, dass alle Interessen berücksichtigt werden und das KI-Projekt erfolgreich ist.

Um die Sichtweisen aller Betriebsangehörigen auf KI-Vorhaben einzubinden, empfiehlt sich die Bildung einer Projektgruppe zur Steuerung des Veränderungsprozesses (vgl. auch Frost 2023). Diese sollte aus Führungskräften und Mitarbeitenden aus allen betroffenen Arbeits- und Funktionsbereichen bestehen. Die Mitarbeitenden kennen die Arbeitsabläufe gut und können Praxiswissen einbringen, während die Führungskräfte die strategische Ausrichtung des Projekts sicherstellen. Der Betriebsrat spielt in der Projektgruppe eine entscheidende Rolle, da er die Interessen der Beschäftigten vertritt. Die Arbeit der Projektgruppe wird durch vielfältige Anlässe für Mitbestimmung und direkte Beteiligung der Beschäftigten im gesamten Pro-

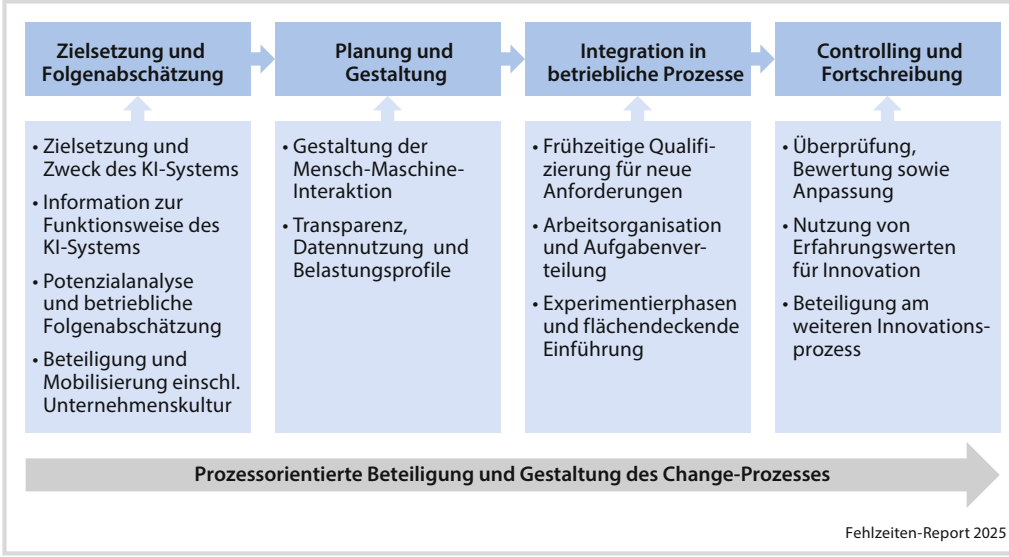


Abb. 14.2 Phasen und Anforderungen für das Change-Management bei Künstlicher Intelligenz. (In Anlehnung an Stowasser et al. 2020)

zess ergänzt. Dies kann beispielsweise bei der Planung von Qualifizierungen, in Pilotphasen oder bei der Evaluation des Projekts erfolgen (vgl. ▶ Abschn. 14.4.2 und Abb. 14.2).

Um bedarfsgerechte Gestaltungslösungen für KI in den Arbeitsbereichen zu entwickeln, können Beschäftigtenworkshops sinnvoll sein. Die vier Erfolgsfaktoren *Beteiligung der Beschäftigten*, *Kompetenzentwicklung*, *Netzwerkbildung* und *Direkte Beteiligung* sind miteinander verbunden und erfordern eine gemeinsame Anstrengung. Kleine Betriebe mit beschränkten Ressourcen können sich von Netzwerken und Organisationen des Mittelstands bei der Einführung von KI informieren und beraten lassen. Auch Gewerkschaften, ihre Bildungseinrichtungen und Beratungsnetzwerke stellen entsprechende Beratungsleistungen und Seminare zur Verfügung. Die Bildung einer Projektgruppe ist daher ein wichtiger Schritt bei der Einführung von KI in einem KMU. Sie ermöglicht die Einbindung aller Interessengruppen und sorgt für eine erfolgreiche Umsetzung des Projekts.

14.4.2 Strukturiertes Vorgehen

Die Einführung von KI weist einige Besonderheiten auf, die sich sowohl auf das Change-Management als auch auf die Beteiligung der Beschäftigten einschließlich der Prozesse der betrieblichen Mitbestimmung auswirken. Damit KI beherrschbar ist und produktiv eingesetzt werden kann, muss ihre Funktionsweise für die Beteiligten nachvollziehbar sein. Hierfür steht der englische Fachbegriff „Explainability“. Bei der Nutzung von KI-Anwendungen muss den Beteiligten in den KMU klar sein, welche Sensoren das jeweilige KI-System enthält und welche Daten erfasst werden, wo die Daten gespeichert werden, wer Zugriff auf die Daten hat, wie und wozu die erhobenen Daten verarbeitet werden und – hier kommt das Spezifische von KI zur Geltung – wie die KI „lernt“ (genauer gesagt: trainiert wird) und ihre Funktionsweise an die Trainingsdaten anpasst (vgl. Offensive Mittelstand 2019, Abschn. 1.1.5). Im Wesentlichen geht es darum, dass die Akteurinnen und Akteure wissen,

auf welcher Datengrundlage eine KI funktioniert und nach welchen Lernmethoden sie agiert. Dies schafft auch die Voraussetzungen dafür, Datenschutzrisiken und Gefahren der Fremdkontrolle zu begegnen. Das im Projekt en[AI]ble entwickelte Weiterbildungskonzept verfolgt u. a. das Ziel, für diese besonderen Anforderungen des Change-Managements bei KI zu sensibilisieren und Orientierung für die praktische Umsetzung der Einführung von KI-Systemen in den verschiedenen Phasen des Change-Prozesses zu geben.

Diese Strukturierung ist angelehnt an das von Prof. Sascha Stowasser und Oliver Suchy et al. im Rahmen der Plattform Lernende Systeme entwickelte Phasenmodell (vgl. Stowasser et al. 2020; siehe ◘ Abb. 14.2). Dabei sind zwei Aspekte besonders hervorzuheben:

1. Die Gestaltung der Schnittstelle zwischen Mensch und KI-System ist von entscheidender Bedeutung, um eine menschengerechte und produktive Umsetzung der Mensch-Maschine-Interaktion im Arbeitsumfeld zu erreichen.
2. Die KI-Systeme müssen in geeigneter Weise in bestehende oder neue Arbeitsprozesse integriert werden. Dies bedeutet, die Beschäftigten frühzeitig auf neue Aufgaben vorzubereiten und erforderliche Qualifizierungsmaßnahmen einzuleiten. Die Gestaltung neuer Aufgaben- und Tätigkeitsprofile für Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter sowie die Anpassung der Arbeitsorganisation an ein verändertes Verhältnis von Mensch und Maschine sind wichtige Aspekte.
   Pilotprojekte und Experimentierphasen können hilfreich sein, um Erfahrungswerte vor einer flächendeckenden Einführung zu sammeln und möglichen Anpassungsbedarf im Hinblick auf die KI-Systeme, die Qualifizierungsanforderungen oder die Arbeitsorganisation zu ermitteln.

Diese praxisorientierten Anforderungen richten sich an alle Stakeholder, die an Change-Prozessen beteiligt sind. Sie sollen Orientierung für die erfolgreiche Einführung von KI-Systemen in KMU geben und die Weiterentwicklung bestehender Regelungen inspirieren, um ein beschäftigungsorientiertes, flexibles, selbstbestimmtes und eigenverantwortliches Arbeiten mit KI-Systemen zu ermöglichen.

14.5 Fazit und Ausblick

Der Einsatz von KI in KMU bringt eine Vielzahl an Veränderungen mit sich, die sowohl Chancen als auch Gefahren beinhalten. Es ist wichtig, die Auswirkungen auf Arbeitsplätze und Qualifikationsanforderungen genau zu analysieren und zu gestalten. Dazu gehört es, sicherzustellen, dass die Beschäftigten auf die neuen Anforderungen vorbereitet sind und bei der Implementierung und Weiterentwicklung von KI einen partizipativen Ansatz verfolgen.

Der Fokus liegt dabei nicht auf der Technik selbst, sondern auf dem Menschen als Anwenderin und Anwender der KI. Durch ein transparentes Vorgehen und die Einbindung der Beschäftigten kann der Prozess erfolgreich gestaltet werden. Es ist wichtig, dass die Interessen der Beschäftigten berücksichtigt werden und sie bei der Implementierung von KI mitgewonnen werden.

Nachdem das Lernkonzept erfolgreich entwickelt wurde, führten wir eine Reihe von Erprobungsschulungen im Netzwerk der Projektpartner mit verschiedenen Zielgruppen durch, um das Lernkonzept zu testen, zu überarbeiten, anzupassen und zu verbessern. Zuletzt beispielsweise bei einem en[AI]ble-Betriebspartner, einem mittelständischen IT-Unternehmen in Deutschland, das integrierte IT-Lösungen im Bereich des Enterprise Resource Planning entwickelt. Die Weiterbildung mit der Geschäftsführung und ausgewählten Kunden – allesamt KMU aus den Branchen Produktion und Großhandel – fand an zwei Tagen in den Schulungsräumen des Unternehmens statt. Auch in dieser Weiterbildung wurde das aus Sicht des en[AI]ble-Projektteams wichtigste Ziel erfüllt: Den Teilnehmenden wurde durch die Weiterbildung deutlich, welche Vorteile sie durch KI für ihr Unternehmen erzielen kön-

nen. Die Schulung half ihnen, den Planungs- und Umsetzungsprozess von KI besser zu verstehen. Dabei geht es generell darum, welche Schritte notwendig sind, um KI im Unternehmen erfolgreich einsetzen zu können. Dazu gehört u. a. auch, abwägen zu können, wie und wann Kolleginnen und Kollegen in den Prozess miteinbezogen werden sollten und wie dadurch die Akzeptanz der KI erhöht werden kann.

Die im Rahmen des Projekts en[AI]ble entwickelte Weiterbildung „KI erkennen, bewerten und einführen“ bietet also einen wichtigen Schritt für betriebliche Akteurinnen und Akteure, um sich mit dem Thema KI auseinanderzusetzen und die notwendigen Grundlagen zu legen. Auch nach Projektende bieten die en[AI]ble-Projektpartner diese Weiterbildung interessierten KMU und KMU-Beratenden im Rahmen ihrer Netzwerke an. Die Weiterbildung entwickelt sich zudem weiter. So wurde bspw. wurde mit der Veröffentlichung von ChatGPT 3.5 Ende 2022 und dem daraus entstandenen „Hype“ um KI-Sprachmodelle das Thema generative KI deutlich relevanter und fand Eingang in die Weiterbildung.

Das en[AI]ble-Projektteam empfiehlt allen KMU, die Weiterbildung vor Beginn eines KI-Vorhabens oder eines Entwicklungs- und Einführungsprozesses stattfinden zu lassen. Es ist wichtig, dass die Akteurinnen und Akteure die Herausforderungen und Chancen des Einsatzes von KI verstehen und gemeinsam Lösungen für konkrete betriebliche Situationen finden. Es wird zudem empfohlen, im Anschluss an diese Weiterbildung Unterstützungsmaßnahmen wie finanzielle Förderinstrumente und eine externe Beratung in Anspruch zu nehmen, um den Prozess erfolgreich zu gestalten.

Literatur

Acemoglu D, Restrepo P (2020) Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. Journal of Political Economy. https://economics.mit.edu/sites/default/files/publications/Robots%20and%20Jobs%20-%20Evidence%20from%20US%20Labor%20Markets.p.pdf. Zugegriffen: 11. Juni 2025

Aigner T, Bauer M, Cernavin O, Colberg N, Gettmann A, Hammer C, Hinz A, Kowalik M, Pracht J, Pricelius M, Schackmann P, Schmalen B, Steffgen K, Terstegen S (2023) KI erkennen, bewerten und einführen. Über das Projekt en[AI]ble und die Entwicklung eines Qualifizierungskonzeptes für die präventive Arbeitsgestaltung von künstlicher Intelligenz. Leistung & Entgelt 3 (2023). https://www.arbeitswissenschaft.net/angebote-produkte/publikationen/leistung-und-entgelt-3-2023. Zugegriffen: 17. Apr. 2025

Brynjolfsson E, Li D, Raymond L (2023) Generative AI at Work. NBER Working Paper. https://www.nber.org/papers/w31161. Zugegriffen: 11. Juni 2025

Dell’Acqua F, McFowland E, Mollick ER, Lakhani KR (2023) Human-AI Collaboration in Decision-Making. Harvard Business School. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4573321. Zugegriffen: 11. Juni 2025

Frost MC (2023) Veränderungen im Unternehmen erfolgreich gestalten und begleiten. Zahlen | Daten | Fakten. ifaa – Institut für angewandte Arbeitswissenschaft. https://www.arbeitswissenschaft.net/zdf-veraenderungen-im-unternehmen. Zugegriffen: 25. Febr. 2025

Goldman Sachs (2023) The Potentially Large Effects of Artificial Intelligence on Economic Growth. https://www.key4biz.it/wp-content/uploads/2023/03/Global-Economics-Analyst_-The-Potentially-Large-Effects-of-Artificial-Intelligence-on-Economic-Growth-Briggs_Kodnani.pdf. Zugegriffen: 24. Febr. 2025

ifaa – Institut für angewandte Arbeitswissenschaft (2021) KI-Zusatzqualifizierung. Für eine produktive und menschengerechte Arbeitsgestaltung. ifaa, Düsseldorf (https://www.arbeitswissenschaft.net/enaible-broschuere. Zugegriffen: 24. Februar 2025)

ifaa – Institut für angewandte Arbeitswissenschaft (2023) KI erkennen, bewerten und einführen. Über das Projekt en[AI]ble und die Entwicklung eines Qualifizierungskonzeptes für die präventive Arbeitsgestaltung von KI. ifaa, Düsseldorf (https://www.arbeitswissenschaft.net/enaible-abschluss. Zugegriffen: 11. Juni 2025)

ifaa – Institut für angewandte Arbeitswissenschaft (2024) ifaa-Trendbarometer zeigt: Angestellte zeigen sich skeptischer gegenüber KI am Arbeitsplatz im Vergleich zu Führungskräften. Pressemeldung vom 08.05.2024. https://www.arbeitswissenschaft.net/newsroom/pressemeldung/news/ifaa-trendbarometer-zeigt-angestellte-zeigen-sich-skeptischer-gegenueber-ki-am-arbeitsplatz-im-vergleich-zu-fuehrungskraeften. Zugegriffen: 11. Juni 2025

Löser A, Tresp V et al (2025) Große Sprachmodelle – Grundlagen, Potenziale und Herausforderun-

gen für die Forschung. München. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme. https://doi.org/10.48669/pls_2023-3

Müller-Quade J et al (Hrsg) (2020) Sichere KI-Systeme für die Medizin. München. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme

Obermeyer Z, Powers B, Vogeli C, Mullainathan S (2019) Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. Science 366(6464):447–453 (https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31649194. Zugegriffen: 11. Juni 2025)

Offensive Mittelstand (2018) Potenzialanalyse Arbeit 4.0. Künstliche Intelligenz für die produktive und präventive Arbeitsgestaltung nutzen: Ein Selbstbewertungscheck zur Einführung der neuen 4.0-Technologien. Stiftung „Mittelstand – Gesellschaft – Verantwortung", Heidelberg (https://www.check-arbeit40.de/check-arbeit40/daten/mittelstand/index.htm. Zugegriffen: 24. Februar 2025)

Offensive Mittelstand (2019) Umsetzungshilfen Arbeit 4.0. Künstliche Intelligenz für die produktive und präventive Arbeitsgestaltung nutzen: Hintergrundwissen und Gestaltungsempfehlungen zur Einführung der 4.0-Technologien. Stiftung „Mittelstand – Gesellschaft – Verantwortung", Heidelberg (https://www.offensive-mittelstand.de/om-tools/factsheets/factsheets-arbeit-40. Zugegriffen: 24. Februar 2025)

Offensive Mittelstand (2022) Factsheet „KI erkennen, bewerten und einführen – Kriterien der Arbeitsgestaltung". Stiftung „Mittelstand – Gesellschaft – Verantwortung", Heidelberg (https://www.offensive-mittelstand.de/om-tools/factsheets/factsheet-ki-erkennen-bewerten-einfuehren. Zugegriffen: 24. Februar 2025)

Plattform Lernende Systeme (2019a) Der intelligente Reiseassistent. Anwendungsszenarien für KI. https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Anwendungsszenarien/Factsheets_Carlas-Reise_1-5.pdf. Zugegriffen: 24. Febr. 2025

Plattform Lernende Systeme (2019b) Lernende Systeme im Gesundheitswesen – Bericht der Arbeitsgruppe Gesundheit, Medizintechnik Pflege, München. https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/AG6_Bericht_23062019.pdf. Zugegriffen: 24. Febr. 2025

Plattform Lernende Systeme (2020a) Lernfähiges Roboterwerkzeug in der Montage. Anwendungsszenarien für KI. https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Anwendungsszenarien/TwoPager_Roboterwerkzeuge.pdf. Zugegriffen: 24. Febr. 2025

Plattform Lernende Systeme (2020b) Mit Künstlicher Intelligenz gegen Krebs. Anwendungsszenarien für KI. https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Anwendungsszenarien/TwoPager_Onkologie_2.pdf. Zugegriffen: 24. Febr. 2025

Plattform Lernende Systeme (2021) KI im Mittelstand: Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern. https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/PLS_Booklet_KMU.pdf. Zugegriffen: 24. Febr. 2025

Plattform Lernende Systeme Glossar (2025). (https://www.plattform-lernende-systeme.de/glossar.html. Zugegriffen: 13. August 2025)

Stowasser S (2020) KI revolutioniert die Arbeitswelt. Arb Arbeitsr 75(1):4 (https://www.arbeit-und-arbeitsrecht.de/sites/default/files/public/data-fachartikel/AuA_2020_01_KI-revolutioniert-die-Arbeitswelt_4-4_2.pdf. Zugegriffen: 17. April 2025)

Stowasser S, Suchy O et al (Hrsg) (2020) Einführung von KI-Systemen in Unternehmen. Gestaltungsansätze für das Change- Management. München. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme (https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/AG2_Whitepaper_Change_Management.pdf. Zugegriffen: 24. Februar 2025)

Stowasser S, Jeske T, Harlacher M (2024) Artificial intelligence (AI) in the manufacturing industry. Research Features 154. https://doi.org/10.26904/RF-154-7267635666. Zugegriffen: 17. Apr. 2025

Terstegen S, Lennings F (2020) Künstliche Intelligenz in der Arbeitswelt – über Verfahren und Methoden sowie die Bedeutung und Verbreitung von KI in der betrieblichen Praxis. Leistung Entgelt (3):7–25 (https://www.arbeitswissenschaft.net/ki-ansichten. Zugegriffen: 24. Februar 2025)

Künstliche Intelligenz: Neue Potenziale für „gute Arbeit“ im Büro?

Tobias Kämpf und Thomas Lühr

Inhaltsverzeichnis

15.1 Einleitung – 208

15.2 KI braucht Arbeit – 209

15.3 Wie KI die Arbeit im Büro verändert – 212
15.3.1 Neue Potenziale für gute Arbeit – 212
15.3.2 Entwertung statt „guter Arbeit“: Die Potenziale bleiben ungenutzt – 214

15.4 Mehr als Technik: KI muss gestaltet werden – 215

Literatur – 217

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_15

Zusammenfassung

Der Aufsatz untersucht die Auswirkungen der digitalen Transformation und des Einsatzes von Künstlicher Intelligenz (KI) auf die Arbeitswelt. Im Fokus stehen dabei insbesondere Wissensarbeit und die Tätigkeiten in Verwaltung und Büro. In der Vergangenheit waren diese Bereiche nicht selten gekennzeichnet durch hohe psychische Beanspruchungen. Untersucht wird deshalb, ob mit KI neue Potenziale zur Verbesserung der Arbeitsbedingungen und zur Humanisierung von Arbeit entstehen. Durch qualitative Fallstudien und Interviews wird gezeigt, dass KI nicht nur Arbeitsplätze bedroht, sondern auch neue Möglichkeiten für „gute Arbeit" schaffen kann. Als entscheidender Erfolgsfaktor dabei erweist sich das Empowerment und die Beteiligung der betroffenen Beschäftigten.

15.1 Einleitung

Mit der digitalen Transformation stehen Ökonomie und Arbeitswelt vor tiefgreifenden Veränderungen. Vergleichbar mit der Industrialisierung vor 150 Jahren erleben wir erneut einen „Paradigmenwechsel" (Boes et al. 2019) in der Wirtschaft: Sowohl wie wir arbeiten als auch wie Geschäftsmodelle funktionieren und wie Wertschöpfung und Innovation organisiert werden, verändert sich derzeit quer über alle Branchen hinweg mit hoher Geschwindigkeit. In einer aktuellen Studie berichteten bspw. 48 % der befragten Beschäftigten, dass sich ihr Arbeitsplatz „in hohem Maße" bzw. „sehr hohem Maße" verändert (Lühr et al. 2025). Über 50 % der Befragten gaben an, dass ihre Arbeitgeber auf Basis der Digitalisierung neue Produkte und Geschäftsmodelle entwickeln (ebenda). Selbst in klassischen Industrien wie der Automobilbranche werden heute Software-Kompetenz und der Umgang mit Daten zum entscheidenden Wettbewerbskriterium (Boes und Ziegler 2021).

Im Fokus der digitalen Transformation steht aktuell der Aufstieg Künstlicher Intelligenz (KI). Sie gilt vielen bereits als „Schlüsseltechnologie" des 21. Jahrhunderts (vgl. Hirsch-Kreinsen 2023). Mit neuen Formen des „Machine Learning" können durch sie nun auch in unstrukturierten Daten Muster erkannt werden. Mit diesen neuen Möglichkeiten erweist sich KI als das entscheidende Werkzeug, mit dem Menschen aus gigantischen Datenmengen sinnvolle Informationen generieren können. Vor allem mit dem breitenwirksamen Erfolg von ChatGPT sind die Erwartungen enorm gestiegen. Analysten sprechen bspw. bereits von einem Produktivitätssprung („next productivity frontier") in der Wirtschaft (Chui et al. 2023). Mit Blick auf die Möglichkeiten generativer KI prognostizieren sie einen Automatisierungsschub, in dessen Folge sich die Arbeitsproduktivität jährlich um 3,3 % steigern lassen soll. Der Internationale Währungsfonds (IWF) schätzt, dass sich in der Folge in entwickelten Volkswirtschaften 60 % aller Arbeitsplätze durch KI verändern werden (IWF 2024). Die Anwendungsfelder reichen vom (allgegenwärtigen) Chatbot im Kundensupport über neue Formen der Automatisierung in Fabriken und Büro bis hin zur massenhaften Analyse und Nutzung von Daten in der Wissensarbeit, z. B. in der modernen Medizin oder im Engineering.

Auch in der deutschen Wirtschaft ist KI schon lange „angekommen". Einen entsprechenden Anstieg der Investitionsbereitschaft in deutschen Unternehmen konstatierte bereits eine Befragung aus dem Jahr 2021, wonach 20 % der befragten Unternehmen angaben, die Investitionen für KI und Machine Learning (ML) stark erhöht zu haben (IDG Research Services 2021). Insgesamt hätten schon 73 % der Großunternehmen mit über 10.000 Beschäftigten und immerhin 59 % der Unternehmen mit weniger als 1.000 Beschäftigten ML-Anwendungen im Einsatz (IDG Research Services 2021, S. 11).

Offen ist jedoch, wie sich der KI-Einsatz auf die Arbeitsbedingungen der Beschäftigten auswirkt und perspektivisch auswirken wird. Dabei stehen aktuell die Angestellten in der Informations- und Wissensarbeit im Fokus, die im Zuge einer neuen Automatisierungswelle

von einer tiefgreifenden Restrukturierung ihrer Arbeitsinhalte und -prozesse betroffen sind (z. B. Noy und Zhang 2023; vgl. ausführlich Lühr und Kämpf 2025). Schon in der Vergangenheit war gerade die Arbeit in diesen Bereichen durch hohe psychische Belastungen gekennzeichnet – insbesondere die Arbeit in den IT-Bereichen trug Züge einer „verbrannten Arbeitswelt“ (Kämpf 2015). Dies lässt sich nicht allein durch hohes Arbeitspensum erklären, sondern durch brüchige Sinnstrukturen, neue Unsicherheiten und einen Verlust von Anerkennung (ebd.). Es stellt sich deshalb nun die Frage, wie sich der Einzug von KI in die Büros der Angestellten auf die von ihnen geleistete Informations- und Wissensarbeit auswirkt. Kommt es zu einer weiteren Verschärfung, Intensivierung und Entwertung von Arbeit oder entstehen umgekehrt sogar neue Potenziale für eine Verbesserung der Arbeitsbedingungen im Sinne einer neuen Humanisierung von Arbeit? So hatte beispielsweise unlängst erst Oliver Suchy (2023) vom DGB gefordert, KI endlich auch als Ermöglicher von „guter Arbeit“ zu nutzen.

Im Folgenden wollen wir uns auf die Suche nach dem Potenzial der Anwendung von KI für „gute Arbeit“ im Büro begeben und auf der Grundlage unserer explorativen Empirie erste Anhaltspunkte für Aufwertungsmöglichkeiten von Angestelltenarbeit präsentieren. Die Grundlage dafür bilden mehrere Forschungsprojekte zum Einsatz von KI in der modernen Arbeitswelt, die wir u. a. für das Bundesministerium für Arbeit und Soziales und die Hans-Böckler-Stiftung durchgeführt haben (ausführlich dazu Kämpf und Langes 2023; Lühr und Kämpf 2025). Im Fokus standen qualitative Veränderungen in der Arbeit und in den Organisationsformen von Angestelltenarbeit sowohl in mittel- als auch in hochqualifizierten Bereichen. Insgesamt bilden mehr als 20 Explorativ-Fallstudien mit mehr als 120 Interviews die empirische Basis unserer Untersuchung. Die Fallstudien beziehen sich auf die Felder Industrie, Dienstleistungen und IT/Kommunikation. Sie gehen sowohl auf Primärerhebungen als auch auf Sekundärauswertungen zurück, die in einigen Fällen zu einer Längsschnittperspektive kombiniert wurden. Die Interviews wurden vor allem mit Beschäftigten, aber auch mit Führungskräften verschiedener Ebenen und mit Betriebsräten geführt.

15.2 KI braucht Arbeit

Im Fokus der Debatte über die Folgen von KI standen bisher die Beschäftigungseffekte und die Folgen für den Arbeitsmarkt (siehe z. B. Acemoglu und Restrepo 2019; Arntz et al. 2016). Diese Debatte wird kontrovers geführt. Während einerseits immer wieder der Verlust von Zehntausenden von Arbeitsplätzen prognostiziert wird (aktuell z. B. IWF 2024), sind andere Studien vorsichtiger (siehe z. B. Gmyrek et al. 2023). Für Deutschland beispielsweise argumentierten Bonin et al. (2015) schon vor vielen Jahren, dass die Zahl der bedrohten Arbeitsplätze weitaus geringer ist als in der einflussreichen Studie von Frey und Osborne (2013) angenommen.

In unseren Fallstudien sind wir zu einem ähnlichen Ergebnis wie letztgenanntes Autorenteam gekommen. Es zeigt sich, dass KI – zumindest bislang – kein „Tsunami auf dem Arbeitsmarkt“ ist, der in kurzer Zeit Zehntausende von Arbeitsplätzen verschwinden lässt. Oft scheint sogar das Gegenteil der Fall zu sein: „KI braucht Arbeit“ (Kämpf und Langes 2021). Gerade in dieser frühen und „explorativen Phase“ (ebd.) fällt auf, dass die Entwicklung und der Betrieb von KI viel menschliche Arbeit erfordern. Selbst viele KI-Expertinnen und -Experten sind immer wieder überrascht, wie viel Aufwand nötig ist, um gut funktionierende und wirklich nützliche KI-Lösungen in der Arbeitswelt zu implementieren. Einer unserer Interviewpartner fasste diese Herausforderungen zusammen: „*Ein erster Use Case [Anwendungsfall] ist schnell entwickelt, aber es dauert Jahre, bis die Lösung wirklich gut funktioniert*“ (Kämpf und Langes 2021).

Der erste Schritt einer KI-Einführung besteht darin, tragfähige Anwendungskonzepte

und erste Prototypen zu entwickeln – oft in Zusammenarbeit mit externen IT-Partnern. Es müssen Anwendungsfälle gefunden werden, die in der Arbeitspraxis der Menschen einen echten Nutzen bieten und gleichzeitig technologisch realisierbar sind. Insbesondere die Aufbereitung und Zusammenführung der notwendigen Datenbestände stellt für viele Unternehmen mit ihren etablierten IT-Systemen und organisatorischen Silos eine große Herausforderung dar (siehe z. B. Krzywdzinski et al. 2024). Der anschließende Betrieb eines KI-Systems ist jedoch keineswegs „vollautomatisiert". Auch im Zeitalter des „maschinellen Lernens" bleibt es ein Mythos, dass sich Algorithmen und Maschinen selbstständig optimieren und wartungsfrei betrieben werden können. Tatsächlich ist hierbei viel menschliche Arbeit erforderlich. So müssen beispielsweise kontinuierlich Daten verarbeitet, die Algorithmen entsprechend weiter trainiert und deren Qualität fortlaufend überprüft werden. Ohne entsprechende „menschliche" Überwachung und fortlaufende „Wartung" der Algorithmen können bei der Auswertung und Nutzung von Daten Verzerrungen auftreten, die im laufenden Betrieb nach und nach zu falschen Ergebnissen führen können (siehe z. B. Rani und Dhir 2024). Schließlich müssen die mit KI erzielten Ergebnisse ständig neu interpretiert werden, damit sie für die Weiterentwicklung und Innovation der Systeme genutzt werden können. Dies wird keineswegs von „selbstlernenden Systemen" erledigt, sondern von Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern. Diese bringen ihr Wissen und ihre Arbeitserfahrung in agile Innovationsprozesse ein, die auf kontinuierliche und iterative Verbesserung ausgerichtet sind.

► **Fallbeispiel**

Fachliches Domänenwissen

Um bei der Einführung von KI erfolgreich zu sein, kommt es nicht nur auf hochqualifizierte IT-Experten an, sondern ebenso auf diejenigen Beschäftigtengruppen, die unmittelbar vom geplanten KI-Einsatz betroffen sind. Hier erläutert ein Data Scientist, der ein KI-Projekt für eine Bank durchführt, inwiefern er auf die Sachbearbeiterinnen und Sachbearbeiter angewiesen ist: *„Ja, es geht tatsächlich darum, zu verstehen, was soll mein Modell denn eigentlich können. Also z. B. im Rahmen von diesem [Kundenprojekt zur automatischen Dokumentenerkennung in Kreditvergabeprozessen] sind dann so Sachen aufgetaucht wie, wir machen Dokumentenklassifizierung vor dem Hintergrund der Vollständigkeitsanalyse. Dann stellt sich schon die erste Frage, was heißt es denn: Dokumentenklassifizierung? Heißt das, ich muss nur erkennen, das ist ein Dokument dieses Typs, das ist ein Dokument, das ist irgendein Grundbuchauszug, oder muss ich auch erkennen, das ist der Grundbuchauszug von Max Mustermann. [. . .] Das könnte mir dann ja der Berater [in der Bank], wäre meine Hoffnung, ganz einfach sagen: Nein, das muss dieses oder jenes, das würde mir natürlich helfen. [. . .] So ein bisschen wie, ob ich nur erkenne, sind das Hunde oder sind das Katzen, oder ob ich auch erkenne, wie viele Beine hat die Katze."* (zitiert nach Lühr und Kämpf 2025, S. 64) ◄

Es zeigt sich: Ohne kompetente Beschäftigte und ihre Erfahrung können Unternehmen kaum erfolgreich sein. Für die Entwicklung und Nutzung von KI-Systemen benötigen sie die Fähigkeiten, Motivation und Kreativität ihrer Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter. Ein großes Hindernis in vielen KI-Projekten ist oft ein Mangel an Wissen über den Arbeitsprozess und seine täglichen Abläufe. Hierbei wird nicht nur das technische Expertenwissen über KI-Systeme und ihre Algorithmen benötigt, das beispielsweise von der neuen Berufsgruppe der „Datenanalysten" eingebracht werden kann. Vielmehr ist es, wie unsere Studien in der Praxis gezeigt haben, oft das undokumentierte „tacit knowing" (Polanyi 1978) der Beschäftigten in allen Bereichen, das am wichtigsten ist. Mit ihrer täglichen Arbeitserfahrung sind sie am besten in der Lage zu beurteilen, wo es Innovationsmöglichkeiten und Verbesserungsbedarf gibt und wie diese in der Praxis umgesetzt werden können.

In unseren Fallstudien zeigt sich zudem – und das ist vielleicht die wichtigste Erkenntnis unserer Forschung –, dass die Befähigung und Beteiligung der Beschäftigten bei der Einführung von KI-Systemen die entscheidenden Erfolgsfaktoren sind. Viele Unternehmen mussten diese Lektion in gescheiterten Projekten „schmerzhaft“ lernen, denn zumeist entwickeln sich KI-Projekte nur dann erfolgreich, wenn die Betroffenen aktiv einbezogen werden. In unserem Fall wurden verschiedene partizipative Formate entwickelt, um es den Mitarbeitenden zu ermöglichen, wirklich zu Mitgestaltern zu werden (siehe die Fallstudien in Kämpf et al. 2023): Die Bundesagentur für Arbeit hatte beispielsweise die Tätigkeiten, die die Mitarbeitenden selbst als belastend identifizierten, also ihre alltäglichen „Schmerzpunkte“, systematisch zum Ausgangspunkt eines erfolgreichen KI-Projekts gemacht (Födisch 2023); in den sogenannten „Jump-Start-Workshops“ des Start-ups ENERGY4U wurden alle Stakeholder des Unternehmens, einschließlich des Betriebsrats und der Beschäftigten selbst, bereits in der Entwicklungsphase der ersten Prototypen einbezogen (Knör 2023); bei der Telekom wurden partizipative Labore eingerichtet, in denen Mitarbeiter ihr Arbeitsumfeld selbst durch KI verbessern konnten (Hoppe und Suriano 2023).

Konsequent zu Ende gedacht, bringt diese Partizipation nicht nur die Projekte voran, sondern eröffnet auch salutogene Potenziale (vgl. Kämpf 2015; Boes und Kämpf 2019). Die Erfahrung, selbst Gestalter einer Arbeitswelt der Zukunft werden zu können und dem Prozess nicht nur als Objekt ausgeliefert zu sein, schafft Selbstwirksamkeitserfahrungen (Bandura 1977) und trägt dazu bei, dass Beschäftigte intakte Sinnstrukturen und Zukunftsgewissheit entwickeln können, die wesentlich für „gute Arbeit“ sind (vgl. Fuchs 2006; Schmucker 2020). Hierfür brauchen die Beschäftigten neben den Beteiligungsmöglichkeiten auch die richtigen Rahmenbedingungen und berufliche Sicherheit, denn nur wenn sie sich sicher sein können, sich perspektivisch „nicht selbst abzuschaffen“, können sie sich vollständig mit ihrem ganzen Wissen und ohne Vorbehalte in die Projekte einbringen. Nicht zuletzt deswegen kommt es auch hier auf hohe Mitbestimmung an (vgl. Kämpf und Lühr 2024).

► **Fallbeispiel**

„Lust auf Zukunft“

Unsere Befragte war als Kreditsachbearbeiterin in ein KI-Projekt involviert, in dem Dokumente automatisiert erkannt und klassifiziert werden. Ihre Rolle bestand darin, die KI-Experten des IT-Dienstleisters in ihre Tätigkeit einzuführen sowie gemeinsam die verschiedenen Dokumententypen durchzusprechen und zu erläutern, auf deren Grundlage dann ein Machine-Learning-Modell trainiert wird. Bemerkenswert ist, dass sie wiederholt betonte, dass sie mit dem Projekt keinerlei Unsicherheiten oder Zukunftsängste verbindet. Was sie damit vor allem assoziiert, ist vielmehr eine Arbeitserleichterung und die Reduzierung ihrer Arbeitslast. Das hat vor allem mit den spezifischen Rahmenbedingungen des KI-Einsatzes zu tun: So war in diesem Fall der Fachkräftemangel in der Region der zentrale Treiber für KI-Projekte in der Bank. Vor diesem Hintergrund spielt das ganze Thema Arbeitsplatzunsicherheit im gesamten Interview keine Rolle, wenngleich die Sicherheit des Arbeitsplatzes für die Befragte subjektiv sogar eine sehr hohe Relevanz hat: *„Also als Familie mit zwei Kindern ist mir die sehr wichtig, ja.“* Gleichzeitig verbindet die Befragte mit der Automatisierungsentwicklung generell eine positive Zukunftsperspektive: *„[…] dann würde ich erwarten, dass die Arbeit eher anspruchsvoller wird, weil die einfachen Tätigkeiten einfach durch die KI oder durch wen auch immer übernommen werden. Sondern eher ja anspruchsvoller dann wird, ja.“* (zitiert nach Lühr und Kämpf 2025, S. 76)

Die Erwartungen, die sie mit den Möglichkeiten der Produktivkraftentwicklung verbindet, zielen auf eine Erweiterung ihrer Handlungsspielräume, weil ihre berufliche Sicherheit gegeben ist. ◄

15.3 Wie KI die Arbeit im Büro verändert

Die bisherigen Ausführungen zeigen, dass KI „menschliche“ Arbeit braucht und die Unternehmen für die Ausschöpfung der Potenziale von KI auf die Mitwirkung der Beschäftigten angewiesen sind, woraus sich bereits erste Potenziale für „gute Arbeit“ ergeben. Um die Auswirkungen von KI auf der Ebene der Arbeitsplätze umfassend zu verstehen, ist eine differenzierte Forschungsperspektive erforderlich. Dabei darf sich die Folgenabschätzung nicht auf die quantitativen Auswirkungen auf die Beschäftigung beschränken, sondern muss auch die qualitativen Veränderungen des Arbeitsprozesses, der Arbeitsorganisation und der erforderlichen Fähigkeiten berücksichtigen (vgl. Lühr und Kämpf 2025, 29 ff.). Gleichzeitig darf sich eine kritische Perspektive nicht auf eine Beschreibung der mit KI verbundenen Risiken und Gefahren beschränken. Vielmehr muss auch das Potenzial von KI zur Verbesserung der Arbeitssituation von Arbeitnehmern systematisch berücksichtigt werden.

15.3.1 Neue Potenziale für gute Arbeit

In unserer empirischen Forschung wurden wir selbst überrascht, wie groß das Potenzial von KI für „gute Arbeit“ ist. Immer wieder fanden sich Beispiele, in denen Beschäftigte selbst begannen, ihren Arbeitsprozess mit KI zu verändern, sich neue Tätigkeiten zu erschließen und neue Fähigkeiten anzueignen, mit denen sie sich sogar neue Freiräume in der Arbeit geschaffen haben. Zugespitzt formuliert und konsequent zu Ende gedacht, könnte KI so – entsprechend genutzt – eine neue Ära der Humanisierung von Arbeit einläuten. Folgt man unseren empirischen Beispielen, sind dabei drei Ebenen entscheidend (Kämpf 2025; vgl. Lühr und Kämpf 2025, S. 51 ff.):

- die Entlastung von repetitiven Aufgaben und der Abbau von Überlast,
- eine Aufwertung von Tätigkeiten und Arbeitsstellen sowie
- das Empowerment der Beschäftigten und erweiterte Freiheitsgrade durch neue Formen der Arbeitsorganisation.

In der Praxis zeigte sich zunächst, dass KI genutzt werden kann, um Überlast abzubauen und Beschäftigte von repetitiven Arbeiten zu entlasten. Die Vereinfachung und ggf. Substituierung umständlicher oder als überflüssig empfundener Arbeitsprozesse kann zu einer Verbesserung der Arbeitssituation von Beschäftigten führen – vor allem dann, wenn die Zeitgewinne bzw. Produktivitätsfortschritte für einen nachhaltigen Arbeitsrhythmus oder höherwertige Tätigkeiten genutzt werden. Insbesondere die Vielzahl bürokratischer Prozesse in großen, über viele Jahre gewachsenen Organisationen eröffnen hier gerade in der deutschen Wirtschaft besondere Potenziale. Immer wieder wird dabei jedoch auch betont, dass für die Beschäftigten Routinetätigkeiten auch eine Entlastung im Arbeitsalltag sein können (Kämpf 2025). Man sollte dabei jedoch nicht den Fehler machen, repetitive Tätigkeiten als Ausgleich für fehlende Pausenzeiten oder ein angemessenes Arbeitstempo zu nutzen. Zugespitzt formuliert: Monotone und wenig fordernde Aufgaben sind kein Ersatz für echte Pausen (ebd.). Richtig ist es allerdings, zwischen notwendigem organisationalem „slack“ und wirklich überflüssigem „waste“ (Cyert und March 1963) zu unterscheiden.

► **Fallbeispiel**

Entlastung von Routinetätigkeiten

Ein IT-Dienstleister hat eine Lösung für die automatisierte Validierung von Zählerständen entwickelt und bei einem Kunden in der Energiewirtschaft implementiert. Das System prüft zunächst regelbasiert die Plausibilität der erfassten Zählerstände. Die dabei ermittelten Prüffälle mussten bislang „manuell“ von den Sachbearbeiterinnen und Sachbearbeitern gesichtet werden. 80 % der Prüffälle erwiesen sich bei genauerer Prüfung jedoch als korrekt. Mit einer

> neuen Machine-Learning-Software kann nun ein Großteil dieser eigentlich richtigen Zählerstände automatisiert erkannt und freigegeben werden. Damit ändert sich die Arbeit der Sachbearbeiter grundlegend: Sie müssen nun nicht mehr ein hohes Volumen sehr einfach zu erkennender Fälle immer wieder gleich prüfen und repetitiv freigeben, sondern sie können sich nun auf die wenigen komplexen Fälle konzentrieren, die tatsächlich eine Bearbeitung durch qualifizierte Fachkräfte unbedingt benötigen (Lühr und Kämpf 2025, S. 53–54). ◄

Zum zweiten zeigt sich in unseren Fallbeispielen, dass der Einsatz von KI im Arbeitsprozess tatsächlich zu einer Aufwertung und Höherqualifizierung der Beschäftigten führen kann. Die Beispiele reichen hier von Beschäftigten im Call-Center, die vom Call-Center-Agent zum Betreuer der Chatbots wurden, bis hin zu Sachbearbeiterinnen und Sachbearbeitern in der Verwaltung, die schließlich selbst Bots entwickeln und implementieren. Besonders interessant ist hier ein Fallunternehmen aus dem Bereich Finanz- und Verwaltungsdienstleistungen (ausführlich dazu Lühr und Kämpf 2025). Dieses Unternehmen hat eine eigene Abteilung aufgebaut, um interne Verwaltungsprozesse u. a. mit Robotic Process Automation (RPA) zu automatisieren. Genutzt werden dafür nicht zuletzt Low-Code-Anwendungen, also Entwicklungsprogramme, die ohne Kenntnis spezieller Programmiersprachen bedient werden können (vgl. Peters et al. 2023). Die Mitarbeitenden der Abteilung waren Beschäftigte, die ursprünglich selbst aus den betroffenen Bereichen stammen und als Büro- und Bankkaufleute zunächst keinen fachlichen IT-Hintergrund hatten. Mit ihrem Domänenwissen sind sie für den Erfolg der Abteilung unverzichtbar. Für sie selbst hingegen boten die KI- und Automatisierungsprojekte die Gelegenheit, sich weiterzubilden, zum Beispiel mit Zusatzqualifikationen für Programmiersprachen oder im Rahmen eines berufsbegleitenden Bachelor-Studiums. Im Ergebnis sind aus Sachbearbeitern Business-Analysts, Software-Tester und Programmierer geworden – teils sogar mit akademischen Abschlüssen.

Wir waren schließlich besonders überrascht, dass die Implementierung und Nutzung von KI auch zu Innovationen in der Arbeitsorganisation führen kann – die im Ergebnis für die Beschäftigten mehr Empowerment und größere Freiräume im Arbeitsprozess bedeuten. Aufschlussreich ist hier ein Fallbeispiel aus einem großen IT-Unternehmen. KI wurde in diesem Unternehmen eingesetzt, um die Lohnbuchhaltung neu zu gestalten (Kämpf und Langes 2023). Ziel war es, die Effizienz der Abteilung zu verbessern. Der Einsatz von KI führte zu einer ganzheitlichen Veränderung von Arbeit, die weit über eine punktuelle Automatisierung einzelner Prozessschritte und den Wegfall isolierter Arbeitsvorgänge hinausgeht.

Vor der Umstellung war der Bereich durch einen hohen Anteil repetitiver Tätigkeiten geprägt. Durch die Einführung von RPA und Chatbots wurde ein Teil dieser Tätigkeiten automatisiert. Auf der einen Seite mussten die Daten nicht mehr manuell von einem System ins andere übertragen werden („zero touch“); auf der anderen Seite übernahm der Chatbot einfache, immer wiederkehrende Nachfragen an die Mitarbeitenden der Lohnbuchhaltung. Für die Beschäftigten fielen so nicht nur einfache Aufgaben weg, sondern es entstanden auch neue Tätigkeitsfelder, die andere Kompetenzen erforderten. So konnten die Beschäftigten die gewonnene Zeit dafür nutzen, Daten nicht mehr nur zu „verschieben“, sondern auch auszuwerten und zu analysieren. Sie waren nun auch dafür verantwortlich, die Bots auf dieser Basis weiterzuentwickeln, ihre Funktionalität und Performanz zu erweitern und sie entsprechend zu „trainieren“. Zugespitzt formuliert, wurden aus vormaligen Sachbearbeitern „Data Scientists“ und Chatbot-Betreuer.

Besonders interessant an diesem Fallbeispiel ist, dass erkannt wurde, dass sich mit dem Wandel der Tätigkeit auch die Anforderungen an die Arbeitsorganisation verändert hatten. Die bisherigen bürokratischen Strukturen passten nicht mehr zu den neuen Aufgaben der Abteilung. Gefragt waren nicht mehr star-

re und sich wiederholende Abläufe, sondern Agilität. Deshalb wurde das Organisationsmodell nach dem Vorbild des Vorreiters Spotify auf eine agile Arbeitsweise umgestellt (Kämpf und Langes 2023, S. 47; vgl. Lester 2023). Die Beschäftigten im Bereich arbeiten nun in selbstorganisierten Teams bzw. „Squads", priorisieren ihre Arbeit selbstständig anhand eines „Backlogs" und treffen sich zum täglichen „Daily Stand-up". Auch die Führungsstrukturen veränderten sich. So wurde eine Führungsebene abgebaut, um schnellere Entscheidungen treffen zu können und mehr Empowerment der Beschäftigten zuzulassen.

Übersehen werden darf dabei jedoch nicht, dass das Unternehmen heute für die Tätigkeiten in diesem Bereich weltweit 40 % weniger Personalkapazitäten braucht. Auch wenn den betroffenen Beschäftigten auf dem internen Arbeitsmarkt alternative Stellen und Entwicklungspfade eröffnet werden konnten, wird doch deutlich, wie eng in der Praxis Chancen und Risiken miteinander verbunden sein können: Auf der einen Seite werden hier die Potenziale für eine Humanisierung von Arbeit greifbar – zum Beispiel im Sinne einer Zunahme von Freiheitsgraden im Arbeitsprozess und einer Aufwertung der Tätigkeiten. Auf der anderen Seite sind die Rationalisierungspotenziale und das Risiko von Personalabbau kaum von der Hand zu weisen. Gegenüber den betrieblichen Zielen von kostenoptimierten und möglichst fehlerfreien Arbeitsabläufen waren das Empowerment der Beschäftigten und die Aufwertung ihrer Tätigkeiten zunächst nachrangig, oder – zugespitzt formuliert – eine nicht geplante „Nebenfolge" der Rationalisierung (vgl. dazu auch Kämpf 2025). Erst die Schwierigkeiten im Projektverlauf haben das Management veranlasst, die Beschäftigten zu beteiligen und sie zu maßgeblichen Akteuren im Projekt zu machen.

15.3.2 Entwertung statt „guter Arbeit": Die Potenziale bleiben ungenutzt

Gerade weil Chancen und Risiken von KI eng beieinander liegen, ist ein gründlicher empirischer Blick notwendig. Bei genauer Betrachtung fällt auf, dass die Möglichkeiten von KI für „gute Arbeit" in der Wirtschaft insgesamt kaum genutzt werden (Kämpf 2025). Die skizzierten Fälle zeigen zwar das Potenzial von KI auf, sie sind bislang aber Einzelbeispiele aus sehr wenigen Vorreiterunternehmen, die keinem systematischen Vorgehen der Unternehmen geschuldet sind. Oftmals sind sie entweder das Ergebnis der Einzelinitiative von Beschäftigten und Projektleiterinnen und -leitern oder Lernerfahrungen, nachdem KI-Projekte zunächst nicht funktionierten. Insbesondere die Beteiligung der betroffenen Beschäftigten (siehe obiges Fallbeispiel) erfolgte oft erst als allerletzter Schritt, nachdem klassische Top-down-Verfahren („Roll-out") nicht funktionierten.

In der Breite der Wirtschaft folgt der Einsatz von KI kaum dem Leitbild einer Verbesserung der Arbeitsbedingungen. In der Praxis ist vielmehr weiterhin das Ziel, Kosten zu senken – mit dem Ergebnis der Entwertung von Arbeit und der Gefahr von Arbeitsplatzverlusten. Im Fokus stehen dann weniger komplementäre KI-Strategien (Huchler 2022), die KI zur Unterstützung von Beschäftigten und zur Erweiterung ihrer Fähigkeiten einsetzen, sondern vielmehr einfache Automatisierungsstrategien, die schlicht auf die Ersetzung menschlicher Arbeitskraft zielen. Auch die Gefahr einer zunehmend engmaschigeren Kontrolle und Überwachung von Arbeit durch „algorithmic management" (Kellogg et al. 2020) in einer zunehmend transparenten Arbeitswelt ist mittlerweile vielfach dokumentiert.

Folgerichtig bleiben die zentralen Akteure in vielen KI-Projekten Führungskräfte, IT- und oftmals externe KI-Fachleute. Mitarbeitende

aus HR, die betroffenen Beschäftigten selbst oder gar der Betriebsrat werden am Anfang nur selten in solche Projekte integriert. Es ist auffallend, dass in der Folge viele KI-Projekte scheitern – zumeist nicht wegen technischer Schwierigkeiten, sondern aufgrund organisationaler und sozialer Grenzen (Kämpf und Langes 2023; Lühr und Kämpf 2025, S. 45 ff.). Diese reichen von Problemen, über die organisationalen Silos der bürokratischen Organisation hinweg zusammenzuarbeiten und zum Beispiel Daten zu teilen, bis hin zur Verunsicherung der Beschäftigten.

Auch wenn die Beschäftigten – nicht zuletzt mit Blick auf ihre eigene Überlast – dem Einsatz von KI durchaus offen gegenüberstehen, war in vielen der Unternehmen, in denen wir Fallstudien durchgeführt hatten, Unsicherheit zu spüren. Unterschwellig wurde immer wieder die Angst deutlich, ob man als Arbeitskraft auch in Zukunft wirklich noch gebraucht wird. Anhand von Einzelfällen konnten wir die Haltung und auch das widersprüchliche „Erleben“ ganz unterschiedlicher Beschäftigter empirisch rekonstruieren (vgl. ausführlich Lühr 2022; Lühr und Kämpf 2025, S. 69 ff.). Während auf der einen Seite die Beteiligung an KI-Projekten als positive und bereichernde Erfahrung beschrieben worden ist, wurden auf der anderen Seite Anerkennungsverluste und das Gefühl einer Entwertung von Arbeit spürbar.

► **Fallbeispiel**

Kundenberaterin Callcenter

Die Interviewte schätzt grundsätzlich die Möglichkeiten der Automatisierung und begrüßt sie als eine Erleichterung in ihrer Arbeit. Gleichzeitig schildert sie eine allgemeine Verunsicherung der Belegschaft. Bei den Kolleginnen und Kollegen wachse die Angst, nicht mehr gebraucht zu werden. Während das Unternehmen keinerlei Maßnahmen zur Sicherung von Beschäftigung ergreift, fokussiert sich das Management stattdessen darauf, die Akzeptanz in der Belegschaft gegenüber den Software-Robotern zu erhöhen – etwa indem den Bots „echte“ Namen gegeben werden, um sie zu vermenschlichen. Unsere Befragte kommentiert das so: *„Wobei wir Mitarbeiter, habe ich das Gefühl, das schon eher als Bedrohung sehen. Und dann diese Vermenschlichung nicht wollen. Das heißt, ich sage nicht, ‚der Horst macht jetzt den Kündigungsprozess‘, sondern ‚die Maschine‘ oder ‚der Roboter‘. Das ist bei uns eher so im Sprachgebrauch […]. Dass man sich das nicht gefallen lässt. Das ist eben nicht der Horst, weil der Horst, der ist letztes Jahr gegangen, weil es für den keine Arbeit mehr gibt.“* Insgesamt ist das Erleben des KI-Einsatzes unserer Befragten durch die Sorge geprägt, dass *„die Digitalisierung nicht wichtiger wird als der Mensch“*. (zitiert nach Lühr und Kämpf 2025, S. 72) ◄

Klar ist: Wenn Unternehmen beim Einsatz von KI ausschließlich auf Kostensenkung abzielen, ist es wenig überraschend, dass auf Seiten der Belegschaft Ängste und Sorgen wachsen. Eine echte – und dringend benötigte – Begeisterung für die neuen Möglichkeiten der KI oder gar eine Aufbruchstimmung kann so nicht entstehen. Letztlich werden damit nicht nur die Potenziale von KI für eine Neugestaltung der Arbeitswelt verschenkt, sondern die Neueinstellung der Wirtschaft in der digitalen Transformation droht zu scheitern (Kämpf und Langes 2023; Kämpf 2025).

15.4 Mehr als Technik: KI muss gestaltet werden

Unsere Ergebnisse machen deutlich: Beim Einsatz von Künstlicher Intelligenz in der Arbeitswelt sind wir in Deutschland an einem Scheideweg angelangt. Auf der einen Seite sind neue Potenziale für „gute Arbeit“ unverkennbar, auf der anderen Seite drohen eine Entwertung von Arbeit und eine neue Qualität „digitaler Fließbänder“ bis weit in die Wissensarbeit hinein. Es zeigt sich in der Praxis, dass die erfolgreiche Einführung von KI alles andere als ein Selbstläufer ist – und dass es hier um weit mehr geht als nur um die bloße Implementierung einer „neutralen“ Technolo-

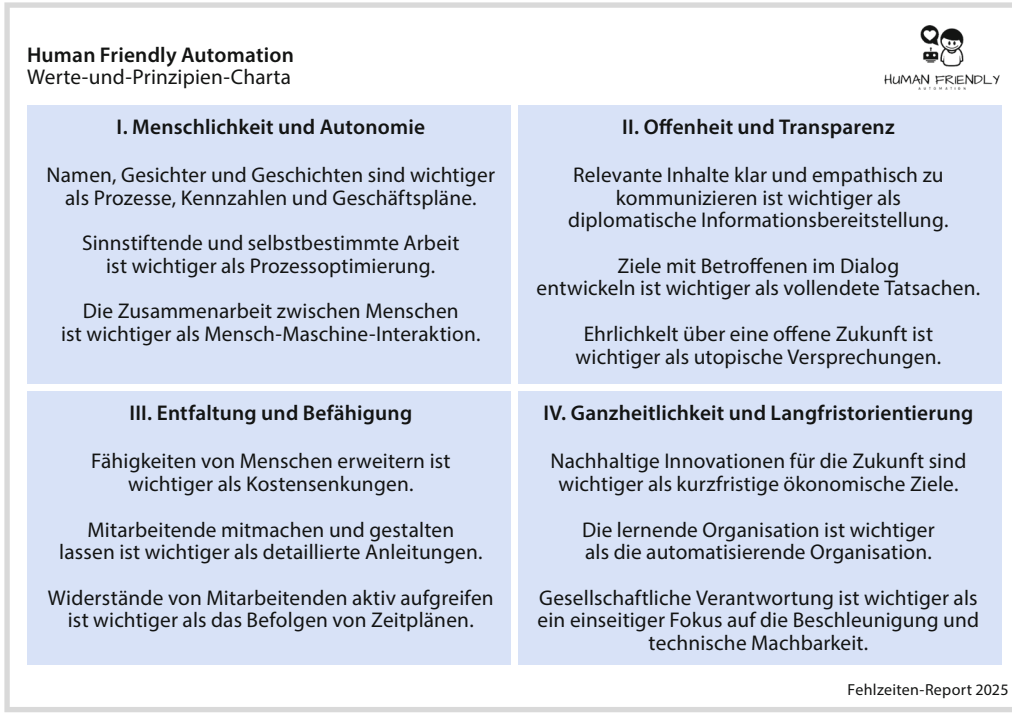


Abb. 15.1 Human Friendly Automation – Werte- und Prinzipien-Charta. (Quelle: Schatilow 2023)

gie. Vor allem mit Blick auf die Folgen für die Beschäftigten gilt, dass eine nachhaltige und ganzheitlich angelegte Gestaltung der sich rasant verändernden Arbeitsprozesse dringend notwendig ist.

Gebraucht werden deshalb nicht zuletzt Betriebsvereinbarungen, Tarifverträge und auch betriebliche Gefährdungsbeurteilungen, mit denen die konkrete Ausgestaltung von KI reguliert und in Richtung Nachhaltigkeit orientiert werden kann. Deshalb ist das Thema auch für Betriebsräte und die Mitbestimmung zu einem immer wichtigeren Thema geworden. Schon 2022 haben im Rahmen einer quantitativen Befragung mehr als 50 % der befragten Betriebsräte angegeben, sich mit KI zu beschäftigen (Hoppe 2022). In unseren Untersuchungen hat sich gezeigt, dass sie dabei jedoch immer wieder auf Widerstand stoßen. Gleichzeitig zeigten erste Vereinbarungen von Vorreiter-Unternehmen wie IBM oder der Deutschen Telekom, wie produktiv eine sozialpartnerschaftliche Gestaltung der KI-Ära sein kann (Hegner und Remers 2023; Hoppe und Suriano 2023; ausführlich dazu Doellgast und Kämpf 2023; Kämpf und Lühr 2024).

Bemerkenswert ist dabei, dass sich nicht nur die „üblichen Verdächtigen" Sorgen über die Folgen von KI in der Arbeitswelt machen, sondern auch die Tech-Worker und IT-Professionals selbst. Im Rahmen unserer Forschung konnten wir die Initiative „Human Friendly Automation" wissenschaftlich begleiten (Kämpf et al. 2023[1]). Quer über Unternehmen hinweg haben sich hier IT-Beraterinnen und -Berater zusammengeschlossen, die als KI-Experten, Change-Manager und HR-Spezialisten KI in der Praxis implementieren. In ihren Projekten haben sie die Erfahrung gemacht, dass es beim Einsatz von KI nicht allein um die technische Machbarkeit oder die be-

1 ▶ https://www.humanfriendlyautomation.com.

triebswirtschaftliche Rentabilität gehen darf, sondern dass ein wertorientierter, nachhaltiger Ansatz dringend erforderlich ist. Aufbauend auf dem UN-Nachhaltigkeitsziel Nr. 8 „Würdevolle Arbeit" haben sie deshalb als Graswurzelbewegung eine eigene Wertecharta entwickelt (siehe ◘ Abb. 15.1). Ziel ist es, mit Werten und Prinzipien eine Orientierung zu geben, wie KI nachhaltig und im Sinne der Menschen eingeführt werden kann.

Literatur

Acemoglu D, Restrepo P (2019) The wrong kind of AI? Artificial intelligence and the future of labor demand. National Bureau of Economic Research, Cambridge https://doi.org/10.3386/w25682

Arntz M, Gregory T, Zierahn U (2016) The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries. A Comparative Analysis. OECD Social, Employment and Migration Working Papers No 189

Bandura A (1977) Self-efficacy: toward a unifying theory of behavioral change. Psychol Rev 84(2):191–215

Boes A, Kämpf T (2019) Wie nachhaltig sind agile Arbeitsformen? In: Badura B, Ducki A, Schröder H, Klose J, Meyer M (Hrsg) Fehlzeiten-Report 2019. Springer, Wiesbaden, S 193–204

Boes A, Ziegler A (2021) Umbruch in der Automobilindustrie. Analyse der Strategien von Schlüsselunternehmen an der Schwelle zur Informationsökonomie. ISF München

Boes A, Langes B, Vogl E (2019) Die Cloud als Wegbereiter des Paradigmenwechsels zur Informationsökonomie. In: Boes A, Langes B (Hrsg) Die Cloud und der digitale Umbruch in Wirtschaft und Arbeit. Strategien – Best Practices – Gestaltungsimpulse. Haufe, Freiburg, S 115–147

Bonin H, Gregory T, Zierahn U (2015) Übertragung der Studie von Frey/Osborne (2013) auf Deutschland. Endbericht. Bundesministerium für Arbeit und Soziales, Mannheim

Chui M, Hazan E, Roberts R, Singla A, Smaje K, Sukharevsky A, Yee L, Zemmel R (2023) The economic potential of generative AI. McKinsey, New York. https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/the-economic-potential-of-generative-ai-the-next-productivity-frontier. Zugegriffen: 11. Juni 2025

Cyert RM, March JG (1963) A behavioral theory of the firm. Pearson, Prentice Hall

Doellgast V, Kämpf T (2023) Co-determination meets the digital economy: works councils in the German Ict services industry. Entrep Hist 113(4):32–43 (https://shs.cairn.info/journal-entreprises-et-histoire-2023-4-page-32?lang=en. Zugegriffen: 11. Juni 2025)

Födisch M (2023) Leuchttürme in der Praxis: was wir von Vorreitern lernen können. Automatisierung in der Bundesagentur für Arbeit?! Ein Pilotfall für Human Friendly Automation. In: Kämpf T, Langes B, Schatilow L, Gergs HJ (Hrsg) Human Friendly Automation. Arbeit und Künstliche Intelligenz neu denken. Frankfurter Allgemeine Buch, Frankfurt am Main, S 117–125

Frey CB, Osborne MA (2013) The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation? University of Oxford, Oxford

Fuchs T (2006) Was ist gute Arbeit? Anforderungen aus der Sicht von Erwerbstätigen: Konzeption und Auswertung einer repräsentativen Untersuchung, 2. Aufl. INQA-Bericht 19. BauA, Berlin Dortmund Dresden

Gmyrek P, Berg J, Bescond D (2023) Generative AI and jobs: a global analysis of potential effects on job quantity and quality. ILO Working Paper No 96

Hegner C, Remers F (2023) Gemeinsame KI-Vision entwickelt – wie Arbeitgeberin und Mitbestimmung bei IBM menschenfreundliche KI-Systeme voranbringen. In: Kämpf T, Langes B, Schatilow L, Gergs HJ (Hrsg) Human Friendly Automation. Arbeit und Künstliche Intelligenz neu denken. Frankfurter Allgemeine Buch, Frankfurt am Main, S 209–214

Hirsch-Kreinsen H (2023) Das Versprechen der Künstlichen Intelligenz. Gesellschaftliche Dynamik einer Schlüsseltechnologie. Campus, Frankfurt am Main New York

Hoppe M (2022) Über die Einstellung von Mitbestimmungsakteuren zu KI-Systemen: Ergebnisse einer Onlinebefragung von Betriebs- und Personalräten zu Vertrauensfaktoren und Regulierungserfordernissen. In: Schröder L, Höfers P (Hrsg) Praxishandbuch Künstliche Intelligenz. Handlungsanleitungen, Praxistipps, Prüffragen, Checklisten. Bund, Frankfurt am Main, S 351–434

Hoppe M, Suriano G (2023) Beteiligung und Mitbestimmung als Erfolgsfaktor – wie wir mit Experimentierräumen neue Innovationskulturen von unten schaffen. In: Kämpf T, Langes B, Schatilow L, Gergs HJ (Hrsg) Human Friendly Automation. Arbeit und Künstliche Intelligenz neu denken. Frankfurter Allgemeine Buch, Frankfurt am Main, S 199–206

Huchler N (2022) Komplementäre Arbeitsgestaltung. Grundrisse eines Konzepts zur Humanisierung der Arbeit mit KI. Z Arb Wiss 76(2):158–175

IWF (2024) Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work. SDN/2024/001

Kämpf T (2015) Ausgebrannte Arbeitswelt – Wie erleben Beschäftigte neue Formen von Belastung in modernen Feldern der Wissensarbeit? Berlin J Soziol 25:133–159

Kämpf T (2025) KI und der Wandel der Arbeitswelt. In: Däubler W, Klengel E (Hrsg) Handbuch für Prakti-

ker in Betrieben und Behörden mit Empfehlungen, Musterformulierungen und Checklisten. Bund Verlag, Frankfurt (im Erscheinen)

Kämpf T, Langes B (2021) Künstliche Intelligenz in der digitalen Arbeitswelt. Erste Befunde einer empirischen Bestandsaufnahme. https://denk-doch-mal.de/tobias-kaempf-barbara-langes-kuenstlicheintelligenz-in-der-digitalen-arbeitswelt-erstebefunde-einer-empirischen-bestandsaufnahme/

Kämpf T, Langes B (2023) Künstliche Intelligenz und der Wandel der Arbeitswelt: Warum wir einen neuen Leitstern brauchen. In: Kämpf T, Langes B, Schatilow L, Gergs HJ (Hrsg) Human Friendly Automation. Arbeit und Künstliche Intelligenz neu denken. Frankfurter Allgemeine Buch, Frankfurt am Main, S 38–54

Kämpf T, Lühr T (2024) Angestellte und Mitbestimmung in der digitalen Transformation. WSI Mitt 77:34–41

Kämpf T, Langes B, Schatilow L, Gergs HJ (Hrsg) (2023) Human Friendly Automation. Arbeit und künstliche Intelligenz neu denken. Frankfurter Allgemeine Buch, Frankfurt am Main

Kellogg KC, Valentine MA, Christin A (2020) Algorithms at work: the new contested terrain of control. Acad Manag Ann 14:366–410

Knör S (2023) KI in der Energiewirtschaft – KI-Entwicklung und Empowerment zusammendenken. In: Kämpf T, Langes B, Schatilow L, Gergs HJ (Hrsg) Human Friendly Automation. Arbeit und Künstliche Intelligenz neu denken. Frankfurter Allgemeine Buch, Frankfurt am Main, S 128–134

Krzywdzinksi M, Schneiß D, Sperling A (2024) Between Control and Participation: The politics of algorithmic management. New Technology, Work and Employment 40(1):60–80

Lester J (2023) HFA goes global. How „payroll" became an agile speedboat with AI. In: Kämpf T, Langes B, Schatilow L, Gergs HJ (Hrsg) Human Friendly Automation. Arbeit und Künstliche Intelligenz neu denken. Frankfurter Allgemeine Buch, Frankfurt am Main, S 187–193

Lühr T (2022) Zur Restrukturierung von Handlungsfähigkeit in der digitalen Transformation – Digitalisierungserleben am Beispiel der Automatisierung von Arbeit. AIS-Studien 15:88–103

Lühr T, Kämpf T (2025) Bots im Büro. Künstliche Intelligenz und der Wandel von Angestelltenarbeit in der digitalen Transformation. Hans-Böckler-Stiftung, Düsseldorf

Lühr T, Boes A, Kämpf T (2025) „Wind of Change": Widersprüche der Transformation und die Perspektive der Beschäftigten. (in Vorbereitung)

Noy S, Zhang W (2023) Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. Working paper. https://doi.org/10.2139/ssrn.4375283

Peters C, Reichert F, Gläsel B (2023) KI im IT-Support. Wie mit Low-Code-Plattformen Bschäftigte zu Gestalter:innen der Automatisierung werden. In: Kämpf T, Langes B, Schatilow L, Gergs HJ (Hrsg) Human Friendly Automation. Arbeit und Künstliche Intelligenz neu denken. Frankfurter Allgemeine Buch, Frankfurt am Main, S 148–155

Polanyi K (1978) The great transformation: Politische und ökonomische Ursprünge von Gesellschaften und Wirtschaftssystemen. Suhrkamp, Frankfurt am Main

Rani U, Dhir RK (2024) AI-enabled business model and human-in-the-loop (deceptive AI): implications for labor. In: Garcia-Murillo M, MacInnes I, Renda A (Hrsg) Handbook of artificial intelligence at work. Edward Elgar, S 47–75

Research Services IDG (2021) Studie machine learning 2021. IDG Business Media, München (http://www.inform-datalab.de/wp-content/uploads/Studie_MachineLearning_2021_DataLab-2.pdf. Zugegriffen: 11. Juni 2025)

Schatilow L (2023) Das branchenübergreifende HFA-Netzwerk: Allianz zur Gestaltung der Arbeit in der Ära digitaler Automatisierung. In: Kämpf T, Langes B, Schatilow L, Gergs HJ (Hrsg) Human Friendly Automation. Arbeit und Künstliche Intelligenz neu denken. Frankfurter Allgemeine Buch, Frankfurt am Main, S 26–37

Schmucker R (2020) Von Decent Work zu Guter Arbeit. Zur Bedeutung arbeitspolitischer Leitbilder. sozialpolitikch 2/2020:2.2. https://doi.org/10.18753/2297-8224-157

Suchy O (2023) Neue Wege, um KI für Gute Arbeit nutzbar zu machen. In: Kämpf T, Langes B, Schatilow L, Gergs HJ (Hrsg) Human Friendly Automation. Arbeit und Künstliche Intelligenz neu denken. Frankfurter Allgemeine Buch, Frankfurt am Main, S 110–114

Gesundheitsorientierter Einsatz von KI – Ebene des Individuums

Inhaltsverzeichnis

Kapitel 16 Einführung von KI: Anforderungen an den Transformationsprozess und an KI am Arbeitsplatz aus Sicht der Beschäftigten – 221
Sabine Pfeiffer

Kapitel 17 Künstliche Intelligenz und digitale Selbstvermessung – Technik als Trostersatz in erschöpfenden Zeiten – 235
Stefan Selke

Kapitel 18 Arbeitsqualität im Kontext KI-gestützter Arbeitsorganisation – 247
Swantje Robelski, Sophie-Charlotte Meyer und Matthias Hartwig

Einführung von KI: Anforderungen an den Transformationsprozess und an KI am Arbeitsplatz aus Sicht der Beschäftigten

Sabine Pfeiffer

Inhaltsverzeichnis

16.1 Theoretischer Hintergrund – 222

16.2 Methodisches Vorgehen – 223

16.3 Zentrale Ergebnisse – 225

16.4 Diskussion und Ausblick – 232

Literatur – 233

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_16

Zusammenfassung

Der Beitrag stellt die Perspektive von Beschäftigten auf Künstliche Intelligenz (KI) am eigenen Arbeitsplatz und den damit verbundenen Transformationsprozess vor. Basis sind zwei quantitative Erhebungen, von denen eine im Jahr 2022, also vor der Einführung von ChatGPT, und eine im Jahr 2024 durchgeführt wurde. Es werden zentrale Ergebnisse aus beiden Erhebungen zur Verbreitung von (generativer) KI am Arbeitsplatz, zum selbst eingeschätzten Wissen über KI und zu den grundsätzlichen Einstellungen von Beschäftigten gegenüber KI präsentiert. In den Studien zeigt sich, dass Beschäftigte sich die neuen Technologien schneller und in größeren Anteilen aneignen als meist unterstellt. Die Daten zeigen zudem, wie sich Beschäftigte KI am Arbeitsplatz konkret wünschen und ob KI eher Kollegin oder Vorgesetzte sein soll. Schließlich zeigen vergleichende Ergebnisse aus beiden Erhebungsjahren, welche Anforderungen Beschäftigte an die Prozesse der Partizipation und Mitbestimmung im KI-Transformationsprozess stellen. Insgesamt zeigt sich: Mit deutlich steigenden Nutzungszahlen und mehr Wissen um KI werden die Gestaltungsvorstellungen der Beschäftigten konkreter. KI wird weitgehend eine unterstützende, zuarbeitende Rolle zugewiesen – sie soll mehr Assistentin denn Vorgesetzte sein. Die Ansprüche an die Partizipation bei der Einführung sind stabil hoch, ebenso der Wunsch nach mehr Mitbestimmung bei der Einführung von KI.

16

16.1 Theoretischer Hintergrund

Die vorliegenden Ergebnisse stellen die Perspektive von Beschäftigten zur Umsetzung von KI am eigenen Arbeitsplatz in den Mittelpunkt. Dabei bieten die beiden Erhebungszeitpunkte 2022 und 2024 die Möglichkeit eines Vergleichs vor und nach der Einführung von ChatGPT. Unsere erste Befragung fand vor dem 30. November 2022 statt – dem Tag, an dem OpenAI mit einer kurzen Meldung auf der eigenen Website dazu einlädt, das Programm ChatGPT (damals Modellversion 3.5) zu nutzen (OpenAI 2022). Dieser Tag wird allgemein als Startschuss der bis dato anhaltenden Debatte über und die Verbreitung von generativer KI betrachtet. Im Jahr 2022 war die Befragung zu KI am Arbeitsplatz für viele Beschäftigte noch hypothetischer als im Jahr 2024, als sie ein zweites Mal befragt wurden. Eine erste Frage, der dieser Beitrag nachgeht, ist daher, wie sich die Nutzung von und das Wissen über KI bei Beschäftigten in Deutschland seit der Einführung von ChatGPT verändert hat.

Der Bezug auf den Einsatz von KI insgesamt und insbesondere von generativer KI am Arbeitsplatz wird in dieser Studie in den Mittelpunkt gestellt. Nicht nur, weil sich in anderen Studien nur unerhebliche Zusammenhänge zwischen den Einstellungen zu KI und üblichen sozio-demografischen Daten wie Geschlecht, Alter, Einkommen und Qualifikation zeigen (Liang und Lee 2017), sondern auch, weil es letztlich die Beschäftigten sind, die die Implementierung und den Umgang mit KI bewältigen, auch deren stochastisch bedingten Unzulänglichkeiten kompensieren müssen. Um einen „unbewusst destruktive[n] Einsatz" von KI (Pfeiffer 2021b, S. 284) zu verhindern, sind nicht nur aus der viel diskutierten ethischen, sondern auch aus ökonomischer Perspektive unabdingbar die Grenzen von KI zu thematisieren. Diese lassen sich in drei Arten unterscheiden: a) grundsätzliche Grenzen, bedingt davon, dass KI letztlich nur mit statistischen Wahrscheinlichkeiten rechnet; b) zeitlich-bedingte Grenzen, die sich bei autonom (weiter)lernenden System wie KI und damit anders als bei klassischer Software stellen; und – unter anderem, aber nicht nur – wenn a) und b) oft ignoriert werden, schließlich c) Grenzen durch unterschätzte Anwendungsprobleme (vgl. zu diesen Grenzen von KI Pfeiffer 2023). Angesichts dessen ist eine zweite Frage, die dieser Beitrag beleuchtet, wie sich Beschäftigte KI am eigenen Arbeitsplatz wünschen und welche Gestaltungsdimensionen aus ihrer Sicht dabei Priorität haben sollten.

Gerade die zutiefst kontext- wie erfahrungsgebundene Fähigkeit, am eigenen Arbeitsplatz mit Wandel, Komplexität und Unwägbarkeiten umzugehen, ist angesichts der manifesten Grenzen der KI die wichtigste Ressource einerseits für eine risikominimierende Implementierung und andererseits, um den risikominimierenden Umgang mit KI auf Dauer zu gewährleisten (Pfeiffer 2020). Diese Ressourcen für die Gestaltung von KI zu nutzen, erfordert jedoch durchgängig partizipative Prozesse bei der Gestaltung. Eine dritte Frage, die dieser Beitrag beantworten will, ist daher, ob Beschäftigte – wie so oft behauptet wird – vor allem ängstlich auf KI blicken und/oder ob sie sich einen partizipativ-aktiven Einbezug in deren Gestaltung wünschen.

Vielfach reduzieren wissenschaftliche wie innerbetriebliche Diskurse die Gestaltung von KI auf die Ebene der Mensch-Maschine-Interaktion; zum Teil wird dabei auch die Kommunikation zwischen beiden Handlungsträgern automatisiert (Hepp et al. 2022). Aus der Perspektive humaner Arbeit ist auf dieser Ebene eine komplementäre Gestaltung zu gewährleisten (Huchler 2022). Darüber hinaus erfordert KI aber auch die (Neu-)Gestaltung von organisationalen Prozessen (Herrmann und Pfeiffer 2022). Diesbezügliche Anforderungen äußern sich bspw. in dem Wunsch der Beschäftigten nach einer Gestaltung der KI als unterstützende „Assistentin“ und als „Kollegin“ auf Augenhöhe statt als „Chefin“ (Pfeiffer 2024). Beides, die konkrete Ausgestaltung von KI am einzelnen Arbeitsplatz und über ganze organisationale Prozesse hinweg, erfordert neben aktiver Partizipation auch die Aufmerksamkeit von Akteuren der Mitbestimmung in Organisationen, also der Betriebs- und Personalräte.

Bei KI zeigt sich eine infrastrukturell konzipierte und gleichzeitig interaktiv umgesetzte, über alle Phasen der KI-Entwicklung reichende betriebliche Umsetzung als notwendig (Ruess et al. 2024). Für Betriebs- und Personalräte stellen sich mit KI neue Herausforderungen „jenseits der eingespielten IT-Mitbestimmung“ (Grasy et al. 2024, S. 3). Erste betriebliche Beispiele zeigen aber, dass es möglich ist, KI mitbestimmt zu gestalten – allerdings sei es nötig, „das abstrakte und weitgefasste Thema KI greifbar und verständlich zu machen“ (ebd.). Für die Akteure der Mitbestimmung stellen sich die zentralen und widersprüchlichen Herausforderungen a) „KI-Technologie in Tiefe [zu] verstehen und gleichzeitig breite Kompetenzen und einen ganzheitlichen Blick auf die Organisation [zu] wahren“, b) dabei die „Auswirkungen zu bewerten“ im Spagat zwischen guten Arbeitsbedingungen und Standortwettbewerbsfähigkeit, sowie c) „KI-Projekte zentral steuern und überblicken und andererseits dezentrale Mitbestimmungsstrukturen respektieren [zu] können“ (Köhne et al. 2023, S. 10). Für die Seite des Managements ergeben sich „neue Herausforderungen für Change-Prozesse aus den Spezifika der KI, wie etwa dem Lernaspekt bei Maschinen, Robotern und Softwaresystemen, der Nutzung großer Datenmengen als Lerngrundlage oder der prädiktiven Analytik durch KI-Systeme“ (Stowasser 2021, S. 146). Wie aber sehen Beschäftigte die Notwendigkeit von Mitbestimmung bei KI und wie bereit sind sie, sich selbst an Gestaltungsprozessen rund um KI zu beteiligen? Auch Antworten auf diese vierte Frage werden nachfolgend empirisch beantwortet.

16.2 Methodisches Vorgehen

Die vorgestellten Ergebnisse stammen aus zwei Online-Befragungen aus den Jahren 2022 (N = 2,018) und 2024 (N = 2,002). Beide Erhebungen erfolgten über professionelle Befragungsinstitute (2022: Respondi, 2024: Norstat) im Rahmen eines Access Panel.[1] Da die Zielgruppe beider hier vorgestellten Befragungen Erwerbstätige mit einer Wochenarbeitszeit

1 Im mathematischen Sinne ist Repräsentativität (nicht nur) bei einem Online-Panel letztlich nicht erreichbar, da dies eine echte Zufallsstichprobe erfordern würde, bei der jede Person der Grundgesamtheit die gleiche Chance hat, ausgewählt zu werden – was auch für viele andere Befragungswege nicht in Gänze garantiert werden kann (Schnell 2018).

Tab. 16.1 Gewichtete Stichprobenmerkmale 2022 (N = 2.018) und 2024 (N = 2.002)* in Prozent

	2022	2024
Geschlecht*		
Weiblich	46,65	46,46
Männlich	53,35	53,54
Altersklassen*		
Unter 25 Jahre	9,42	7,93
25 bis <35 Jahre	19,08	22,67
35 bis <45 Jahre	20,19	23,90
45 bis <55 Jahre	28,68	22,42
55 und älter	22,63	23,07
Höchste Qualifikation**		
Keine Ausbildung	13,10	14,54
Berufl. Aus-/Weiterbildung	66,28	64,36
Studium	20,62	21,10
Wirtschaftszweig (WZ2008)		
ABDE Landwirtschaft/Bergbau/Energie/Wasser	2,65	2,50
C Verarbeitendes Gewerbe	19,93	19,73
F Baugewerbe	5,79	5,77
GHI Handel, Verkehr, Lagerei, Gaststätten	21,35	22,21
JKLMN Telek./IT/Finance/Dienstleistungen	21,37	21,75
OPQ Öffentlicher Dienst/Erziehung/Unterricht/Gesundheit/Sozialwesen	25,50	26,00
RSTU Kunst/Unterhaltung/sonstige DL/sonstiges	3,41	2,05
N	**2.018**	**2.002**

Stichproben gewichtet nach Arbeitsmarktdaten*
*) Die aus den Merkmalen Geschlecht, Qualifikation, Altersklassen und Wirtschaftszweigen gebildeten und normierten Gewichtungsfaktoren liegen für 2022 bei MW = 0,118 (SD 0,0851) und für 2024 bei MW = 1 (SD 0,5675)
Fehlzeiten-Report 2025

von mindestens 20 h waren, in dieser Zielgruppe die Internetnutzung schon seit Jahren nah bei 100 % liegt (Wagner-Schelewsky und Hering 2022) und mit dem Bezug auf KI-Nutzung am Arbeitsplatz thematisch eine Fokussierung auf Personen mit Online-Zugang sinnvoll ist,

kann hier eine Repräsentativität annähernd angenommen werden.[2]

Um einer Repräsentativität so nah wie möglich zu kommen,[3] erfolgte während der Erhebungen eine „ungekreuzte Quotierung“[4] nach Geschlecht, Alter und Qualifikationshöhe sowie nach Wirtschaftszweig-Abschnitten (Statistisches Bundesamt 2007) entlang der zum jeweiligen Erhebungszeitpunkt aktuellen Arbeitsmarktdaten (vgl. ◘ Tab. 16.1). Im Anschluss wurde für beide Stichproben eine Anpassungsgewichtung entlang der jeweils aktuellen Arbeitsmarktdaten nach dem *Iterative Proportional Fitting (*IPF; nach Deming und Stephan 1940*) Algorithmus* (vgl. Deming und Stephan 1940, zit. in Gabler und Ganninger 2010, S. 154); gewichtete Daten siehe ◘ Tab. 16.1. Für die Erhebung wurde das Online-Tool SoSci-Survey verwendet (Leiner 2024) Bei der Erhebung und Analyse wurden forschungsübliche sowohl Datenschutz- als auch forschungsethische Kriterien berücksichtigt (Pfeiffer 2021a).

16.3 Zentrale Ergebnisse

Während Künstliche Intelligenz (KI) und Maschinelles Lernen (ML) an sich und rein technisch gesehen keine vollständig neuen Technologien sind, hat mit generativer KI die Thematisierung des Themas und deren Nutzung stark zugenommen. Während 2022 noch eine Minderheit von 11,2 % der Beschäftigten angab, dass KI am eigenen Arbeitsplatz eingesetzt wird (◘ Abb. 16.1a), waren es bei der aktuellen Befragung schon 19,1 % – eine Steigerung um 63 %. Auch die Anteile derer, die angaben, der Einsatz von KI am Arbeitsplatz werde aktuell diskutiert oder konkret geplant, sind gestiegen – von 16,6 % auf 21 %. Entsprechend verringert hat sich der Anteil von Beschäftigten, in deren Umfeld KI noch gar kein Thema ist: von 60,3 % im Jahr 2022 auf 46,2 % im Jahr 2024. Für die aktuelle Befragung zeigt ◘ Abb. 16.1c Details zur Nutzung vor allem im Hinblick auf generative KI. Mit 56,3 % hat die Mehrheit der Befragten (generative) KI schon einmal benutzt – egal ob am Arbeitsplatz oder zu Hause. Dabei nutzen 8,7 % sie regelmäßig und weitere 16,5 % manchmal.

Der Stand des Wissens der Befragten zu KI wurde mittels Selbsteinschätzung abgefragt (◘ Abb. 16.1b). Interessant ist, dass der Anteil derjenigen, die im Jahr 2022 noch nichts mit dem Begriff KI zu tun hatten, sich innerhalb von zwei Jahren nur minimal von 7,5 % auf 7 % verringert hat. Der Anteil der Befragten jedoch, die davon gehört hatten, aber nicht genau wissen, was KI ist, hat sich von 17 % auf 11,5 % und damit deutlich verringert. Auf der anderen Seite des subjektiv eingeschätzten eigenen Wissensstands hat sich der insgesamt weiterhin geringe Anteil der Befragten, die sich selbst Expertisewissen zuschreiben, von 0,9 % auf 3,6 % fast vervierfacht. Mit 29,2 % gaben im Jahr 2024 auch deutlich mehr Beschäftigte als 2022 (damals noch 21,5 %) an, ganz gut erklären zu können, was man unter KI versteht. Wie schon 2022 mit 53,1 % wusste auch 2024 mit 48,7 % rd. die Hälfte und damit der größte Anteil der Beschäftigten in etwa, was (generative) KI bedeutet. Insgesamt

2 Nicht zuletzt deswegen gelten mit entsprechender Sorgfalt erhobene Online-Panels zumindest für explorative Erhebungen als vergleichbar mit konventionellen Erhebungsverfahren (Walter et al. 2019). Mit steigender Online-Nutzung und abnehmenden Festnetzanschlüssen nimmt auch die Repräsentativität von Telefonbefragungen ab, zudem zeigt sich hier eine stärkere soziale Erwünschtheit als bei als anonymer empfundenen Online-Befragungen (Liedl und Steiber 2024); einschränkend bleibt die Tatsache, dass Online-Access-Panels immer mit einem gewissen Selbstselektionseffekt einhergehen (ebd.).

3 Bei arbeitsplatznahen und tätigkeitsbezogenen Befragungsthemen spielen allerdings generell sozio-demografische Merkmale eine deutlich geringere Rolle als bspw. in allgemeinen Einstellungsbefragungen (Kroll 2011).

4 Das bedeutet, dass bei der Erhebung nach und nach gezielt Teilnehmende entlang der jeweils noch fehlenden „Quoten“ eingeladen werden: Bspw. haben an einem Tag überproportional viele Frauen mitgemacht, werden in der nächsten Einladung überwiegend männliche Teilnehmende angesprochen.

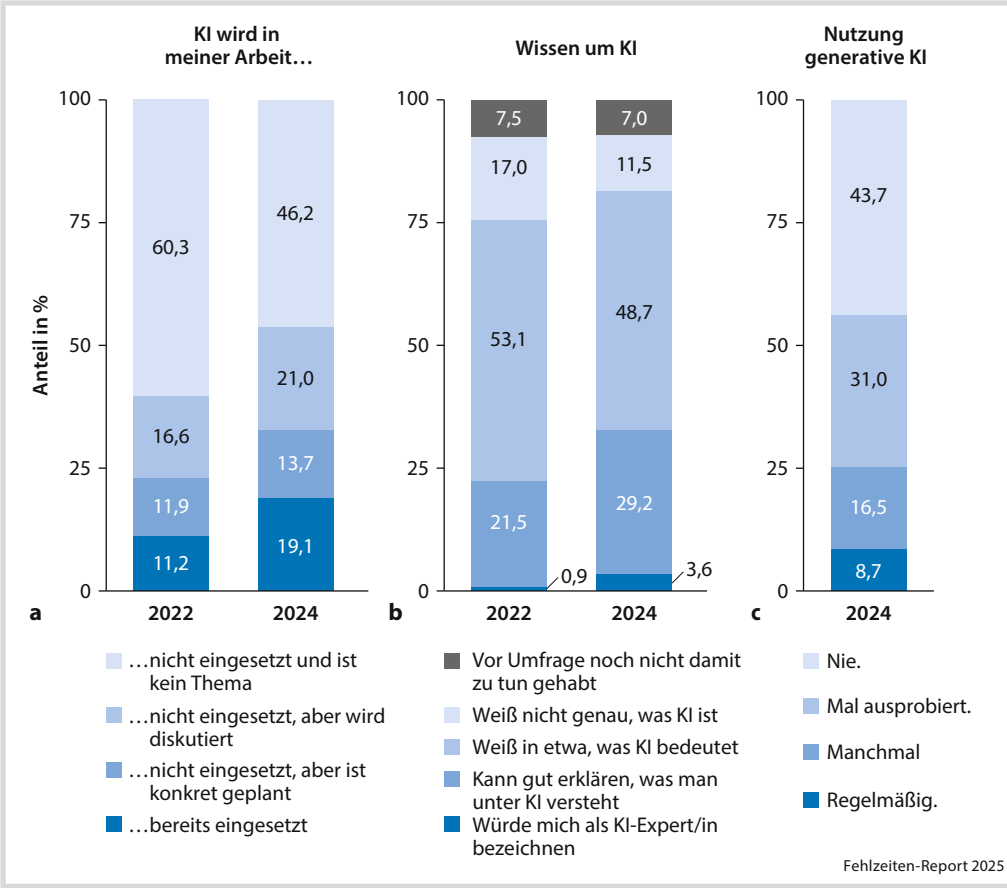


Abb. 16.1 **a–c** Nutzung von (generativer) KI und Wissen um KI 2022 und 2024 (Die Daten stammen aus der Erhebung „KIK – KI als Kollegin“)

hat sich also der Anteil der Beschäftigten, die kaum bis gar nichts mit dem Begriff KI anfangen können, von einem Viertel im Jahr 2022 auf ein Fünftel im Jahr 2024 verringert.

In Abb. 16.2 gehen wir der Nutzung von KI im Jahre 2024 detaillierter nach. Dabei wird einmal unterschieden nach Kontext: Neben der eingangs gestellten Frage zur Verbreitung von KI am Arbeitsplatz (Abb. 16.2a) werden die Antworten auf zwei weitere Fragen zur Nutzung vorgestellt: In Abb. 16.2b, ob (generative) KI am Arbeitsplatz genutzt wird (auch ohne Wissen des Arbeitgebers) und in Abb. 16.2c, ob sie privat genutzt wird (egal ob zu privaten oder beruflichen Zwecken). Die Kreisdiagramme in den Abb. 16.2a–c zeigen jeweils die prozentuale Verteilung für alle Beschäftigten, die Balkendiagramme darunter zeigen die Verteilung nach Geschlecht, Alter, beruflicher Qualifikation/Bildungsabschluss und Branche. Auf den ersten Blick zeigt sich für alle Beschäftigten: In der Freizeit wird KI mit 44,5 % von deutlich mehr Beschäftigten genutzt (Abb. 16.2c) als offiziell am Arbeitsplatz (19,1 %; Abb. 16.2a). Der Anteil von Nutzenden generativer KI am Arbeitsplatz ist mit 32,3 % (Abb. 16.2b) noch mal höher, zählt man diejenigen mit, die KI inoffiziell, d. h. ohne Wissen des Arbeitgebers bei der Arbeit nutzen.

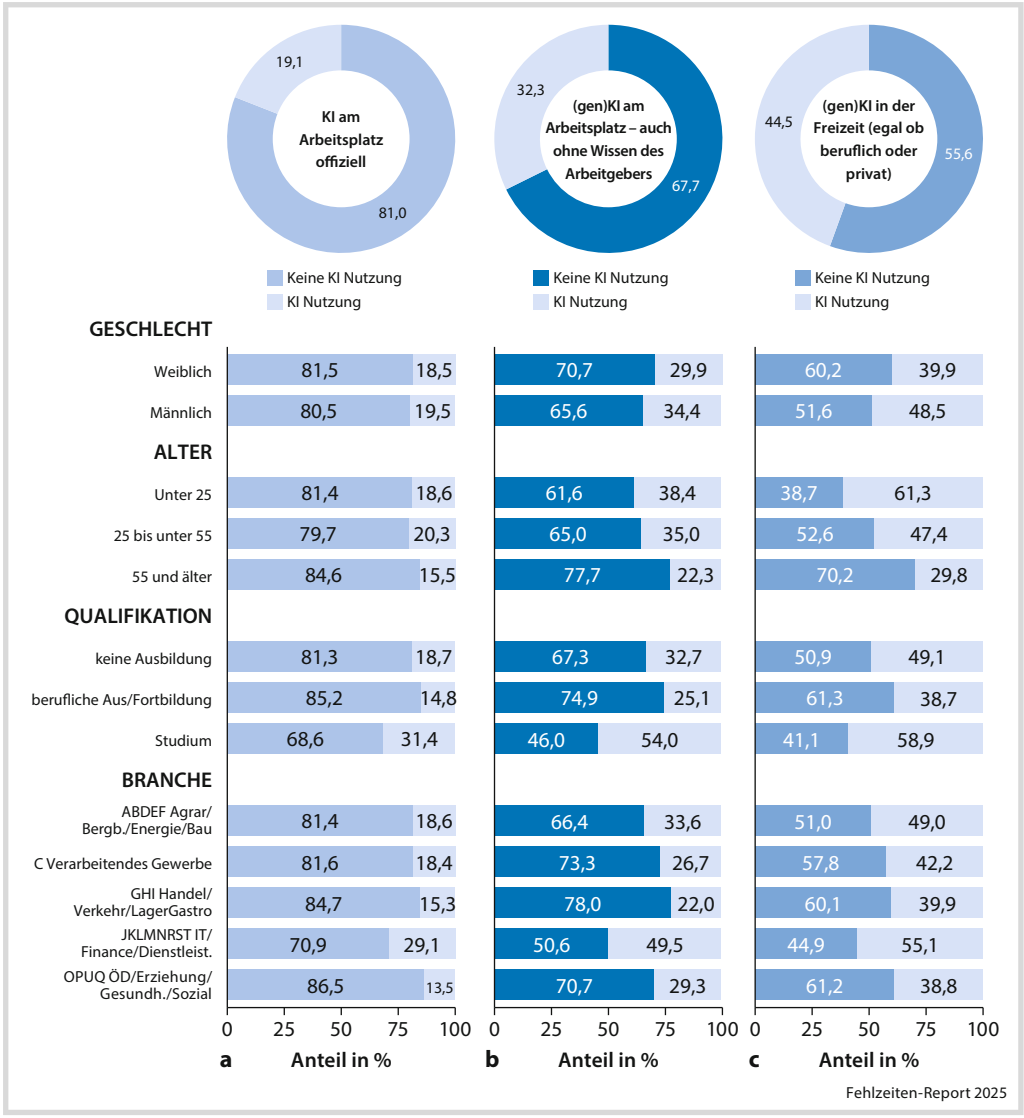


Abb. 16.2 Nutzung (gen)KI nach Kontexten und Strichprobenmerkmalen 2024 (Die Daten stammen aus der Erhebung „KIK – KI als Kollegin“)

Betrachtet man die Detaildarstellungen in den Abb. 16.2a–c, fallen mehrere Zahlen ins Auge: So ist die offizielle Nutzung am Arbeitsplatz nach Geschlecht nur minimal unterschiedlich; bei der inoffiziellen Nutzung und erst recht bei der privaten Nutzung liegen Männer aber deutlich weiter vorne. Das legt die Interpretation nahe, dass KI am Arbeitsplatz bislang stärker in Bereichen Einsatz findet, die in Bezug auf das Geschlecht ausgewogener sind. Interessant ist zudem, dass auch das Alter nicht so eindeutig durchschlägt wie meist unterstellt: Die am stärksten KI am Arbeitsplatz offiziell Nutzenden (Abb. 16.2a) sind nicht die im frühen (<25 Jahre), sondern jene im mittleren Erwerbsalter (25 bis <55 Jahre). Zwar sind über

55-Jährige und Ältere weniger mit KI am Arbeitsplatz befasst, die Unterschiede zwischen den drei Altersklassen sind aber kleiner, als man in Bezug auf den herrschenden Diskurs erwarten würde. Bei der inoffiziellen Nutzung am Arbeitsplatz (◘ Abb. 16.2b) und bei der privaten Nutzung (◘ Abb. 16.2c) liegen die Anteile zwischen den Altersklassen deutlich stärker und in der erwarteten Richtung auseinander.

Spannend ist auch, wo und von wem KI am häufigsten inoffiziell am Arbeitsplatz genutzt wird: Männer tun dies etwas häufiger als Frauen; mit steigendem Alter sinken hier die Nutzungszahlen; akademisch Qualifizierte zeigen sich mit 54,0 % besonders stark auch ohne Wissen des Arbeitsgebers am Arbeitsplatz KI-nutzend. Am stärksten betrifft dies die überwiegend datengetriebenen Sektoren wie IT, Finance und ähnliche Dienstleistungen.

Bei der Nutzung von KI in der Freizeit (egal ob für private oder berufliche Zwecke; ◘ Abb. 16.2c) ist besonders überraschend, dass der Anteil von Menschen ohne formale Qualifikation mit 49,1 % deutlich höher ist als ihr Anteil bei der offiziellen KI-Nutzung am Arbeitsplatz. Insgesamt zeigen die Zahlen in den ◘ Abb. 16.2a–c, dass die oft geäußerte Sorge, man müsse insbesondere Ältere, Frauen und gering Qualifizierte beim Thema KI ganz besonders „mitnehmen", vielleicht nicht so groß sein müsste. Beschäftigte scheinen sich die neuen Technologien schneller und in größeren Anteilen anzueignen – ein Potenzial für die Transformation, das Unternehmen dann nicht nutzen können, wenn sie an den Narrativen festhalten, die Beschäftigten seien das Problem, anstatt die Potenziale innerhalb ihrer Organisation anzuerkennen und diese in die Prozesse der Transformation einzubeziehen.

Die zwischen beiden Erhebungszeitpunkten gestiegenen Nutzungszahlen führen auch dazu, dass 2024 mehr Menschen erfahrungsbasiert Fragen zu KI beantworten konnten als 2022. Es ist anzunehmen, dass hier die Ursache dafür liegt, dass sich die Einstellung zu KI am eigenen Arbeitsplatz zwischen 2022 und 2024 deutlich verändert hat (◘ Abb. 16.3a): Während sich 2022 dies noch 36,6 % grundsätzlich vorstellen konnten und nur 14,1 % dies grundsätzlich ablehnten, sind die Einstellungen gegenüber KI 2024 negativer geworden: Fast ein Fünftel (19,9 %) lehnte KI am eigenen Arbeitsplatz nun grundsätzlich ab, und mit 29,3 % sind nun weniger grundsätzlich offen gegenüber KI am Arbeitsplatz als noch 2022. Allerdings: Zu beiden Erhebungszeitpunkten lag jeweils rd. die Hälfte der Befragten (49,3 % im Jahr 2022 und 50,8 % im Jahr 2024) zwischen diesen Extremen. Diese Einstellung ist wohl abhängig von den Bedingungen – man scheint sich mehrheitlich der Gestaltungs*bedürftigkeit* wie der Gestaltungs*möglichkeit* von KI durchaus bewusst zu sein.

In unserer qualitativen Empirie in zahlreichen Projekten aktuell zu KI (ganz ähnlich, aber viele Jahre lang vorher zu Industrie 4.0) betonen Führungskräfte (teils aber auch Betriebsräte) in den Interviews immer wieder, dass Beschäftigte hinsichtlich der Digitalisierung im Allgemeinen und gegenüber KI im Besonderen vor allem ängstlich und voller Sorge seien. Empirisch bestätigen lässt sich dieses Narrativ der großen Ängstlichkeit der Beschäftigten gegenüber neuen Digitalisierungstechnologien und insbesondere KI, das sich v. a. unter Beschäftigen im Management und in der Beratung findet, nicht (vgl. etwa Pfeiffer 2023), weder qualitativ oder quantitativ noch mit den hier präsentierten Daten – eher im Gegenteil: So zeigt ◘ Abb. 16.3b, dass die grundsätzliche Einschätzung zu KI im Allgemeinen wohlwollender ausfällt als konkreter in Bezug auf Arbeit und Beschäftigung. Im Jahr 2024 scheint die Einschätzung zum Risiko durch KI allgemein ausgewogen: Den 20,5 %, die mehr Risiko als Nutzen sehen, stehen 20,8 % gegenüber, die den Nutzen größer als das Risiko einschätzen.

Wie wir oben gesehen haben, ist KI an vielen Arbeitsplätzen noch nicht angekommen – in solchen Fällen sind Fragen zur Gestaltung von KI sehr hypothetisch. Auch dort, wo KI angekommen ist, handelt es sich oft um eine Ausprägung, bei der die Gestaltungsmöglichkeiten eingeschränkt oder nicht sichtbar sein mögen. Zudem sind viele Gestal-

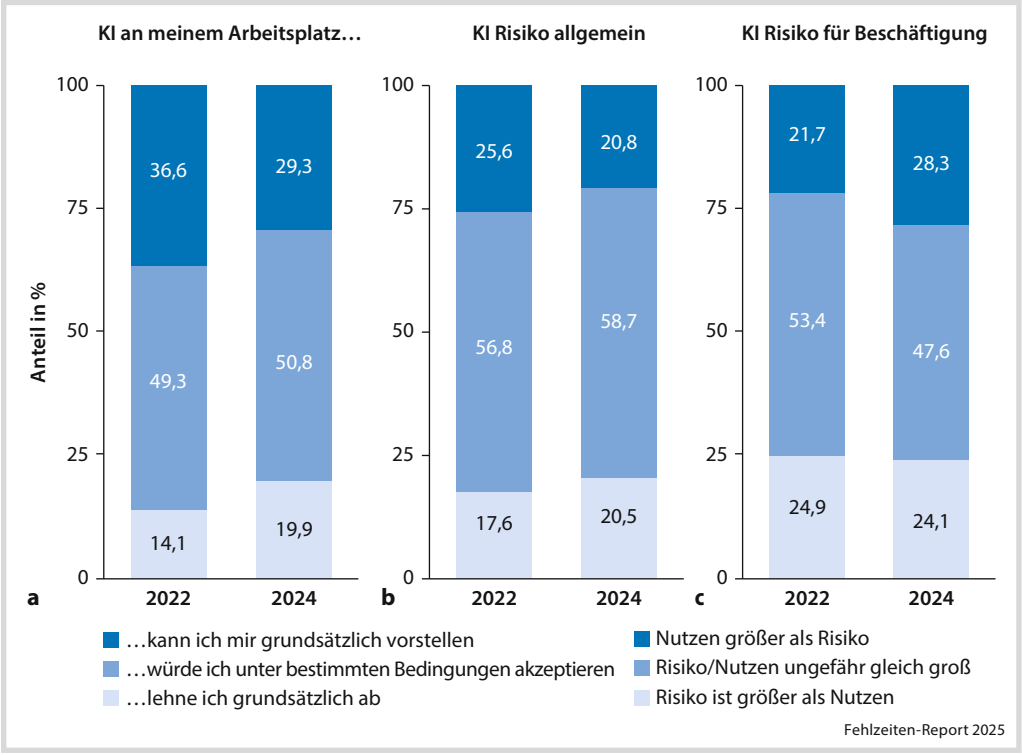


Abb. 16.3 **a–c** Grundsätzliche Einstellung zu KI am Arbeitsplatz und Risikoabwägungen 2022 und 2024 (Die Daten stammen aus der Erhebung „KIK – KI als Kollegin“)

tungsdimensionen widersprüchlich: So sind bspw. eine maximale Transparenz zu allen Entscheidungsschritten der KI einerseits und der Wunsch nach möglichst großer Zeitersparnis durch Nutzung der KI andererseits in der konkreten Ausgestaltung kaum zu vereinbaren. Daher lohnt es sich, Gestaltungsdimensionen nicht wie üblich über mehrere Einstellungsfragen und Likert-Skalen abzufragen, sondern andere Methoden zu wählen. In der Befragung 2022 ergab die eigens auf Basis der *Q-Methode* (Brewer-Deluce und Sharma 2020) entwickelte interaktive Befragungsmethode („Denkzeug“; vgl. Pfeiffer 2024) mit 16 Items zu einer Wunsch-KI am Arbeitsplatz, dass Präferenzen für eine „Kollegin KI“ nicht mit soziodemografischen Merkmalen wie Geschlecht, Alter oder Qualifikationshöhe zusammenhängen, sondern damit, wie die eigene Arbeit erlebt wird: Wer sich bspw. stark belastet fühlt, will durch die KI entlastet werden, gibt dann auch gerne alle Entscheidungshoheit an die KI ab und will keinerlei Erklärungen durch die KI, weil diese Zeit kosten könnten. Wer sich dagegen am Arbeitsplatz stark für alles in der Verantwortung sieht, will alle Entscheidungshoheit bei sich behalten. Vier arbeitsplatzspezifische Typen zur Wunsch-KI zeichneten sich in den Daten ab: Neben den **Entastungssuchenden** (22 %; erklärt 10 % der Varianz) und **Verantwortungtragenden** (18 %; erklärt 15 % der Varianz) gibt es die **Störungsjonglierenden** (30 %; erklärt 13 % der Varianz) und die **Arbeitsfokussierten** (31 %; erklärt 13 % der Varianz).

In der Befragung 2024 wurde mit der Methode der *Quadratischen Abstimmung* oder *Quadratic Voting* ein anderer und der Likert-

Skala gegenüber aussagekräftigerer (Cavaillé et al. 2024) Erhebungsweg beschritten, um Beschäftigte nach ihren Gestaltungspräferenzen in Bezug auf KI an ihrem Arbeitsplatz zu befragen. Auch hierfür wurde eine eigene Erhebungsvariante technisch entwickelt, die in das benutzte Befragungstool integriert wurde. In dieser üblicherweise für beratende bzw. deliberative Prozesse genutzten Methode erhalten die Befragten ein festes Budget von Entwicklungsstunden; in unserer Erhebung konnten 50 Entwicklungsstunden auf einer Liste auf verschiedene Gestaltungsthemen verteilt werden. Dabei steigt mit jedem weiteren Klick der „Preis" für jede quadratisch an: Ein erster Klick weist einer Gestaltungsdimension eine Entwicklungsstunde zu, ein weiterer Klick auf dieselbe Dimension fügt zwei weitere Stunden hinzu, ein weiterer Klick vier Stunden usw. So können einerseits verschiedene Themen in ihrem Zusammenhang erhoben werden und gleichzeitig können und müssen die Befragten eine Gewichtung zwischen den Themen vornehmen. Die Ausgangsfrage lautete: „KI für den Einsatz am Arbeitsplatz zu gestalten, kostet Zeit und Geld. Stellen Sie sich bitte vor: Bei der KI für Ihren eigenen Arbeitsplatz dürfen Sie entscheiden, in welche der unten genannten Gestaltungsziele am meisten Entwicklung investiert werden soll." Die Befragten konnten ein Budget von 50 Entwicklungsstunden auf zehn Themen aufteilen (siehe Boxplots in ◘ Abb. 16.4b).

Die Tabelle rechts in ◘ Abb. 16.4b zeigt deskriptiv deutlich, dass alle Gestaltungsdimensionen aus Sicht der Beschäftigten eine Rolle zu spielen scheinen. Am häufigsten findet sich mit 94,7 % der Wunsch, die Arbeit mit KI einfacher zu gestalten, am seltensten – aber auch mit großer Mehrheit von 72,5 % – findet sich der Wunsch, die Arbeit mit KI anspruchsvoller und interessanter zu machen. Aussagekräftiger aber sind die Boxplots links in ◘ Abb. 16.4b (mit den Mittelwerten und Standardabweichungen (SD) in der Tabelle rechts). Kein einziger Mittelwert oder Median (weiße Linie in den Boxplots) liegt in oder oberhalb der theoretischen Mitte von 10. Dabei ist zu beachten: Insgesamt konnten nur 50 Punkte verteilt werden und jeder weiter Klick verdoppelte pro Dimension die schon vergebenen Punkte. Daher zeigen die Boxplots eindeutig, dass Beschäftigte alle Gestaltungsdimensionen ähnlich relevant finden; keine fällt völlig raus und keine wird völlig überdurchschnittlich präferiert. Mit einem Mittelwert von 7,48 (SD = 4,453) steht hier die Sicherheit an erster Stelle, verbunden mit der Aufgabe, dass die KI vor Gefahren und Risiken warnen solle. Der kleinste Mittelwert von 3,65 (SD = 2,575) zeigt sich wieder beim Gestaltungsziel, die Arbeit mit KI anspruchsvoller und interessanter zu machen. Das mag auf den ersten Blick ebenso verwundern wie der zweitniedrigste Mittelwert von 4,61 (SD = 3,336), der sich beim Gestaltungsziel „Neues lernen und auf dem Arbeitsmarkt zukunftsfähig bleiben" findet.

In der Gesamtschau aller Ergebnisse der QV-Abfrage lässt sich interpretieren: KI soll so gestaltet werden, dass sie zuarbeitend und assistierend unterstützt; komplexere Herausforderungen und die eigenen Fähigkeiten sehen die Beschäftigten sehr viel weniger adressiert durch KI, sondern wohl eher auf der Seite aller anderen Facetten ihrer Tätigkeit. Diese Interpretation korrespondiert mit den Ergebnissen zu der Frage, die der Erhebung ihren Namen gegeben hat: KI als Kollegin? Die kleine Balkengrafik in ◘ Abb. 16.4a zeigt: Die Befragten können sich in erster Linie KI als Assistentin vorstellen (19,6 % wünschen sich das und weitere 55,3 % fänden dies ok), auch bei der Rolle als Beraterin sind noch 12,6 % völlig positiv gestimmt; die klarste Ablehnung findet KI als Chefin, dies lehnen 84,6 % sehr eindeutig ab. Die Werte haben sich zudem gegenüber der Befragung von 2022 nur unwesentlich verändert (vgl. Pfeiffer 2024).

Inwieweit die Beschäftigten beim Transformationsprozess in Richtung KI beteiligt werden wollen, wurde in drei weiteren Dimensionen abgefragt: Nur ein geringer und über beide Erhebungszeitpunkte fast unveränderter Anteil der Befragten (13,9 % im Jahr 2022 und 14,2 % im Jahr 2024) findet es kaum/

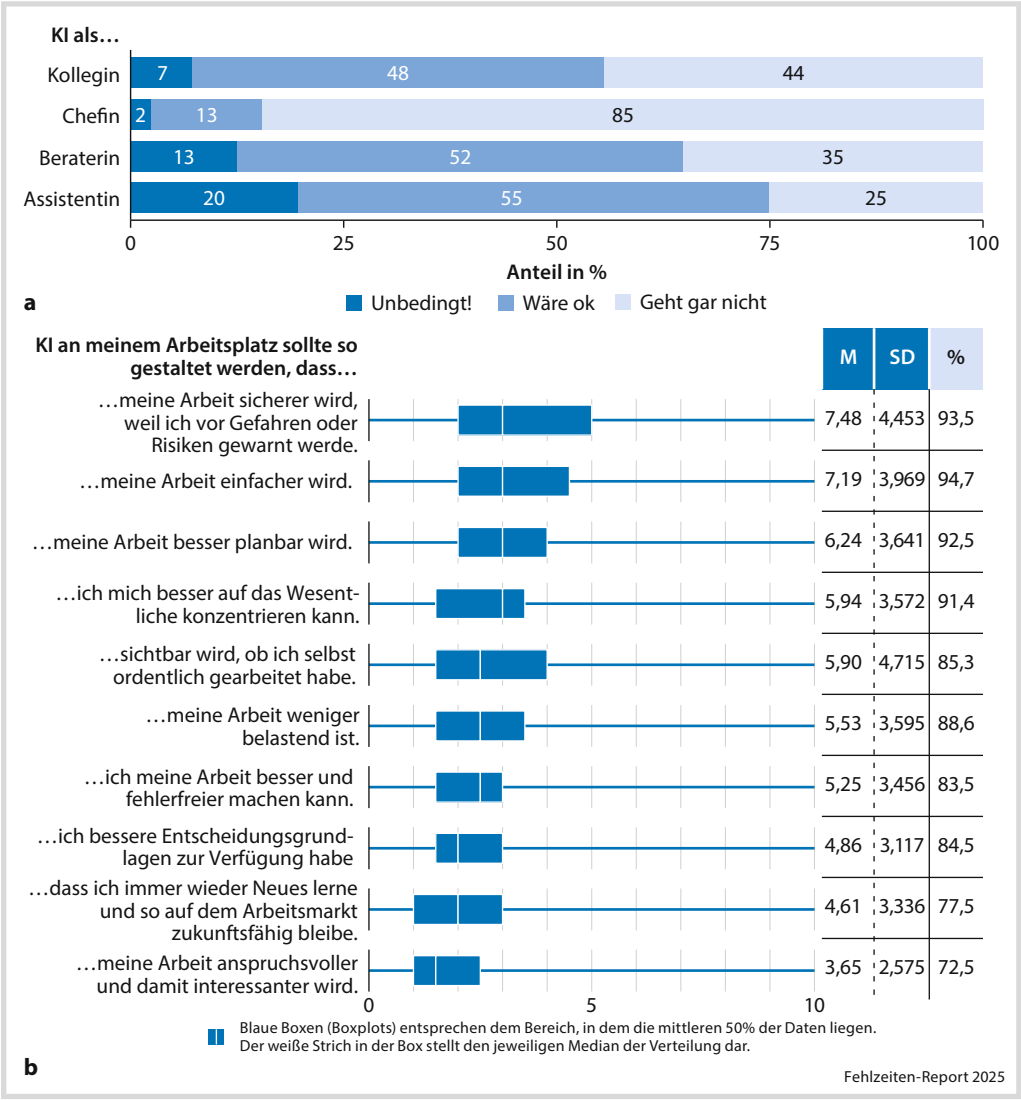


Abb. 16.4 Präferenzen zur Gestaltung von KI am eigenen Arbeitsplatz 2024

nicht wichtig, vor einer Einführung von KI am eigenen Arbeitsplatz gefragt zu werden (Abb. 16.5a); 18,3 % (2022) bzw. im Jahr 2024 mit 16 % etwas weniger wäre ebenfalls kaum/nicht wichtig, aktiv in den Prozess einbezogen zu werden (Abb. 16.5b). Der klaren Mehrheit von in beiden Jahren je rd. 86 % der Beschäftigten ist es jedoch wichtig oder sehr wichtig, vor einer Entscheidung über KI am Arbeitsplatz wenigstens gefragt zu werden (Abb. 16.5a); zu beiden Erhebungszeitpunkten ist es einer ebenfalls überwältigenden Mehrheit von 82 % bzw. 84 % wichtig oder sehr wichtig, je einem Drittel davon sehr wichtig, bei der Implementierung von KI eine aktive Rolle zu spielen (Abb. 16.5b).

Partizipation und Mitbestimmung haben viele Berührungspunkte, sind aber nicht das Gleiche. Deswegen haben wir beides einzeln 2022 wie auch 2024 abgefragt und zudem – als

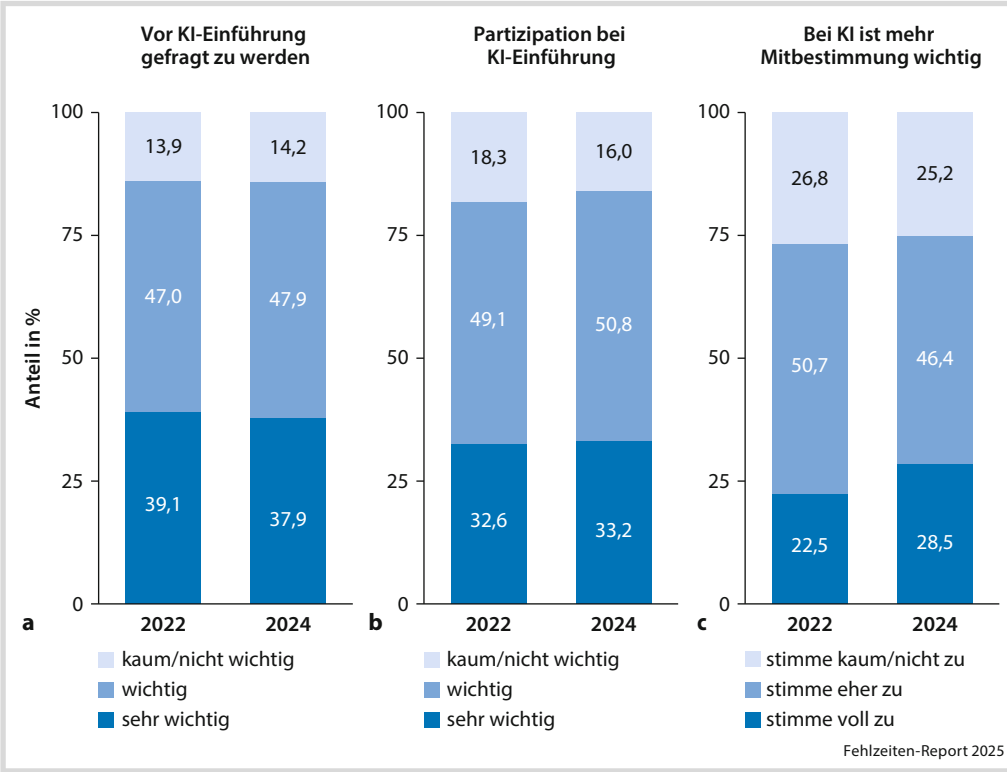


Abb. 16.5 Einstellungen zu Partizipation und Mitbestimmung bei KI 2022 und 2024 (Die Daten stammen aus der Erhebung „KIK – KI als Kollegin")

sozusagen minimalste Form des Einbezugs – auch die Frage gestellt, ob man vor einem Einsatz von KI am Arbeitsplatz wenigstens gefragt werden möchte (Abb. 16.5c). Diese Minimalform halten weitgehend stabil über beide Erhebungszeitpunkte nur eine Minderheit von rd. 14 % für kaum oder nicht wichtig. Insgesamt stimmt eine deutliche Mehrheit von 74,9 % der Aussage eher oder voll zu, dass Beschäftigten beim Thema KI mehr Mitbestimmung eingeräumt werden sollte. In den zwei Jahren haben sich dabei die Meinungen in Richtung Mitbestimmung verfestigt: 6 % mehr als im Jahr 2022 stimmen 2024 dieser Aussage voll zu, 1,6 % weniger als 2022 halten Mitbestimmung bei KI für kaum oder gar nicht wichtig. Eine überwältigende und zwischen 2022 und 2024 noch etwas größer gewordene Mehrheit hält damit insgesamt mehr Mitbestimmung bei KI für relevant – ein klares Signal an die Akteure der Mitbestimmung einerseits und an die regulierenden Akteure in der Politik andererseits. Insgesamt lässt sich feststellen: Beschäftigte wollen überwiegend ein aktiver Teil der KI-Transformation sein, wenn sie am eigenen Arbeitsplatz ankommt, und sie wünschen sich bei KI auch deutlich mehr Mitbestimmung.

16.4 Diskussion und Ausblick

Diese komprimierte Darstellung einiger zentraler Ergebnisse unserer repräsentativen Beschäftigungsbefragungen von 2022 und 2024 zu „KI als Kollegin" zeigt, dass KI begonnen hat, spürbar in der Arbeitswelt anzukommen. Der Anstieg von KI am Arbeitsplatz

im Vergleich der beiden Erhebungszeitpunkte ist nicht disruptiv, aber deutlich. Beschäftigte nutzen KI privat mehr als am Arbeitsplatz und sie sind in Bezug auf KI alles andere als ängstlich besorgt, sondern eher offen und interessiert. Beeindruckend sind ohne Frage die hohen und zwischen beiden Erhebungszeitpunkten noch mal weiter gestiegenen Wünsche in Richtung Partizipation und Mitbestimmung bei der Einführung und Gestaltung von KI am Arbeitsplatz. Die bisher vorgestellten Zahlen zeigen: KI ist für gar nicht mehr so viele Beschäftigte eine große Unbekannte – die Nutzungserfahrungen haben sich gegenüber 2022 deutlich erhöht und sind umso größer, bezieht man die inoffizielle Nutzung am Arbeitsplatz und die (private oder berufliche) Nutzung in der Freizeit mit ein. Auch die Vorstellungen zur Gestaltung der KI am Arbeitsplatz sind damit für viele Beschäftigte nicht nur abstrakte Trockenübung, sondern basieren auch auf bestehenden Erfahrungen mit KI. Dass Beschäftigte einbezogen werden sollten, liegt auf der Hand – dass sie dafür mehr mitbringen als der Diskurs ihnen üblicherweise zugesteht, zeigen die bis hierher vorgestellten Zahlen ebenso. Ob Beschäftigte aber tatsächlich in die Gestaltung von KI einbezogen werden, ist eine Frage der betrieblichen Kultur im Hinblick auf Partizipation und der jeweils gelebten Mitbestimmung. Angesichts von KI brauche Mitbestimmung „ein Update", das lange verinnerlichte „Beteiligungs- und Genehmigungswesen" müsse ergänzt werden um ein „Partizipationswesen und wirksame Mitbestimmungsrechte im Betrieb" (Schröder und Höfers 2022, S. 22). Die hier vorgestellten Zahlen zeigen: Beschäftige wollen beim Thema KI beides – Partizipation und Mitbestimmung. An der Bereitschaft der Beschäftigten also würde eine nachhaltig wirksame Gestaltung der KI nicht scheitern. Die größte Herausforderung für die Mitbestimmung (nicht nur) bei KI ist allerdings möglicherweise grundsätzlicherer Natur, schließlich erleben nur noch etwa 43 % der Beschäftigten (in Betrieben mit mehr als fünf Beschäftigten; Hohendanner und Kohaut 2024, S. 293) Mitbestimmung in ihrem Unternehmen und damit deutlich weniger als 1996 (damals noch rd. 67 %; ebd., S. 290).

Literatur

Brewer-Deluce D, Sharma B (2020) Beyond average information: how Q-methodology enhances course evaluations in anatomy. Anatomical Sciences Ed 13:137–148. https://doi.org/10.1002/ase.1885

Cavaillé C, Chen DL, Van der Straeten K (2024) Who cares? Measuring differences in preference intensity. Polit Sci Res Methods. https://doi.org/10.1017/psrm.2024.27

Deming WE, Stephan FF (1940) On a least squares adjustment of a sampled frequency table when the expected marginal totals are known. Ann Math Stat 11:427–444

Gabler S, Ganninger M (2010) Gewichtung. In: Wolf C, Best H (Hrsg) Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse. VS, Wiesbaden, S 143–164 https://doi.org/10.1007/978-3-531-92038-2_7

Grasy J, Seibold B, Klengel E (2024) KI und algorithmische Systeme verstehen, bewerten und begrenzen. So gelingt Mitbestimmung bei KI: Praxisbeispiele und Impulse. Betriebs- und Dienstvereinbarungen Nr. 23. Hans-Böckler-Stiftung, Düsseldorf (https://www.boeckler.de/de/faust-detail.htm?sync_id=HBS-008807. Zugegriffen: 25. Februar 2025)

Hepp A, Loosen W, Dreyer S, Jarke J, Kannengießer S, Katzenbach C, Malaka R, Pfadenhauer M, Puschmann C, Schulz W (2022) Von der Mensch-Maschine-Interaktion zur kommunikativen KI. Publizistik 67:449–474. https://doi.org/10.1007/s11616-022-00758-4

Herrmann T, Pfeiffer S (2022) Keeping the organization in the loop: a socio-technical extension of human-centered artificial intelligence. AI Soc 38:1523–1542. https://doi.org/10.1007/s00146-022-01391-5

Hohendanner C, Kohaut S (2024) Tarifbindung und betriebliche Interessenvertretung: Ergebnisse aus dem IAB-Betriebspanel 2023. WSI Mitt 3:289–295. https://doi.org/10.5771/0342-300X-2022-4-328

Huchler N (2022) Komplementäre Arbeitsgestaltung. Grundrisse eines Konzepts zur Humanisierung der Arbeit mit KI. Z Arb Wiss 76:158–175. https://doi.org/10.1007/s41449-022-00319-5

Köhne S, von Richthofen G, Send H (2023) Künstliche Intelligenz und betriebliche Mitbestimmung. Herausforderungen und Handlungsmöglichkeiten für Arbeitnehmer*innenvertretungen. HIIG Discussion Paper 2023/1. Alexander von Humboldt Institute for Internet and Society, Berlin https://doi.org/10.5281/ZENODO.7615028

Kroll LE (2011) Konstruktion und Validierung eines allgemeinen Index für die Arbeitsbelastung in beruflichen Tätigkeiten anhand von ISCO-88 und KldB-92. Me-

thoden – Daten – Analysen 5:63–90 (https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:0168-ssoar-255027. Zugegriffen: 01. März 2025)
Leiner DJ (2024) SoSci Survey Software, Version 3.6.03. https://www.soscisurvey.de. Zugegriffen: 17. Juni 2025
Liang Y, Lee SA (2017) Fear of autonomous robots and artificial intelligence: evidence from national representative data with probability sampling. Int J of Soc Robotics 9:379–384. https://doi.org/10.1007/s12369-017-0401-3
Liedl B, Steiber N (2024) Führen Online-Befragungen zu anderen Ergebnissen als persönliche Interviews? Eine Schätzung von Moduseffekten am Beispiel eines Mixed-Mode Surveys. Österreichische Z Soziologie 49:1–22. https://doi.org/10.1007/s11614-023-00532-4
Open A (2022) Introducing ChatGPT. https://openai.com/index/chatgpt/. Zugegriffen: 30. Nov. 2022
Pfeiffer S (2020) Kontext und KI: Zum Potenzial der Beschäftigten für Künstliche Intelligenz und Machine-Learning. HMD – Prax Wirtschaftsinformatik 57:465–479. https://doi.org/10.1365/s40702-020-00609-8
Pfeiffer S (2021a) Datenmanagementkonzept zur Erhebung und Verarbeitung personenbezogener und/oder sensibler Daten für Forschungszwecke im Rahmen qualitativer und quantitativer Erhebungen. v1.0 vom 06.11.2021. FAU Erlangen-Nürnberg, Lehrstuhl für Soziologie (Technik – Arbeit – Gesellschaft) (https://www.labouratory.de/files/downloads/WP-04-2021-Datenmanagementkonzept.pdf. Zugegriffen: 01. März 2025)
Pfeiffer S (2021b) Digitalisierung als Distributivkraft: Über das Neue am digitalen Kapitalismus. transcript, Bielefeld (https://www.transcript-verlag.de/media/pdf/b2/77/93/oa9783839454220c6U0Sv9JHpZVW.pdf. Zugegriffen: 01. März 2025)
Pfeiffer S (2023) KI im Unternehmen – Herausforderungen an die betriebliche Gestaltung moderner Arbeit. Dguv Forum 11:36–41 (https://forum.dguv.de/ausgabe/11-2023/artikel/ki-im-unternehmen-herausforderungen-an-die-betriebliche-gestaltung-moderner-arbeit. Zugegriffen: 01. März 2025)
Pfeiffer S (2024) KI als Kollegin (KIK) – Repräsentative Beschäftigtenbefragung zu Künstlicher Intelligenz am Arbeitsplatz. In: Heinlein M, Huchler N (Hrsg) Künstliche Intelligenz, Mensch und Gesellschaft: Soziale Dynamiken und gesellschaftliche Folgen einer technologischen Innovation. Springer, Wiesbaden, S 15–40 https://doi.org/10.1007/978-3-658-43521-9_2
Ruess P, Staffa A, Kreutz A, Busch C, Gayoso SCO, Pollmann K (2024) Künstliche Intelligenz in betrieblichen Prozessen: Ein Vorgehensmodell zur partizipativen Gestaltung von KI-Anwendungen. HMD 61:485–502. https://doi.org/10.1365/s40702-024-01049-4
Schnell R (2018) Warum ausschließlich ‚online' durchgeführte Bevölkerungsumfragen nicht ‚repräsentativ' sind. Universität Duisburg-Essen (https://www.uni-due.de/imperia/md/content/soziologie/schnell/repraesentativ_online.pdf. Zugegriffen: 28. Februar 2025)
Schröder L, Höfers P (2022) Praxishandbuch Künstliche Intelligenz: Die Balance zwischen künstlicher Intelligenz und menschlichen Werten. bund Verlag, Frankfurt/Main
Statistisches Bundesamt (2007) Gliederung der Klassifikation der Wirtschaftszweige, Ausgabe 2008 (WZ 2008). http://www.statistikportal.de/Statistik-Portal/klassiWZ08.pdf. Zugegriffen: 1. März 2025
Stowasser S (2021) Erfolgreiche Einführung von KI im Unternehmen. In: Knappertsbusch I, Gondlach K (Hrsg) Arbeitswelt und KI 2030: Herausforderungen und Strategien für die Arbeit von morgen. Springer, Wiesbaden, S 145–153 https://doi.org/10.1007/978-3-658-35779-5_15
Wagner-Schelewsky P, Hering L (2022) Online-Befragung. In: Baur N, Blasius J (Hrsg) Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung. Springer, Wiesbaden, S 1051–1065 https://doi.org/10.1007/978-3-658-37985-8_70
Walter SL, Seibert SE, Goering D, O'Boyle EH (2019) A tale of two sample sources: do results from Online panel data and conventional data converge? J Bus Psychol 34:425–452. https://doi.org/10.1007/s10869-018-9552-y

Künstliche Intelligenz und digitale Selbstvermessung – Technik als Trostersatz in erschöpfenden Zeiten

Stefan Selke

Inhaltsverzeichnis

17.1 Konvergenz digitaler Selbstvermessung und künstlicher Intelligenz – 236

17.2 Metamorphosen der Mensch-Technik-Beziehung im Kontext KI-basierter Selbstvermessung – 237

17.2.1 Differenzierung des Rollenverständnisses von KI-Anwendungen – 238

17.2.2 KI als Werkzeug – 239

17.2.3 KI als Assistent – 239

17.2.4 KI als Sozialpartner – 240

17.2.5 Vom Sozialpartner zum Super-Ego – 241

17.3 Schleichende Veränderungen des gesellschaftlichen Referenzrahmens für KI-basiertes Self-Tracking – 241

17.3.1 Kontingenzdilemma in metrischen Kulturen – 242

17.3.2 Rationale Diskriminierung – 243

17.4 KI und Selbstvermessung im Kontext von Zukunftsnarrativen – 243

Literatur – 245

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025

B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_17

Zusammenfassung

Die fortschreitende Integration Künstlicher Intelligenz (KI) in digitale Selbstvermessungstechnologien (sog. Self-Tracking) zieht eine Überprüfung bisheriger Annahmen über Potenziale und Pathologien im Anwendungsfeld Gesundheitsmonitoring nach sich. Weil bei KI-basierter Selbstvermessung die Komplexität ethischer Fragen und gesellschaftlicher Implikationen steigt, muss gefragt werden, welche der bisherigen Diagnosen noch Bestand haben und wie sich die Sichtweise auf KI-basierte Selbstvermessung weiter verändern wird. Nachdem Kernaussagen zu Chancen und Risiken digitaler Selbstvermessung zusammengefasst wurden, wird unter Rückgriff auf das soziologische Konzept der Rolle zunächst das veränderte Mensch-Technik-Verhältnis diskutiert. Danach werden langfristige Veränderungen des gesellschaftlichen Referenzrahmens in den Blick genommen. Abschließend erfolgt eine Einordung des technologischen Wandels in den kulturellen Kontext zeitgenössischer Zukunftsnarrative.

17.1 Konvergenz digitaler Selbstvermessung und künstlicher Intelligenz

Technische Geräte beantworten Fragen nach sinnhaften Zielen niemals aus sich selbst heraus. Dies gilt vor allem bei der Nutzung Künstlicher Intelligenz (KI) in alltagsnahen Anwendungsbereichen, z. B. bei der weit verbreiteten digitalen Selbstvermessung im Gesundheits-, Wellness- und Fitnessbereich. Während digitale Selbstvermessung (oft auch Self-Tracking genannt) als Form technisierter Selbstsorge steigende Akzeptanz, Alltagstauglichkeit und Verbreitung erfährt, wird die genutzte Technik mittels KI zugleich immer leistungsfähiger. Diese erweiterte Kultur der Digitalität verändert zunehmend alle Lebensbereiche, was dazu führt, dass gerade KI vermehrt als Verheißung mit Trostcharakter angepriesen wird, die von unliebsamen Lasten des Lebens befreit. (ausführlich: Selke 2023). Die Integration von KI in Selbstvermessungstechnologien steigert allerdings auch die Komplexität ethischer Fragen und gesellschaftlicher Implikationen. Im Folgenden wird deshalb gefragt, welche der bisherigen Diagnosen über digitale Selbstvermessung noch Bestand haben, wie sich die Sichtweise auf KI-basierte Selbstvermessung verändern wird und welche langfristigen Folgen damit verbunden sind.

Einführend werden dazu die Kernaussagen zu Chancen und Risiken digitaler Selbstvermessung zusammengefasst. Darauf aufbauend wird das sich wandelnde Mensch-Technik-Verhältnis diskutiert (▶ Abschn. 17.2). Dazu werden zwei Aspekte näher beleuchtet, die für die vorliegende Argumentation zentral sind: Erstens die veränderten Rollenzuschreibungen an KI-basierte Selbstvermessungstechnologien und zweitens Veränderungen des gesellschaftlichen Referenzrahmens zur Einordnung langfristiger Folgen KI-basierter Selbstvermessungstechnologien (▶ Abschn. 17.3). Abschließend wird gefragt, wie sich diese technologische Entwicklung im Kontext aktueller Zukunftsnarrative kulturell einordnen lässt (▶ Abschn. 17.4).

Selbstveredelungsversuche des Menschen reichen von der antiken Diätetik über mechanische Schrittzähler bis zu zeitgenössischen digitalen Technologien, die bereits umfassend eingeordnet und deren Anwendungsfelder breit diskutiert wurden (z. B. Duttweiler et al. 2016, Selke 2016) Vieles kann daher vorausgesetzt, manches sollte dennoch erneut hinterfragt werden.

Miniaturisierte Sensoren in tragbaren Datenaufzeichnungsgeräten (Fitnessarmbänder, Smart-Watches, Apps) werden genutzt, um Orts-, Zeit- und Körperdaten zu sammeln, auszuwerten und zu teilen. Beispiele hierfür sind Aktivitäten (Bewegung, Schlaf, Kalorienverbrauch), biometrische Daten (Blutdruck, BMI, Glukosewerte, Menstruationszyklen) oder gar Emotionen oder Motivationen. Somit verwandelt Technik heterogene Körperzustände in Metriken, um daraus Handlungsoptionen oder -anweisungen abzuleiten. Verbreitete Anwendungsfelder sind personalisiertes Ge-

sundheitsmonitoring, aber auch Betriebliches Gesundheitsmanagement, Rehabilitation oder Pflege.

Auf den ersten Blick fallen zahlreiche *Potenziale* selbst produzierter Gesundheitsmetriken ins Auge. Im Kern werden dabei Entlastungsversprechen eingelöst. Selbstvermesserinnen und -vermesser etablieren neue Routinen, Gewohnheiten und Selbstverständlichkeiten, weil personalisierte Daten als Deutungsangebote in einer zunehmend unübersichtlichen Welt verstanden werden. Wer Selbstvermessung betreibt, übt also nicht nur einen klinischen Blick auf die eigene Lebensführung ein (Wiedemann 2019), sondern betreibt einen Rückzug auf die Maßstabsebene des Beherrschbaren. Viele Menschen empfinden die prinzipielle Offenheit der Zukunft als belastend. Zudem sinkt das Vertrauen in Institutionen, die dazu beitragen könnten, die Welt als beherrschbar zu empfinden. Kurz: Weil die Welt außer Kontrolle geraten ist, sind technologische Beiträge zu einer rationalen und zugleich effizienten Lebensführung hochwillkommen. Digitale Selbstvermessung ist deshalb privatisierte Kontingenzreduktion, also die freiwillige Einschränkung zukünftiger Möglichkeiten durch technisierte Selbstkontrolle. Weil dies auf der Maßstabsebene von Körper und Lebensführung gut zu funktionieren scheint, steigt die Nachfrage nach der Quantifizierung des eigenen Lebens. Die Logik der Vermessbarkeit wird in metrischen Kulturen immer selbstverständlicher.

Ein Grund für diese Entwicklung ist der mit digitaler Selbstvermessung verbundene Zuwachs an Körperwissen in medizinischen Kontexten. Prozesse der Selbstexpertisierung ermöglichen weitreichende Interpretationen der eigenen Gesundheit und tragen vermeintlich zu einer förderlichen Lebensführung bei. So können Patientinnen und Patienten auf Plattformen wie bspw. *PatientsLikeMe* (▶ https://www.patientslikeme.com) und *CureTogether* (▶ https://www.curetogether.one) persönliche Daten über Medikamente oder Therapien austauschen, sich von der ärztlichen Expertenmacht distanzieren und emanzipieren und zudem Versprechungen der Pharmaindustrie kritisch überprüfen. Schlussendlich könnte diese Form des Empowerments zu einer gesünderen Gesellschaft und zu niedrigeren Gesundheitskosten führen.

Allerdings müssen auch zahlreiche *Risiken* in den Blick genommen werden. Selbstvermessung richtet sich vornehmlich auf den Körper als messbaren „Gegenstand", während sich der Leib – hier verstanden als sinnliche Selbst- und Umwelterfahrung – konkreter Zählbarkeit entzieht. Ein ganzheitliches Gesundheitsverständnis ist mit singulären Datenpunkten und selbst mit Datensammlungen schwer in Einklang zu bringen. Von zentraler Bedeutung ist zudem die Ambivalenz der Präventionsidee selbst. Die Logik der präventiven Wende im Gesundheitsbereich (Vobruba 1983; Lengwiler und Madarász 2010) greift tief in das Alltagshandeln ein, indem auf Basis von Metriken Vorschriften zum „richtigen" Verhalten (Bewegung, Ernährung, Schlaf etc.) gemacht werden, die gleichwohl nicht für alle Menschen gültig sein können. Unklar ist hierbei, ob die popularisierten Praktiken der Selbstvermessung zu neuen Formen der Gesundheitskompetenz beitragen oder ob durch die numerische Erfassung von Gesundheitszuständen stattdessen neue Barrieren erzeugt werden, wenn etwa die Praxis der Selbstvermessung normativ als Nachweis einer vernünftigen Lebensführung in Form einer „Bringschuld" betrachtet wird. (Kuhn 2014).

17.2 Metamorphosen der Mensch-Technik-Beziehung im Kontext KI-basierter Selbstvermessung

Die Zukunft lässt sich lediglich anhand von Szenarien beschreiben, nicht anhand empirischer Daten. Der Kurzfilm „Malu", der beim Foresight-Filmfestival 2015 gezeigt wurde und der das Anwendungsszenario einer „intelligenten" Selbstvermessungstechnologie im Alltag durchspielt, wurde allerdings weitgehend von der Realität überholt. Die Leichtigkeit, mit der

ChatGPT und andere Programme inzwischen im Alltag zur Unterstützung in zahlreichen Lebensbereichen genutzt werden, macht eine Demaskierung unhinterfragter Selbstverständlichkeiten notwendig. Zwei Aspekte stehen dabei im Mittelpunkt: Erstens die Perspektive, die Nutzende auf KI-basierte Selbstvermessungstechnologien einnehmen und zweitens die langfristigen Folgen der fortschreitenden assistiven „Kolonialisierung des Alltags" (Selke 2017).

17.2.1 Differenzierung des Rollenverständnisses von KI-Anwendungen

Die Folgen von KI-Anwendungen können nicht vorausberechnet werden. Deswegen dient die kollektive Praxis als öffentlicher Akzeptanztext für Effekte und Folgen. Allerdings hängt die Einschätzung von Wirkungen *auch* von einem angemessenen Verständnis von KI ab. Einerseits werden KI-Anwendungen immer komplexer. Andererseits wird KI noch immer weitgehend als Werkzeug verstanden – man spricht von KI als einem „tool". Das ist mehr als paradox. Denn die Art und Weise, wie Menschen KI-Anwendungen in ihr Leben integrieren, unterscheidet sich immer mehr von der Nutzung eines Werkzeugs. Hier ist ein Perspektivwechsel notwendig, denn KI-Anwendungen gehen weit über das hinaus, was noch mit einem Werkzeug gemeint sein könnte.

Mit dem soziologischen Konzept einer *Rolle* lassen sich die damit einhergehenden Veränderungen rekonstruieren. Im vorliegenden Kontext können zunächst drei Rollenzuschreibungen unterschieden werden: 1. KI als Werkzeug; 2. KI als Assistent sowie 3. KI als (Sozial-)Partner (Dignum 2019, S. 88 ff.). In der Kombination mit einem ebenso differenzierten Verständnis von Autonomie (Hubig 2015) zeigt sich, dass jede Zuschreibung mit unterschiedlich komplexen ethischen Sensibilitäten korrespondiert (vgl. Abb. 17.1). Als Erweiterung dieses Modells wird im Rahmen eines spekulativen Szenarios zudem die Perspektive auf KI als Über-Ich vorgeschlagen (Selke 2023, S. 297 ff.). Diese vier Zuschreibungen werden im Folgenden diskutiert.

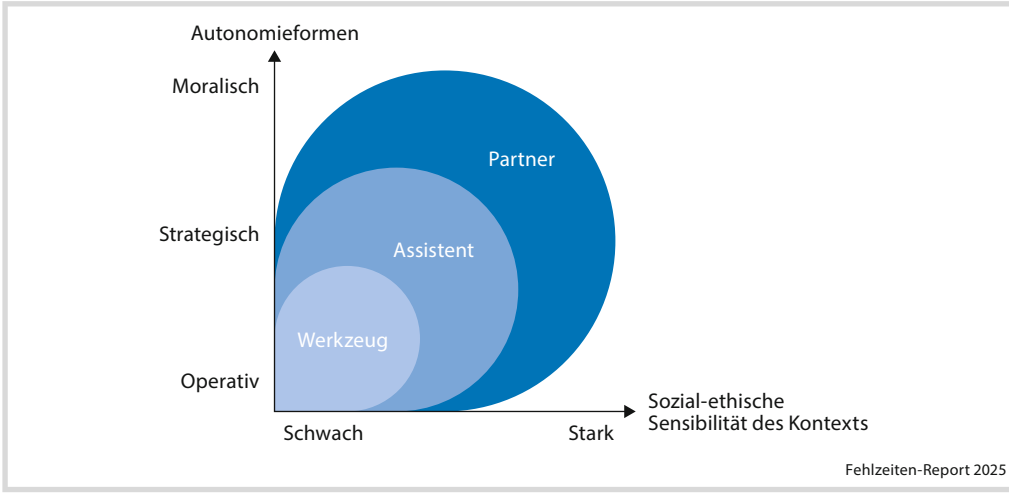


Abb. 17.1 Rollenmodelle und ethische Komplexität im Kontext von KI. (Eigene Darstellung)

17.2.2 KI als Werkzeug

Die Rollenzuschreibung „KI als Werkzeug" basiert auf *operativ-funktionalen* Erwartungen. In der Tradition technikzentrierter Fortschrittserzählungen (Hänggi 2015) werden dabei vor allem instrumentelle Potenzialerwartungen abgerufen. Einen sichtbaren Ausdruck findet diese Zuschreibung in der Rede von KI als „Schlüsseltechnologie". Damit ist die Annahme verbunden, dass KI von Menschen hergestellt, genutzt oder bedient wird – nicht mehr. Hierbei kommt ein reduktionistisches und unterkomplexes Interaktionsverhältnis zum Ausdruck.

Beispiele aus dem Gesundheitsbereich sind etwa die KI-basierte Zeiterfassung von Behandlungen, Terminorganisation oder KI-gestützte Datenverwaltung in Cloudsystemen. Eine weitere für das Gesundheitswesen relevante Entwicklung sind die bereits erwähnten kollaborativen Patientenplattformen im Kontext von Personal Health Science (Heyen et al. 2018). Ohne hier einen Überblick über den dynamischen Markt der Gesundheitsapps bieten zu können, lassen sich auch die meisten der bisherigen Self-Tracking-Angebote in diese Kategorie einordnen. Herzfrequenz-Apps wie *Athlytic* erheben Daten und greifen bei der Auswertung und Musterkennung auf KI zurück (Athlytic 2025). Derartige Anwendungen versprechen weitreichende Sicherheits- oder Effizienzgewinne. Unklar bleibt allerdings, wie dieser Gewinn lebensweltlich in Form einer sinnhaften Lebensführung überhaupt nutzbar gemacht werden kann.

Weil ein Werkzeug lediglich über begrenzte Autonomie verfügt, verlangt diese Mensch-Technik-Konstellation nur begrenzte ethische Aufmerksamkeit. Letztlich führt dies zu der falschen und dennoch verbreiteten Annahme, dass KI eine „neutrale" Technologie sei und es lediglich darauf ankomme, was damit gemacht wird. Wie irreführend es allerdings ist, KI lediglich als eine Art hochwertiges Werkzeug zu betrachten, zeigen die weiteren Rollenzuschreibungen.

17.2.3 KI als Assistent

In vielen Anwendungsfeldern wird KI explizit die Rolle eines Assistenten zugewiesen. Sprachbasierte Assistenzsysteme in Smartphones und Rechnern (Cortana, Siri, Alexa) sind inzwischen vielen vertraut. Beispiele aus dem Gesundheitsbereich sind KI-basierte Telefonassistenten für Arztpraxen oder Chatbot-gestützte Patientenkommunikation. Assistenzfunktionen mit KI im Gesundheitsbereich mit Bezug zur Selbstvermessung finden sich in zahlreichen Apps, z. B. dem Fitness-Coach *Whoop* (Whoop 2025), bei *Buoy*, einem „intelligenten" Prüfalgorithmus für Symptome (Buoy 2025), *Skinvision*, einer KI-App zur Früherkennung von Hautkrebs (SkinVision 2025) oder *Healthily* (Healthily 2025), einer KI-App, die „medizinisch geprüft" zu mehr Selbstfürsorge anleiten soll.[1]. Spätestens hier stellt sich die Frage nach der Perspektivität von Rollenzuschreibungen. So ist es naheliegend, dass aus ärztlicher Sicht KI eher die Rolle eines Assistenten einnimmt, während aus Sicht der Patientinnen und Patienten eher eine Zuschreibung als Mithandelnder in einer para-sozialen Rolle erfolgt (s. u.). Eine solche Zuschreibung würde verstärkt in Konkurrenz zur sozialen Rolle des Arztes stehen und neue Strategien der Legitimation und der Akzeptanz von Kompetenzen erfordern.

Wird KI die Rolle eines Assistenten mit limitierter Autonomie und gleichzeitig einer gewissen interaktiven Sensibilität für die Umwelt zugeschrieben, verkomplizieren sich ethische Einschätzungen, weil Menschen nicht nur operativ entlastet werden, sondern zudem soziale Interaktionsformen auftreten (Dignum 2019, S. 88), d. h. durch Assistenzverhältnisse werden neue soziale Konnotationen erzeugt.

Während beim Werkzeug der Dingcharakter im Vordergrund steht, ist ein Assistent in anthropologischer Perspektive eine abgestuf-

1 Eine Übersicht über unterschiedliche Apps findet sich z. B. unter ▶ http://www.delveinsight.com/blog/top-artificial-intelligence-based-healthcare-mobile-apps.

te Person oder Sozialfigur *zwischen* Person und Nicht-Person. Besonders augenfällig wird die Assistenzfunktion bei Robotern. KI als Assistent nimmt hierbei die Rolle einer Halbperson ein, also einer Art von Schattenarbeiter. Für die Einordnung von KI-Systemen ist dieser Zusammenhang äußerst relevant. Einerseits werden menschliche Diener als Entlastungsstrategie und/oder Statussymbol in egalitären Gesellschaften immer weniger akzeptiert. Andererseits kehren die Diener wieder zurück (Bartmann 2016). Vor allem technische Formen der Assistenz verbreiten sich rasant. (Biniok und Lettkemann 2017). Diese neuen *Assistenzfigurationen* sind eigenständig genug, um komplexe Aufgaben zu bewältigen, gleichzeitig aber gerade noch „dingartig" genug, um moralischen Bedenken zu vermeiden.

17.2.4 KI als Sozialpartner

Werden KI-Systemen höhere Autonomiegrade unterstellt, entstehen automatisch auch komplexere Rollenzuschreibungen. KI wird z. B. als sozialer Partner wahrgenommen, mit dem Nutzende eine epistemologische Wissenspartnerschaft (vgl. grundlegend Knorr-Cetina 1998) eingehen, bei der es darum geht, Erkenntnis über das eigene Leben in einer Form von Dialog zu gewinnen. In anderen Worten: Das System „weiß", was vermeintlich „gut" für „seine" Nutzenden ist und „entscheidet" dann entsprechend.

Im Gesundheitsbereich sind subjektsimulierende Maschinen besonders beliebt, z. B. in Kontexten der Pflege älterer und/oder einsamer Menschen. Humanoide Roboter oder soziale Roboter stellen eine para-soziale Beziehung über Kommunikation und Gesten her. Beispiele aus dem Bereich der digitalen Selbstvermessung sind KI-gestützte Selbstvermessungen der eigenen Psyche oder Stimmung. KI-Apps oder Anwendungen wie *InfraNodus* (InfraNodus 2025) oder *Mindsera* (Mindsera 2025) machen individuelle Vorschläge zum Umgang mit vorher geschilderten persönlichen Problemen. Einerseits basieren derartige Anwendungen auf klassischen Chatbots wie „Eliza", andererseits ziehen Anwendungen zwischen Mood-Tracking und virtueller Psychotherapie ethischen Klärungsbedarf nach sich (Friedrich et al. 2021). Stets geht es dabei um die Beimischung des Maschinellen in genuin menschliche Prozesse. Wird aus einer *asymmetrischen* dienenden Rolle eine *symmetrische* Stellvertreterfunktion, stellen sich zudem weitreichende Fragen, z. B. nach Entscheidungsautonomie und Souveränitätstransfer. Unabhängig davon, *ob* Maschinen autonom entscheiden, geht es aus einer soziologischen Perspektive darum, *dass* „intelligenter" Technik die Fähigkeit zur Selbstfestlegung *zugerechnet* wird. Zahlreiche Medienberichte preisen KI metaphorisch als Teampartner an, wenn es darum geht, die Wissensbasis für Entscheidungen, Planungen und Konzeptionen zu erweitern oder zu validieren. Im Arbeitsumfeld beginnen Menschen die Maschinen nicht als simple Werkzeuge zu betrachten, sondern als Teammitglieder oder Kollegen.

Hierbei stellt sich die Frage, ob KI vielleicht genau der perfekte Kommunikationspartner ist, den Menschen so oft vermissen. Sprachbasierte Interaktion sowie die Simulation von Einfühlsamkeit bzw. Empathie reichen aus, um eine (fast perfekte) *Partnerillusion* zu erzeugen. Dahinter verbirgt sich eine noch wichtigere Frage: Müssen partnerschaftliche Beziehungen zu einer KI überhaupt nach menschlichen Kriterien beurteilt werden? Jedenfalls macht das partnerschaftliche Rollenmodell zwei Stränge der Mensch-Technik-Beziehung deutlich: Entweder wird Technik als effiziente *Erweiterung* des Menschen wahrgenommen oder Menschen treten in *Interaktion* mit Technik. Allerdings ist damit das mögliche Rollenset noch nicht komplett, denn es gibt potenziell noch eine dritte Möglichkeit: *Unterordnung*. Diese Möglichkeit soll im Kontext einer spekulativen Skizze erläutert werden.

17.2.5 Vom Sozialpartner zum Super-Ego

Spätestens seit Bestsellern wie „The Singularity is near“ (Kurzweil 2005) oder „Superintelligence“ (Bostrom 2014) wird darüber nachgedacht, ob, wann und wie das Schicksal der Menschheit von Maschinenintelligenz abhängen wird. Während sich die Beispiele üblicherweise auf rationales Regieren oder gar die Rettung des Planeten beziehen, sind Beispiele aus dem Bereich der digitalen Selbstvermessung spekulativ. Dennoch macht es Sinn, ausgehend von einem erweiterten Verständnis von Körper- und Lebensoptimierung über Erlösungsfantasien als utopischen Fluchtpunkt von KI-Heilsversprechen nachzudenken. Ein Beispiel: Digitale Unsterblichkeit („digital upload“) wäre letztendlich das ultimative Selbstoptimierungsprojekt (Riesewiek und Block 2022), das letztendlich kurative oder präventive Selbstvermessung überflüssig machen würde. Derartige Überlegungen werden im Kontext einer technologischen Ökologie (Bridle 2023) immer bedeutungsvoller. Hierbei geht es darum, nicht die Selbstoptimierung des Menschen in den Mittelpunkt zu stellen, sondern den Erhalt aller Lebensformen unter Einbezug einer planetaren Perspektive. Die Folge eines derartigen Rollenverständnisses wäre also letztlich die Abkehr vom anthropozentrischen Weltbild.

17.3 Schleichende Veränderungen des gesellschaftlichen Referenzrahmens für KI-basiertes Self-Tracking

Es ist immerhin denkbar, dass sich die Menschen irgendwann einer leistungsfähigen Maschinenintelligenz unterordnen, die gesellschaftliche Ziele oder Formen der Lebensführung vorgibt. Deshalb ist es hilfreich, sich nicht nur mit kurzfristigen Effekten zu beschäftigen, sondern schleichende Veränderungen („shifting baselines“) in den Blick zu nehmen. Hierbei geht es darum, mit seismographischem Gespür auf langfristige und gerade deswegen folgenreiche Wechselwirkungen zwischen (neuen) Technologien, Gesellschaft und privater Lebensführung aufmerksam zu machen (vgl. Abb. 17.2).

Inzwischen lassen sich zahlreiche physische, psychische und soziale Zusammenhänge von Gesundheit (und darüber hinaus) metrisch erfassen. Hierbei werden persönliche Messwerte in ein Netz bedeutungsvoller Daten (Mämecke 2016) eingewebt, was einerseits den Abgleich mit vordefinierten Standards und andererseits vergleichende Leistungsbeurteilungen ermöglicht. Metriken erzeugen eine Verschiebung von einer qualitativen zu einer quantitativen Sichtweise auf Gesundheit. Im Extremfall werden zur Beurteilung heterogene Daten zu einem Index (z. B. Health Score) zusammengefasst, was im fundamentalen Widerspruch zur lebenspraktischen Wahrnehmung steht. Nahezu alle Selbstvermessungsangebote motivieren zudem dazu, die eigenen Daten zu teilen. Während digitale Selbstvermessung an Bedeutung gewinnt und digitale Technologien private Gesundheitsprojekte unterstützten, bilden sich daher neue Konventionen des Vermessens und Vergleichens heraus. Formen der Quantifizierung des eigenen Lebens sind mittlerweile zu einem unübersehbaren Bestandteil der öffentlichen und privaten Kommunikation geworden (Heintz 2016). Mustererkennung gilt als Form der Selbsterkenntnis. Im Kern basiert der vermeintliche Effizienzgewinn auf einem Ordnungsversprechen durch die Wiedererkennung analoger Muster in digitalen Daten (Nassehi 2019). Was dabei verloren geht, ist die Einsicht darin, dass die Objektivität von Zahlen kein Sachverhalt, sondern letztlich eine Zurechnung ist. Unter dem Strich wirken Metriken daher regulativ und normativ (Cappel und Kappler 2019).

In Abhängigkeit von der Nutzungsintensität und dem Rollenverständnis (s. o.) kommt es nach und nach zu schleichenden Entgrenzungen, die bis hin zum Wandel moralischer Vorstellungen und (im Extremfall) zivilisatorischer Standards reichen (vgl. Abb. 17.2). Im datengetriebenen Leben und beim Ge-

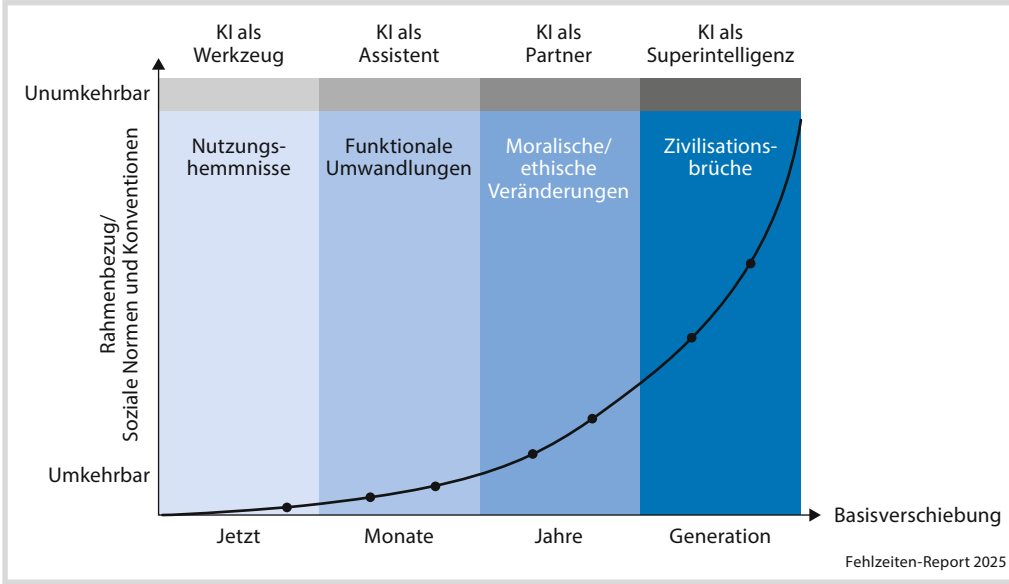


Abb. 17.2 Shifting baselines in Abhängigkeit der Rollenzuschreibung an KI

sundheitshandeln kommt den „intelligenten" Vermessungssystemen schleichend metrische Macht zu, da diese das soziale Leben oder das Gesundheitsverhalten neu ordnen (Beer 2016, S. 22). Die korrelative Macht der Algorithmen wirkt auf diejenigen zurück, die sich selbst (gesundheitlich) optimieren möchten. Im KI-Zeitalter dringen die Logiken metrischer Kulturen zunehmend in das Denken, Fühlen und Handeln ein, weshalb metaphorisch von „metrischer Kolonisierung" gesprochen werden kann (Btihaj 2018). Auf diese Weise entstehen neue Sichtweisen auf Körper, Gesundheit, individuelle Lebensführung und Identität.

17

17.3.1 Kontingenzdilemma in metrischen Kulturen

Vor diesem Hintergrund ist das Kontingenzdilemma die zentrale Herausforderung metrischer Gesundheitskulturen. Einerseits ermöglicht Selbstvermessung mehr Eigenverantwortung und Selbstsorge. Andererseits führt dies über technisch vermitteltes Drängen zu Vorgaben, die in den privaten Lebensvollzug eingreifen. Gerade der Fitness – verstanden als leistungsabhängiger Teil der Gesundheit – wird dabei ein erhöhter Stellenwert zugeschrieben. Mit der Konzentration auf Fitness als überprüfbarem Gesundheitswert verändert sich jedoch insgesamt der Blick auf Gesundheit.

Bei KI-basierten Anwendungen zeigt sich das Doppelgesicht privatisierter Kontingenzreduktion deutlich. Selbstvermessung kann hier als Entlastung von lebensweltlicher *Kontingenz* im Sinne einer Zukunftsoffenheit bzw. -unsicherheit erfahren werden. Gleichzeitig lassen sich Schwierigkeiten feststellen, die der Hoffnung auf rationale Lebensführung entgegenstehen: *Epistemische Kontingenz* resultiert aus dem Zweifel, ob unsere Welt überhaupt unerschütterliche Fakten enthält, die messbar sind. *Soziale Kontingenz* entsteht dort, wo Fakten wie Gesundheitsnormen zunächst sozial ausgehandelt werden müssen. Drittens entstehen permanent neue *technische Kontingenzen* durch Nutzungsbarrieren, notwendige Update-Zyklen oder im Fall von KI durch die Logik der (intransparenten) Technologie selbst. Insgesamt verwirren diese Formen von Kon-

tingenz und werden im Alltag durchaus als belastend empfunden. Das Potenzial digitaler Selbstvermessung kann sich also durchaus ins Gegenteil umkehren. Anstatt Orientierung zu bieten, wächst in einer durch KI mitgeformten Welt der Bedarf an Orientierungsleistungen stark an, um digitale Vulnerabilitäten zu vermeiden.

17.3.2 Rationale Diskriminierung

Neben einer direkten Diskriminierung von gesundheitlich Eingeschränkten (auf die von Selbstvermessungsanwendungen erhobene Daten und Trainingspläne nicht passen und die strukturell gerade keine Kompetenzgewinne erfahren können), wird es mit jeder Autonomiestufe „intelligenter" Systeme zu neuen sozialen Unterscheidungsmöglichkeiten kommen. Immer genauer auflösende (granulare) Daten erzeugen immer mehr „rationale Diskriminierung" (Selke 2015), d. h. Daten werden sozial trennender. Je mehr Querbezüge bei der Mustererkennung zwischen Daten hergestellt werden können, desto mehr Erwartungen an „richtiges" Gesundheitshandeln können daran geknüpft werden. Durch Vermessung kommt es zu ständiger Fehlersuche, sinkender Fehlertoleranz und gesteigerter Abweichungssensibilität anderen und uns selbst gegenüber. Kurz: Aus deskriptiven Daten werden normative Daten.

Damit setzt sich insgesamt ein defizitorientiertes Organisationsprinzip des Sozialen durch. Das passiert selbst dann, wenn sich der Diskriminierungsaspekt hinter den Fassaden spielerischer Wettbewerbe oder von Belohnungssystemen verbirgt, im Gesundheitswesen z. B. im Kontext sog. Pay-as-you-live-Tarife bei Krankenkassen (Zugluft 2021). „Intelligente" Systeme verbergen, dass und wie schleichend soziale Anpassungszwänge organisiert werden. Gesundheitliche Präventionsprojekte erhalten somit fast unbemerkt einen repressiven Charakter. Wie eine schöne Techno-Utopie in eine veritable Kontrolldystopie kippen kann, schildert z. B. der Near-Future Roman „Die Optimierer" (Hannig 2017), in dem gezeigt wird, was passiert, wenn Selbstvermessung mit KI zusammenwachsen. Wissenschaftlich gewendet, geht es dabei um eine „Dialektik von Entlastung und Entmündigung" (Wiegerling und Heil 2019, S. 225), also um das Wechselspiel zwischen marktkonformer Selbstoptimierung und dem Aufstieg neuer Kompetenzbegriffe (Health Literacy bzw. eHealth- oder mHealth-Literacy). Damit ist das zentrale Spannungsfeld zeitgenössischer, zugleich aber auch zukünftiger Formen von KI-basierter Selbstvermessung umrissen.

17.4 KI und Selbstvermessung im Kontext von Zukunftsnarrativen

Da KI-basierte Selbstvermessung (wie jede technologische Innovation) diskursiv in gesellschaftlich vorrätige Antizipationserzählungen eingebettet ist, geraten schlussendlich Zukunftsnarrative in den Fokus. In der Transformationsforschung hat sich hierbei die Unterscheidung von vier prototypischen Zukunftsnarrativen bewährt (Müller 2019).

Bei *Dagegen-Erzählungen* geht es um den Kampf gegen einen konkreten oder imaginären „Feind". Meist handelt es sich dabei um Zerstörungsantizipationen, Entmündigungsprognosen oder Warnungen vor Souveränitätsverlusten. Dies betrifft gegenwärtig vor allem die Angst vor KI. Aus soziologischer Perspektive hinterfragen Gegennarrative scheinbare Selbstverständlichkeiten, an die wir uns nicht gewöhnen sollten. Die Grundhaltung ist *Ablehnung*. Und sie fragen nach dem Ziel. KI mag in vielfältiger Weise zu Effizienzgewinnen im Kontext von Selbstoptimierungsprojekten führen, denn Körperfunktionen und Lebensweisen lassen sich instrumentell erfassen, auswerten und verbessern. Allerdings gilt auch: **Ein (berechenbares) Optimum ist noch lange kein (sinnhaftes) Ziel**.

Die Gewöhnung an das vermeintlich Alternativlose ist der Tenor von *Anpassungs-Narrativen*. Sie repräsentieren eine angstge-

triebene Reaktion auf Veränderungen. Der Grundtenor dieser Erzählungen über KI besteht in der Unterstellung, dass Menschen als subjektive und emotionalen Wesen die Hilfe objektiver Maschinen brauchen. Ihr Grundmotiv ist die Furcht vor Abweichung. Die Idee der Selbstvermessung ist hierfür das beste Beispiel. Immer mehr Menschen fühlen sich dazu verpflichtet, sich durch Selbst- oder Körperoptimierung an kompetitive Bedingungen anzupassen. Anpassungs-Narrative sind der Versuch, Unübersichtlichkeit und Komplexität zu reduzieren. Der Preis dafür ist die Stabilisierung des Bestehenden und das Festhalten an einer (vermeintlichen) Normalität. Diese Erzählform der Zukunft passt perfekt zu manipulativen Technologien, deren Souveränität und Autonomie mit jeder Entwicklungsstufe unhinterfragt zunimmt und deren Komfortversprechen lediglich eine Simulation von Lebensdienlichkeit (Konvivialität) darstellt.

In *Quest-Narrativen* steht die Suche nach einem wundervollen Schatz (im Sinne einer Lösung für alles) im Mittelpunkt. In Form von hochspekulativen Übertreibungen werden ambitionierte Versprechungen narrativ gebündelt. KI als vermeintliches Universalwerkzeug und Supertechnologie, dem Allmacht und Allwissenheit zugeschrieben werden, passt nahezu perfekt in diesen Rahmen. Jenseits konkreter Potenziale bündeln Technologieversprechen rund um KI-Anwendungen Zukunftserwartungen in Form verheißungsvoller Fortschrittsgeschichten. (Gumbrecht 2018; Selke 2023). Diese klingen zwar vielversprechend, sind jedoch problematisch. Um die versprochenen Effizienzgewinne zu erzielen, müssen Menschen auf konditionierbare Wesen und muss Gesellschaft auf eine „große Maschine“ reduziert werden. Aus dem technologischen Determinismus des frühen Technology Movements im 20. Jhd. wurde im 21. Jhd. die Vision eines digitalen Solutionismus, auf dessen Basis sich vermeintlich alle Probleme lösen lassen. Der Irrtum besteht darin, dass sich eben nicht alle *sozialen* Werte in *technische* Werte übersetzen lassen. Werden in metrischen Kulturen qualitative Prozesse des Lebens und der Gesundheit quantifiziert, engt sich der Gestaltungsspielraum ein. Auf den Punkt gebracht: Effizienz ist keine dauerhafte Lebensform für Menschen.

Schließlich berichten *Aufbruchs-Narrative* von der Suche nach einer besseren Welt. Sie repräsentieren die Überwindung von Grenzen und Versuche des Neuanfangs, wobei alte Wahrheiten und Gewissheiten verschoben und neue Verhältnisse erprobt werden. Es geht um Perspektivwechsel und Lernen. Diese Erzählweise von Zukunft wäre am ehesten mit *konvivialen Technologien* (Illich 2009; zeitgenössisch: Vetter 2018) kompatibel. KI-Systeme repräsentieren das Gegenteil: Durch „Black-Boxing“ sind sie intransparent, durch Komplexität machen sie abhängig von Experten. Bei ihrer Herstellung wurde schon so viel Intelligenz verbraucht, dass im alltäglichen Gebrauch kaum noch Intelligenz zur Anwendung kommen muss. Genau dieser Souveränitätstransfer von Menschen auf die Maschine muss jedoch hinterfragt werden. Damit ist auch der Punkt benannt, an dem KI-basierte Selbstvermessung über die bisherigen Anwendungen hinausgeht und teils unterhalb der Wahrnehmungsschwelle zu schleichenden Veränderungen führt. Quer durch alle Anwendungsfelder digitaler Selbstvermessung ziehen sich immense Heilsversprechen. Die Verheißung digitaler Technik erhält zunehmend eine Trostfunktion in plural erschöpften Gesellschaften. Schattenseiten des neuen, datengetriebenen Bewusstseins sind die zunehmende moralische Aufladung der Lebensführung, die Entstehung von Verdachts- und Verbotskulturen, die Neigung zur Bevormundung und Hineinregieren in persönliche Lebensentwürfe.

Je mehr KI in Selbstvermessungspraktiken integriert wird, desto dringender braucht es ein Umdenken – weg von der Werkzeugillusion und hin zu differenzierten Rollenmodellen. KI hat eine technologische und materielle Basis, ist aber in Bedeutungszuschreibung und Wirkung ein tendenziell entgrenzendes *kollektives, kollaboratives und kulturelles Projekt*. Weil KI alte Welten und neue Welten erzeugt, wäre es angemessener, von einem Medium oder einer

systemischen Komponente eines neuen Weltzugangs zu sprechen.

Grundsätzlich gibt es vier Wege, mit diesen Herausforderungen umzugehen. Dabei können die Maßnahmen im Gestaltungskorridor entweder mehr auf der Ebene von Individuen oder mehr auf der Ebene der Gesellschaft (Unternehmen, Politik) liegen. *Konservative Maßnahmen* zielen hierbei auf Erziehung und Bildung durch Information und Aufklärung. Hier setzt u. a. der digitale Verbraucherschutz an. *Reformatorische Maßnahmen* betreffen neue Gesetzgebungen, Leitlinien oder Regelwerke wie z. B. den EU AI Act, das Gesetz über künstliche Intelligenz, der Europäischen Union, in dem Risikodimensionen von KI-Anwendungen festgelegt werden. *Neoliberale Maßnahmen* setzen bei der Selbstregulationsbereitschaft von Unternehmen an, die KI-basierte Produkte auf den Markt bringen. Und schlussendlich sind *basisdemokratische oder deliberative Maßnahmen* denkbar, die öffentlich, kollektiv und kollaborativ zwischen Wissenschaft und Praxis ausgehandelt werden und Nutzerinnen und Nutzer gegenüber Anbietern von KI-Anwendungen stärken. In Zukunft wird es im politisch-öffentlichen Raum zu einer Mischung dieser Maßnahmen kommen.

Trotz der Dominanz des Themas Datenschutz sollte dabei nicht aus den Augen verloren werden, dass es auch um qualitative Aspekte geht, die einem schleichenden Wandel unterliegen: Denn die Vorteile metrischer Gesundheitskulturen dürfen am Ende nicht mit zwanghafter Perfektion bezahlt werden. Weil aus digitaler Selbstvermessung eine umfassende „kybernetische Selbstthematisierung“ (Noji 2024) resultiert, warten noch immer zahlreiche Fragen auf Klärung. Zum Glück gibt es immerhin einen anthropologischen Widerstand gegen Verdatung und Quantifizierung des eigenen Lebens, d. h. Menschen spüren früher oder später, wie Selbstvermessung im Kontext metrischer Kulturen entfremdet. Bislang ist allerdings ungeklärt, ob sie zukünftig in dieser Wahrnehmung unterstützt oder ob die Opportunitätskosten in einer effizienzgetriebenen Gesellschaft dafür zu hoch sein werden.

Literatur

Athlytic (2025) Your Fitness Guide to smarter training & a healthier you. https://www.athlyticapp.com/
Bartmann C (2016) Die Rückkehr der Diener. Das neue Bürgertum und sein Personal. Hanser, München
Beer D (2016) Metric power. Palgrave Macmillan, London
Biniok P, Lettkemann P (2017) Assistive Gesellschaft. Multidisziplinäre Erkundungen zur Sozialform „Assistenz“. Springer VS, Wiesbaden
Bostrom N (2014) Superintelligence. Paths, dangers, strategies. Oxford University Press, Oxford
Bridle J (2023) Die unfassbare Vielfalt des Seins. Jenseits menschlicher Existenz. C.H. Beck, München
Btihaj A (2018) Metric culture. Ontologies of self-tracking practices. Emerald, Bingley
Buoy (2025) Real-time connected intelligence that radically transforms the donation experience. https://www.buoysoftware.com/
Cappel V, Kappler K (2019) Plurality of values in mHealth: conventions and ethical dilemmas. In: Bächle TC, Wernick A (Hrsg) Futures of eHealth. Social, ethical and legal challenges. Humboldt Institut für Internet und Gesellschaft, Berlin, S 31–37
Dignum V (2019) Responsible artificial intelligence. How to develop and use AI in a responsible way. Springer, Cham
Duttweiler S, Gugutzer R, Passoth J-H (2016) Leben nach Zahlen. Self-Tracking als Optimierungsprojekt? transcript, Bielefeld
Friedrich O, Seifert J, Schleidgen S (2021) KI-gestützte Selbstvermessung der Psyche. Philosophisch-ethische Implikationen. Psychiatr Prax 48(S 01):42–47
Gumbrecht H-U (2018) Weltgeist im Silicon Valley. Leben und Denken im Zukunftsmodus. NZZ Libro, Zürich
Hänggi M (2015) Fortschrittsgeschichten. Für einen guten Umgang mit Technik. Fischer, Frankfurt am Main
Hannig T (2017) Die Optimierer. Bastei-Lübbe, Köln
Healthily (2025) Your health questions. https://www.livehealthily.com/
Heintz B (2016) Wir leben im Zeitalter der Vergleichung. Perspektiven einer Soziologie des Vergleichs. Z Soziol 5:305–323
Heyen N, Dickel S, Brünninghaus A (2018) Personal Health Science. Persönliches Gesundheitswissen zwischen Selbstsorge und Bürgerforschung. Springer VS, Wiesbaden
Hubig C (2015) Die Kunst des Möglichen III. Macht und Technik. transcript, Bielefeld
Illich I (2009) Tools for conviviality. Boyars, London
InfraNodus (2025) AI-based self-relfection and introspection oracle. https://infranodus.com/use-case/introspection-self-reflection
Knorr-Cetina K (1998) Sozialität mit Objekten. Soziale Beziehungen in posttradionellen Gesellschaften. In:

Rammert W (Hrsg) Technik und Sozialtheorie. Campus, Frankfurt am Main, S 83–120
Kuhn J (2014) Daten für Taten. Gesundheitsdaten zwischen Aufklärung und Panopticum. In: Schmidt B (Hrsg) Akzeptierende Gesundheitsförderung. Unterstützung zwischen Einmischung und Vernachlässigung. BeltzJuventa, Weinheim/Basel, S 51–61
Kurzweil R (2005) The singularity is near. Penguin, New York
Lengwiler M, Madarász J (2010) Das präventive Selbst. Eine Kulturgeschichte moderner Gesundheitspolitik. transcript, Bielefeld
Mämecke T (2016) Benchmarking the Self. In: Duttweiler S, al (Hrsg) Leben nach Zahlen. Self-Tracking als Optimierungsprojekt? transcript, Bielefeld, S 103–122
Mindsera (2025) The only journal that reflects back. https://www.mindsera.com/
Müller M (2019) Developing the future stories of companies: open and closed story worlds. In: Chlopczyk J, Erlach C (Hrsg) Transforming organizations. Narrative and story-based approaches. Springer Nature, S 75–88
Nassehi A (2019) Muster. Theorie der digitalen Gesellschaft. C.H. Beck, München
Noji E (2024) Die Kybernetisierung des Selbst. Digitale Selbstvermessung als kybernetische Selbstthematisierung. Springer VS, Wiesbaden
Riesewiek M, Block H (2022) Vom Ende der Endlichkeit. Unsterblichkeit im Zeitalter Künstlicher Intelligenz. Goldmann, München
Selke S (2015) Rationale Diskriminierung. Neuordnung des Sozialen durch Lifelogging. Prävention. Z Gesundheitsförderung 3:69–73
Selke S (2016) Lifelogging. Digitale Selbstvermessung und Lebensprotokollierung zwi-schen disruptiver Technologie und kulturellem Wandel. Springer VS, Wiesbaden
Selke S (2017) Assistive Kolonialisierung. Vom „Vita Activa“ zur „Vita Assistiva“. In: Biniok P, Lettkemann P (Hrsg) Assistive Gesellschaft. Multidisziplinäre Erkundungen zur Sozialform ‚Assistenz‘. Springer VS, Wiesbaden, S 99–119
Selke S (2023) Technik als Trost. Verheißungen Künstlicher Intelligenz. transcript, Bielefeld
SkinVision (2025) Präzise Hautkrebsdiagnose leicht gemacht. https://www.skinvision.com/de
Vetter A (2018) The Matrix of Convivial Technology – Assessing technologies for degrowth. J Clean Prod 197(2):1778–1786
Vobruba G (1983) Prävention durch Selbstkontrolle. In: Wambach MM (Hrsg) Der Mensch als Risiko. Zur Logik von Prävention und Früherkennung. Suhrkamp, Frankfurt am Main, S 29–48
Whoop (2025) Dein Weg zu besserer Gesundheit. https://www.whoop.com/de/de/
Wiedemann L (2019) Self-Tracking. Vermessungspraktiken im Kontext von Quantified Self und Diabetes. Springer VS, Wiesbaden
Wiegerling K, Heil R (2019) Gesellschaftliche und ethische Folgen der digitalen Transformation des Gesundheitswesens. In: Haring R (Hrsg) Gesundheit digital: Perspektiven zur Digitalisierung im Gesundheitswesen. Springer, Berlin, S 213–227
Zugluft (2021) Zwischen Gesundheitsoptimierung und Erosion der Solidarität: Pay-as-you-live-Tarife (PAYL) im Gesundheitswesen. Öffentliche Wissenschaft Forsch Lehre Ges 2

Arbeitsqualität im Kontext KI-gestützter Arbeitsorganisation

Swantje Robelski, Sophie-Charlotte Meyer und Matthias Hartwig

Inhaltsverzeichnis

18.1 Einleitung: Künstliche Intelligenz und die Veränderung der Arbeitsorganisation – 248
18.1.1 Was bedeutet KI-gestützte Arbeitsorganisation? – 248
18.1.2 Verbreitung und Einsatz – 249
18.1.3 Folgen KI-gestützter Arbeitsorganisation für die Arbeitsqualität – 250

18.2 Daten und Methode – 250

18.3 Ergebnisse – 251

18.4 Diskussion – 254

18.5 Fazit und Ausblick – 255

Literatur – 256

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_18

Zusammenfassung

Der Beitrag ordnet die derzeitige Verbreitung von Künstlicher Intelligenz (KI) als Tool zur Arbeitsorganisation ein. Es erörtert zudem deren Einsatzmöglichkeiten sowie Chancen und Risiken für die Beschäftigten. Auf Basis der Beschäftigtenbefragung „Digitalisierung und Wandel der Beschäftigung" aus dem Jahr 2024 wurde untersucht, welche Beschäftigtengruppen von KI-gestützter Arbeitsorganisation betroffen waren und in welchem Zusammenhang diese Verwendung von KI mit der Arbeitsqualität stand. Die Ergebnisse deuten an, dass aus Sicht der Beschäftigten der Einsatz künstlicher Intelligenz zur Steuerung und Optimierung von Arbeitsprozessen bislang wenig verbreitet waren, aber in Verbindung mit verschiedenen Aspekten der Arbeitsqualität standen, beispielsweise verringerter Autonomie und einer höheren sozialen Unterstützung. Darüber hinaus lassen sich Zusammenhänge mit gesundheitlichen Beschwerden erkennen. Die diskutierten Zusammenhänge mit Arbeitsqualität und Wohlbefinden verdeutlichen, dass der Einsatz KI-gestützter Arbeitsorganisation mit komplexen Folgen für die Beschäftigten verbunden sein kann und einen anspruchsvollen Gestaltungsauftrag für Betriebe enthält.

18.1 Einleitung: Künstliche Intelligenz und die Veränderung der Arbeitsorganisation

„Kunden kauften auch …", „Basierend auf der aktuellen Verkehrslage wird folgende Alternativroute vorgeschlagen …". In unserem Alltag begegnen wir häufig Empfehlungen, die auf algorithmischen Entscheidungen beruhen. Hochentwickelte Algorithmen, die basierend auf enormen Datenmengen in der Lage sind, ihre Entscheidungen anzupassen und menschliche Fähigkeiten wie Lernen, Planen und Kreativität imitieren, werden als Künstliche Intelligenz (KI) bezeichnet (vgl. European Commission 2025). Solche Anwendungen halten auch zunehmend in der Arbeitswelt Einzug und können unter anderem dazu genutzt werden, Arbeitsprozesse oder arbeitsorganisatorische Aspekte zu steuern. So kann z. B. die Erstellung von Schichtplänen, die Zusammenstellung von Arbeitsaufträgen und auch die Steuerung von Leistungsvorgaben von KI-Systemen gestützt werden. Während auf der einen Seite das Versprechen von mehr Effizienz, objektiven Entscheidungen und optimaler Ressourcennutzung steht, bleibt auf der anderen Seite die Frage, was dies für Beschäftigte und ihre Arbeitsqualität bedeutet. Sinken Autonomie und Partizipationsmöglichkeiten, wenn eine KI-gestützte Arbeitsorganisation vorliegt? Oder eröffnen sich neue Spielräume für Flexibilität? Es kann davon ausgegangen werden, dass KI-gestützte Arbeitsorganisation nicht nur verändert, *wer* Entscheidungen trifft, sondern auch *wie* Arbeit erlebt wird.

Der folgende Abschnitt gibt einen Überblick über den aktuellen Forschungsstand zu Verbreitung und Zusammenhängen **KI-gestützter Arbeitsorganisation** mit verschiedenen Facetten der **Arbeitsqualität**. Auf Basis der Beschäftigtenbefragung „Digitalisierung und Wandel der Beschäftigung" (DiWaBe 2.0) aus dem Jahr 2024 wird in einem zweiten Teil untersucht, welche Beschäftigtengruppen insbesondere von KI-gestützter Arbeitsorganisation betroffen sind und wie diese Verwendung von KI mit der Arbeitsqualität und dem Wohlbefinden von Beschäftigten zusammenhängt (Arntz et al. 2025).

18.1.1 Was bedeutet KI-gestützte Arbeitsorganisation?

Künstliche Intelligenz zeichnet sich durch verschiedenartige Einsatzmöglichkeiten aus. Sie kann als Arbeitsmittel auf individueller Ebene genutzt werden – etwa durch Kamerasysteme zur Qualitätskontrolle in der Produktion oder generative KI in der Textanalyse. Diese Form der Nutzung ist bereits in verschiedenen Tätigkeitsbereichen verbreitet und nimmt weiterhin stark zu. So gaben 2024 über 60 % der Beschäftigten an, KI-Tools

bei der Arbeit zu nutzen. Etwa die Hälfte dieser Personen berichteten, diese innerhalb der letzten fünf Jahre häufiger zu nutzen als zuvor (Arntz et al. 2025). Künstliche Intelligenz kann aber auch Managementfunktionen übernehmen und die Arbeitsorganisation unterstützen. Diese Form der Anwendung, hier als **KI-gestützte Arbeitsorganisation** bezeichnet, findet sich häufig in der Plattformarbeit und Gig-Ökonomie. Dabei werden Arbeitsaufträge wie Liefer- und Transportdienstleistungen, aber auch Text- und Bildverarbeitung meist außerhalb regulärer Arbeitsverhältnisse über digitale Plattformen vermittelt (Piasna et al. 2022). Algorithmen ermöglichen eine kleinteilige, dezentrale und flexible Steuerung von Arbeitsaufgaben, die mit klassischen Managementmethoden kaum umsetzbar wäre (Benlian et al. 2022). Bei der KI-gestützten Arbeitsorganisation übernehmen Algorithmen basierend auf digitalen Datenerfassungssystemen zentrale Steuerungsaufgaben und Managementfunktionen (Lee et al. 2015). Möhlmann und Zalmanson (2017) beschreiben dies als Aufsichts-, Steuerungs- und Kontrollsysteme, die insbesondere bei Remote-Beschäftigten Anwendung finden. Die Übertragung dieser Mechanismen auf klassische Beschäftigungsformen und traditionelle Arbeitsplätze wird häufig als **Plattformisierung** bezeichnet (Fernández-Macías et al. 2023). Inwieweit diese veränderte Form der Arbeitsorganisation zentrale Spannungsfelder aus Autonomie und Kontrolle, Flexibilisierung und Standardisierung sowie unterschiedliche Komplexitätsanforderungen berührt, ist bisher wenig erforscht.

18.1.2 Verbreitung und Einsatz

Daten des Statistischen Bundesamts zeigen, dass im Jahr 2024 etwa jedes fünfte Unternehmen[1] in Deutschland KI-Technologien einsetzt; bei den Großunternehmen[2] ist es nahezu jedes zweite (Statistisches Bundesamt 2024). Im Vergleich dazu liegt der Anteil europaweit bei knapp 14 % (Eurostat 2025). Viele Unternehmen nutzen dabei KI zur Analyse und Umformung von Daten z. B. für Textanalysen, Textgenerierung oder Spracherkennung, für die Automatisierung von Arbeitsvorgängen oder zur Objekterkennung. Gefragt nach dem Zweck, werden Marketing und Verkauf (EU 34 %) vor der Organisation von Verwaltungs- und Geschäftsprozessen und Management genannt (EU 28 %, Deutschland 24 %; Cetrulo et al. 2020; Statistisches Bundesamt 2024). In diesem Zusammenhang wird auf Basis der Daten des European Company Survey (EWC) 2019 berichtet, dass in Deutschland 13 % der Betriebe angaben, Leistungsmessungen der Beschäftigten durch den Einsatz von KI-Systemen einzusetzen (Bechter et al. 2022).

Eine spanisch-deutsche Befragung hat zwischen 2021 und 2022 die Arbeitsbedingungen von Personen in Plattformarbeit untersucht und dabei auch die Plattformisierung traditioneller Arbeitsplätze betrachtet. Dabei fand sich KI-gestützte Arbeitsorganisation vor allem bei Beschäftigten in informationsbezogenen Dienstleistungsberufen, im Hochtechnologiesektor und in der öffentlichen Verwaltung (Fernández-Macías et al. 2023). Doch auch in der **Fertigung** wird die KI-gestützte Arbeitsorganisation vermehrt diskutiert, nicht zuletzt um den immer komplexer werdenden Anforderungen an Personal- und Schichtplanung in diesem Bereich gerecht zu werden (Burgert et al. 2024). In Bezug auf die Arbeitsbedingungen und die Tätigkeiten, für die KI-gestützte Arbeitsorganisation eingesetzt wird, werden im Zuge der Plattformisierung besonders detailreiche und komplexe Tätigkeiten genannt. Gleichwohl lassen sich vermehrt auch monotone und stressreiche Tätigkeiten finden (Fernández-Macías et al. 2023).

1 Mit mehr als zehn Beschäftigten.
2 Unternehmen mit mehr als 249 Beschäftigten.

18.1.3 Folgen KI-gestützter Arbeitsorganisation für die Arbeitsqualität

Mit der zunehmenden Verbreitung KI-gestützter Arbeitsorganisation stellt sich die Frage, welche beobachtbaren oder antizipierten Auswirkungen diese auf die Arbeitsqualität, das Wohlbefinden und die Gesundheit von Beschäftigten hat. Arbeitsqualität wird dabei als das Zusammenspiel verschiedener Arbeitsbedingungsmerkmale (z. B. Autonomie, soziale Unterstützung, Arbeitsintensität), die für eine menschengerechte Gestaltung von Bedeutung sind, verstanden (Tegtmeier et al. 2022).

Bisherige Studien deuten darauf hin, dass KI-gestützte Arbeitsorganisation häufig mit geringeren Handlungsspielräumen und erhöhter Arbeitsintensität verbunden ist (Parent-Rocheleau und Parker 2022). So zeigen Studien für Beschäftigte aus dem Bankwesen (Perez et al. 2022), dem öffentlichen Nahverkehr (Pritchard et al. 2015) und der plattformbasierten Transportarbeit (Rosenblat 2018), dass automatisierte Aufgabenvergabe und Leistungsbewertung die wahrgenommene Autonomie einschränken und das Vertrauensverhältnis zwischen Beschäftigten und Management beeinträchtigen. Auch digitales Monitoring wird als potenzielle Bedrohung der Arbeitsautonomie diskutiert (Parker und Grote 2022; Kellogg et al. 2020), wobei weniger das Monitoring selbst, sondern vielmehr der damit verbundene Kontrollverlust als stressauslösend gilt (Varca 2006).

Im Bereich der Plattformarbeit wird algorithmische Kontrolle mit einem Gefühl der Arbeitsplatzunsicherheit in Verbindung gebracht (Rosenblat 2018; Williams und Beck 2018; Griesbach et al. 2019; Wood et al. 2019; Parent-Rocheleau und Parker 2022). Experimentelle Studien belegen zudem, dass algorithmische Steuerung die Motivation für prosoziales Verhalten reduziert (Granulo et al. 2024) und kreative sowie improvisierte Arbeitsweisen einschränkt (Liu et al. 2024). Darüber hinaus lassen sich Hinweise darauf finden, dass Beschäftigte, deren Aufgaben durch KI-gestützte Systeme verteilt werden, eine Statusverminderung wahrnehmen (Jago et al. 2024).

Trotz dieser Herausforderungen werden auch positive Effekte KI-gestützter Arbeitsorganisation identifiziert. Sofern relevante Faktoren berücksichtigt werden, kann beispielsweise eine differenzierte KI-gestützte Arbeitszeitsteuerung zu einer besseren Berücksichtigung individueller Präferenzen und Kompetenzen führen (Burgert et al. 2024). Ebenso wird diskutiert, dass KI-gestützte Systeme insbesondere in der Plattformarbeit zur Verbesserung der Rollenklarheit und eines kontinuierlichen Leistungsfeedbacks beitragen können (Rosenblat und Stark 2016). Durch Human-Resource-Analytics generierte Daten tragen zudem zu einer gerechteren Leistungsbewertung bei, was sich positiv auf die Gesundheit der Beschäftigten auswirkt (Sharma und Sharma 2017). Weitere positive Effekte umfassen individuelle Anpassungshandlungen wie etwa job crafting (Tims und Bakker 2010), die im Kontext KI-gesteuerter Aufgabenzuweisung dazu dienen, das Kontrollerleben aufrechtzuerhalten (Perez et al. 2022).

Zusammenfassend deuten die bisherigen Befunde eher auf negative Auswirkungen von KI-gestützter Arbeitsorganisation auf die Arbeitsqualität hin. Allerdings stammen viele dieser Erkenntnisse aus spezifischen Arbeitsumgebungen, insbesondere der Plattformarbeit, die sich in vielen Facetten von klassischen Beschäftigungsformen unterscheidet. Eine direkte Übertragbarkeit auf andere Arbeitsbereiche ist daher nur eingeschränkt möglich. Der vorliegende Beitrag erweitert diesen Forschungsstand, indem er repräsentative Daten zur Verbreitung von KI-gestützter Arbeitsorganisation und deren Auswirkungen auf abhängig Beschäftigte in Deutschland untersucht.

18.2 Daten und Methode

Die im Folgenden präsentierten Analysen basieren auf Daten der zweiten Welle der Befragung „Digitalisierung und Wandel der Be-

schäftigung“ (**DiWaBe**), die 2024 gemeinsam von der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BAuA), dem Bundesinstitut für Berufsbildung (BIBB), dem Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung (IAB) sowie dem Leibniz-Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung (ZEW) erhoben wurden. Ziel der erstmals 2019 durchgeführten Studie war es, die Auswirkungen der digitalen Transformation zu untersuchen, insbesondere die Verbreitung digitaler Technologien sowie deren soziale, arbeitsorganisatorische und gesundheitliche Folgen (Arntz et al. 2025). In die Analysen wurden abhängig Beschäftigte bis zum Alter von 67 Jahren einbezogen, die mehr als die Hälfte des Jahres arbeitsfähig waren und gültige Angaben zu den relevanten Variablen getätigt haben. Dies umfasste insgesamt **6.390 Personen**, von denen 3.701 männlich und 2.689 weiblich waren.

In der Befragung wurde die **Steuerung von Arbeitsabläufen** der Befragten durch KI anhand von drei Facetten erfasst: KI-gestützte Steuerung von Arbeitsaufgaben („*Werden Ihnen durch KI regelmäßig Aufgaben oder Aufträge zugeteilt?*“), zur Einteilung der Arbeitszeiten („*Werden Ihre Arbeitszeiten regelmäßig durch KI festgelegt?*“) sowie die Leistungsmessung durch KI („*Bewertet KI ihre Arbeitsleistung?*“). Alle Fragen konnten mit „ja (1)“ oder „nein (0)“ beantwortet werden.

Als Indikatoren für **Arbeitsqualität** wurden, in Anlehnung an oben dargelegte Studienlage, *Arbeitsintensität* (Termin-/Leistungsdruck und Informationsflut), *Autonomie* (eigenständige Arbeitseinteilung), *Monotonie* (wiederholende Abläufe) sowie *soziale Unterstützung* (durch Vorgesetzte, durch Kolleginnen und Kollegen) betrachtet, die jeweils anhand einer fünfstufigen Skala erhoben wurden (4 = immer, 3 = häufig, 2 = manchmal, 1 = selten, 0 = nie). Für die Analyse wurden zwei Gruppen gebildet, die abbilden, ob eine Arbeitsanforderung immer/häufig (1) oder manchmal/selten/nie (0) auftritt.

Gesundheitliche Beschwerden (*Kopfschmerzen, Herzschmerzen/Stiche, Rücken-/Muskel-/Gelenkschmerzen, Nächtliche Schlafstörungen, Magen-/Verdauungsbeschwerden, Nervosität/Reizbarkeit, Niedergeschlagenheit, Atemwegserkrankungen*) wurden ebenfalls auf der oben beschriebenen fünfstufigen Häufigkeitsskala erhoben und für die Analyse nach dem gleichen Schema dichotomisiert. In Anlehnung an Franke (2015) wurde ein Summenscore über alle acht erhobenen Beschwerden hinweg gebildet. Darüber hinaus wurden *Kopfschmerzen, Niedergeschlagenheit* und *Nervosität* separat analysiert, weil diese Beschwerden potenziell besonders relevante Indikatoren für arbeitsbedingten Stress und psychische Belastungen sind (Frese 1985). Somit ermöglichen sie eine gezieltere Untersuchung der Zusammenhänge zwischen KI-gestützter Arbeitsorganisation und der psychischen Gesundheit von Beschäftigten.

Die Verbreitung von KI-gestützter Arbeitsorganisation wurden als prozentuale Anteile dargestellt. Zusammenhänge zwischen KI-gestützter Arbeitsorganisation und den erhobenen Indikatoren für Arbeitsqualität und Gesundheit wurden mittels Regressionsanalysen (OLS-Regressionen) mit robusten Standardfehlern geschätzt, in denen für Geschlecht, Altersgruppen, Anforderungsniveau und Berufssektoren nach KldB 2010 kontrolliert wird.

18.3 Ergebnisse

Die Auswertungen zeigen, dass eine KI-gestützte Arbeitsorganisation bislang **wenig verbreitet** zu sein scheint. So berichten lediglich 3,5 %[3] davon, dass ihnen durch KI-Systeme regelmäßig Aufgaben oder Aufträge zugeteilt werden, 2,3 % berichten, dass ihre Arbeitszeiten von KI festgelegt werden und bei weniger als 1 % der Befragten bewertet KI ihre Arbeitsleistung. Aufgrund der geringen Besetzung werden die drei verschiedenen Facetten im Folgenden zusammengefasst.

3 Die prozentualen Angaben (%) stellen die gewichteten Anteilswerte dar, um die Verzerrungen der Stichprobe (z. B. sind Höherqualifizierte überrepräsentiert) auszugleichen.

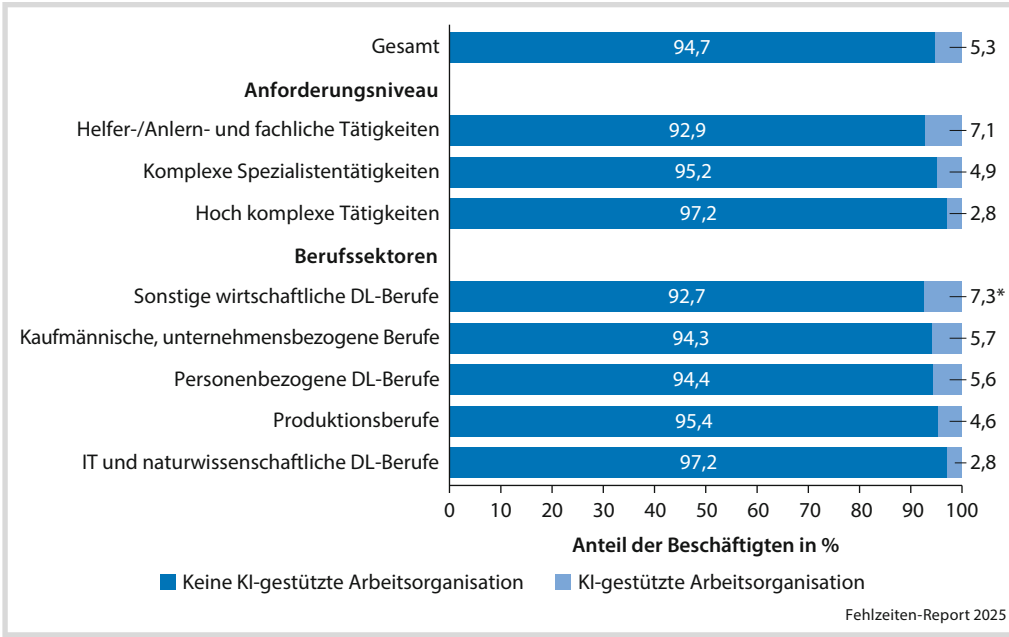


Abb. 18.1 Verbreitung von KI-gestützter Arbeitsorganisation (in %) nach Anforderungsniveau und Berufssektor (KldB 2010). Die Gruppen „Helfer- und Anlerntätigkeiten" sowie „fachlich ausgerichtete Tätigkeiten" wurden aufgrund zu geringer Fallzahlen zusammengefasst; *Fallzahl < 30; Fallzahl (ungewichtet) = 6.390. (Quelle: DiWaBe 2024, gewichtete Ergebnisse (gerundet); eigene Berechnungen)

Insgesamt berichten somit 5,3 % der Beschäftigten, dass sie von mindestens einer Facette der KI-gestützten Arbeitsorganisation betroffen sind, wobei sich keine Unterschiede nach Alter und Geschlecht zeigen. Dagegen zeigen sich deutliche Unterschiede nach beruflichen Merkmalen. Vor allem das Anforderungsniveau bzw. die Komplexität der Tätigkeit (nach KldB 2010[4], 5. Stelle) scheint eine wichtige Rolle für die Steuerung der Arbeitsorganisation durch KI zu spielen: Je weniger komplex die Tätigkeit, desto höher ist der Anteil der Beschäftigten, die von einer KI-gestützten Arbeitsorganisation berichten. Hinsichtlich der Berufssektoren zeigt sich, dass eine KI-gestützte Arbeitsorganisation in Dienstleistungsberufen, insbesondere in sonstigen wirtschaftlichen Dienstleistungsberufen (7,3 %) wie z. B. Verkehrs- und Logistikberufen am häufigsten vorkommt, während Beschäftigte in IT und naturwissenschaftlichen Berufen deutlich seltener von KI-gestützter Arbeitsorganisation berichten (2,8 %) (Abb. 18.1). Schließlich berichten mehr Personen in großen Betrieben von Arbeitsorganisation durch KI als in kleinen Betrieben.

Im Hinblick auf den Zusammenhang zwischen KI-gestützter Arbeitsorganisation und Arbeitsqualität zeigt sich, dass eine KI-gestützte Arbeitsorganisation mit verschiedenen Aspekten der Arbeitsqualität in Verbindung steht (vgl. Tab. 18.1). Die Ergebnisse zur Autonomie deuten darauf hin, dass Beschäftigte mit KI-gestützter Arbeitsorganisation **weniger Kontrolle** über ihre Arbeitsorganisation haben als ihre Kolleginnen und Kollegen, die diese nicht haben. So haben sie eine um 12 Prozentpunkte geringere

4 Klassifikation der Berufe: vgl. ▶ https://statistik.arbeitsagentur.de/DE/Navigation/Grund-lagen/Klassifikationen/Klassifikation-der-Berufe/KldB2010-Fassung2020/Systematik-Verzeichnisse/Systematik-Verzeichnisse-Nav.html.

Tab. 18.1 Zusammenhang zwischen KI-gestützter Arbeitsorganisation und Arbeitsqualität (OLS-Regressionen)

	Arbeitsbedingung					
	Arbeitsintensität		Autonomie	Monotonie	Unterstützung	
	Termin-/ Leistungs-druck	Informati-onsflut	Arbeits-organisation	Wiederho-lungen	Vorgesetzte	Kolle-ginnen/ Kollegen
KI-gestützte Arbeits-organisation: Nein	*Referenz*	*Referenz*	*Referenz*	*Referenz*	*Referenz*	*Referenz*
KI-gestützte Arbeits-organisation: Ja	0,013	0,072	−0,119*	0,083	0,085	0,136***
	(0,061)	(0,043)	(0,052)	(0,033)	(0,050)	(0,030)
N	6.390	6.390	6.390	6.390	6.390	6.390
Korr. R^2	0,011	0,018	0,111	0,123	0,038	0,028

*p < 0.05, **p < 0.01, ***p < 0.001
Als abhängige Variable dienen die verschiedenen Arbeitsbedingungen, die in zwei Gruppen unterteilt wurden: immer/häufig = 1, manchmal/selten/nie = 0; „Referenz" bezeichnet die Vergleichsgruppe (d. h. Beschäftigte ohne KI-gestützte Arbeitsorganisation) in der Analyse. Die anderen Werte zeigen den Unterschied im Vergleich zu dieser Gruppe; dargestellt sind Regressionskoeffizienten sowie die dazugehörigen robusten Standardfehler in Klammern; Kontrollvariablen: Geschlecht, Altersgruppen, Anforderungsniveau, Berufssektor. Quelle: DiWaBe 2024, gewichtete Ergebnisse; eigene Berechnungen.
Fehlzeiten-Report 2025

Wahrscheinlichkeit, ihre Arbeit selbst einteilen zu können als Beschäftigte ohne KI-gestützte Arbeitsorganisation. Darüber hinaus haben Beschäftigte mit KI-gestützter Arbeitsorganisation häufiger das Gefühl, die anfallende **Informationsflut** bei der Arbeit nicht bewältigen zu können. KI-gestützte Arbeitsorganisation geht zudem deskriptiv häufiger mit Monotonie bzw. sich wiederholenden Arbeitsabläufen einher. Dieser Zusammenhang ist jedoch nicht statistisch signifikant und kann daher nicht verallgemeinert werden.

Gleichzeitig erfuhren Beschäftigte mit KI-gestützter Arbeitsorganisation häufiger **soziale Unterstützung** durch Kolleginnen und Kollegen.

Insgesamt legen die Ergebnisse nahe, dass KI-gestützte Arbeitsorganisation mit Veränderungen in der Arbeitsqualität verbunden sein kann, insbesondere in Bezug auf Autonomie und soziale Unterstützung.

Neben der Arbeitsqualität wurden auch gesundheitliche Beschwerden in Zusammenhang mit KI-gestützter Arbeitsorganisation untersucht. Wie oben beschrieben, wurde dabei einerseits auf den Summenscore über alle erfassten Beschwerden zurückgegriffen. Andererseits wurden *Kopfschmerzen, Nervosität/Reizbarkeit* und *Niedergeschlagenheit* separat analysiert. Die Ergebnisse zeigen, dass eine KI-gestützte Arbeitsorganisation mit gesundheitlichen Beschwerden einhergehen kann (vgl. Tab. 18.2). Der stärkste (und statistisch signifikante) Zusammenhang zeigt sich für *Kopfschmerzen*. So haben Beschäftigte mit KI-gestützter Arbeitsorganisation eine um 12 Prozentpunkte höhere Wahrscheinlichkeit, immer oder häufig *Kopfschmerzen* erfahren zu haben als ihre Kolleginnen und Kollegen ohne KI-Unterstützung. Betrachtet man das zusammenfassende Maß über alle acht abgefragten gesundheitlichen Beschwerden hinweg, zeigt

Tab. 18.2 Zusammenhang zwischen KI-gestützter Arbeitsorganisation und verschiedenen gesundheitlichen Beschwerden (OLS-Regressionen)

		Gesundheitsbeschwerden		
	Summenscore über alle Beschwerden [0;8][a]	**Kopfschmerzen**	**Nervosität/Reizbarkeit**	**Niedergeschlagenheit**
KI-gestützte Arbeitsorganisation: Nein	*Referenz*	*Referenz*	*Referenz*	*Referenz*
KI-gestützte Arbeitsorganisation: Ja	0,453*	0,121*	0,078	0,084
	(0,230)	(0,057)	(0,053)	(0,055)
N	6.352	6.352	6.345	6.344
Korr. R^2	0,051	0,061	0,027	0,025

[a] Die einbezogen acht Beschwerden sind: Kopfschmerzen, Herzschmerzen/Stiche, Rücken-/Muskel-/Gelenkschmerzen, Nächtliche Schlafstörungen, Magen-/Verdauungsbeschwerden, Nervosität/Reizbarkeit, Niedergeschlagenheit, Atemwegserkrankungen
*p < 0,05, **p < 0,01, ***p < 0,001
Als abhängige Variable dient in Spalte 1 die Anzahl gesundheitlicher Beschwerden (0 bis 8); in den übrigen Spalten werden einzelne Beschwerden dargestellt, die in zwei Gruppen unterteilt wurden: immer/häufig = 1, manchmal/selten/nie = 0; „Referenz" bezeichnet die Vergleichsgruppe (d. h. Beschäftigte ohne KI-gestützte Arbeitsorganisation) in der Analyse. Die anderen Werte zeigen den Unterschied im Vergleich zu dieser Gruppe. Dargestellt sind Regressionskoeffizienten sowie die dazugehörigen robusten Standardfehler in Klammern; Kontrollvariablen: Geschlecht, Altersgruppen, Anforderungsniveau, Berufssektor. Quelle: DiWaBe 2024, gewichtete Ergebnisse, eigene Berechnungen.
Fehlzeiten-Report 2025

sich ein ähnliches Bild. So berichteten Beschäftigte mit KI-gestützter Arbeitsorganisation von signifikant mehr **gesundheitlichen Beschwerden** als Beschäftigte ohne KI-gestützte Arbeitsorganisation insgesamt.

18.4 Diskussion

Die Daten der DiWaBe-Befragung zeichnen ein gemischtes Bild im Hinblick auf den Einsatz KI-gestützter Instrumente der Arbeitsorganisation für Beschäftigte. So wird deutlich, dass bisher nur ein kleiner Teil der Beschäftigten in traditionellen Anstellungsverhältnissen von KI-gestützter Arbeitsorganisation betroffen ist. Wie in anderen Studien (Marx et al. 2022; Fernández-Macías et al. 2023) zeigen sich Unterschiede in der Verbreitung in Abhängigkeit vom Anforderungsniveau der ausgeübten Tätigkeiten, die darauf hindeuten, dass KI-gestützte Arbeitsorganisation eher über den Grad der Komplexität einer Tätigkeit als über Berufsgruppen ihre Verbreitung erfährt. Dass die Verbreitung von KI-Instrumenten für die Personalverwaltung in Betriebserhebungen insgesamt höher ist (Bechter et al. 2022), wirft möglicherweise die Frage auf, inwieweit Beschäftigte tatsächlich über deren Einführung und Funktionen informiert werden. Mögliche **Informationsasymmetrien** stellen hier eine große Herausforderung dar, insbesondere mit Blick auf transparente Informationsflüsse und die Gestaltung von Beteiligungsprozessen (Noponen et al. 2024).

Auch in Bezug auf Zusammenhänge mit der Arbeitsqualität lassen sich erste Ergeb-

nisse kleinerer Studien bestätigen. So werden in früheren Studien häufig eine **verringerte Autonomie**, eine Tendenz zu monotoneren Tätigkeiten und eine **höhere Arbeitsintensität** beschrieben. Die vorliegenden Ergebnisse können diese Befunde für abhängig Beschäftigte in Deutschland grundsätzlich bestätigen. Gleichzeitig ist zu berücksichtigen, dass die Fallzahl betroffener Personen innerhalb der zugrunde liegenden Daten (DiWaBe), aber auch der Stichproben in vielen der zitierten Fallstudien vergleichsweise gering sind, sodass einzelne Ausreißer die Ergebnisse potenziell beeinflussen können.

Zudem ist zu beachten, dass die Ergebnisse bislang auf Querschnittsdaten beruhen. Daher lassen sich keine eindeutigen Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge ableiten. Es ist möglich, dass umgekehrte Kausalität oder unbeobachtete Faktoren die Ergebnisse verzerren. Das bedeutet, dass weitere, in dieser Untersuchung nicht berücksichtigte Variablen selbstverständlich ebenfalls einen Einfluss auf die abhängigen Variablen (z. B. bestimmte Aspekte der Gesundheit) ausüben und somit zur Gesamtvarianz beitragen.

Ein weiteres zentrales Ergebnis dieser Untersuchung betrifft die **soziale Dimension** der KI-gestützten Arbeitsorganisation. Die Befunde deuten auf ein höheres Maß an kollegialer Unterstützung hin. Die bisherige Evidenz ist hierzu allerdings nicht ganz eindeutig. So wird diskutiert, dass mangelnde Rollenklarheit und Kontextualisierung in der Zusammenarbeit mit der KI (Tarafdar et al. 2023) die Suche nach Bestätigung durch andere Beschäftigte begünstigen kann (van Zoonen et al. 2024). Andere Studien zeigen wiederum, dass Erfahrungen mit KI-gestützter Arbeitsorganisation mit adversem, sozialem Verhalten in Verbindung gebracht wird (Reimann und Diewald 2024). Im Hinblick auf die soziale Dimension besteht somit weiterer Forschungsbedarf.

Über die gesundheitlichen Folgen von KI-gestützter Arbeitsorganisation ist bisher wenig bekannt. Zugrunde liegende Mechanismen werden beispielsweise in mangelnder Transparenz und Informationsungleichgewichten gesehen (Zhang et al. 2022). Die Ergebnisse der Analyse deuten eher in Richtung einer Einschränkung des Wohlbefindens, die auch von der EWC-Befragung aufgezeigt wird (Bechter et al. 2022). Da viele KI-Systeme gerade erst in die Verbreitung gelangen (Statistisches Bundesamt 2024), liegen bisher wenig Erkenntnisse zu ihrem langfristigen Einsatz und den damit verbundenen Folgen vor, was Abschätzungen zu langfristigen Gesundheitsfolgen bisher erschwert.

18.5 Fazit und Ausblick

Der vorliegende Beitrag zeigt, dass die Verbreitung verschiedener Formen der KI-gestützten Arbeitsorganisation bei abhängig Beschäftigten in Deutschland noch gering ist, wobei Tätigkeiten mit geringeren Qualifizierungsniveaus stärker betroffen zu sein scheinen. Im Hinblick auf die Arbeitsbedingungen finden sich Hinweise auf eine Tendenz zu verringerter Autonomie, aber auch mehr Unterstützung durch Kolleginnen und Kollegen bei Beschäftigten, die KI-gestützte Arbeitsorganisation erleben. Aus gesundheitlicher Perspektive zeigen sich tendenziell mehr Beschwerden. Langfristige Folgen stellen bislang eine Forschungslücke dar, die aufgrund mangelnder Datenverfügbarkeit derzeit noch nicht geschlossen werden kann. Dennoch können die hier dargestellten Ergebnisse sowohl für Beschäftigte als auch für Arbeitgeber erste Hinweise darauf liefern, wie sich Tätigkeiten mit dem Einsatz von KI-gestützter Arbeitsorganisation verändern können. Daraus ergibt sich ein komplexer **Gestaltungsauftrag**, der die Schaffung geeigneter regulatorischer, organisationaler und sozialer Rahmenbedingungen betrifft. Die betrieblichen Voraussetzungen sind entscheidend dafür (Kinowska und Sienkiewicz 2023; Dupuis 2024), negative Auswirkungen für die Beschäftigten zu minimieren und die Potenziale der Systeme gezielt zu nutzen. Eine zentrale Herausforderung besteht darin, transparente Informationsflüsse zu schaffen, um Informationsasymmetrien zu ver-

meiden und Beschäftigte in die Einführung und Nutzung der Systeme einzubinden (Noponen et al. 2024). Zudem müssen betriebliche Arbeitsschutz- und Unterstützungsstrukturen angepasst werden. Dazu gehören etwa Trainingsangebote, aber auch angemessene Unterweisungen und die Entwicklung von Gesundheitsschutzkonzepten, um zusätzliche Risiken durch die KI-gestützte Arbeitsorganisation zu verhindern (Keegan und Meijerink 2025). Besonders relevant und zugleich herausfordernd ist für Betriebe die Gestaltung angemessener Informations- und Beteiligungsprozesse. Denn KI ist nicht per se mit guten oder schlechten Folgen für die Arbeitswelt verbunden, sondern es kommt vor allem darauf an, unter welchen Rahmbedingungen KI entwickelt und eingesetzt wird (Todolí-Signes 2021; Cefaliello et al. 2023; Deranty und Corbin 2024).

Literatur

Arntz M, Baum M, Brüll E, Dorau R, Hartwig M, Lehmer F, Matthes B, Meyer SC, Schlenker O, Tisch A, Wischniewsk S (2025) Digitalisierung und Wandel der Beschäftigung (DiWaBe 2.0): Eine Datengrundlage für die Erforschung von Künstlicher Intelligenz und anderer Technologien in der Arbeitswelt

Bechter B, Brandl B, Lehr A (2022) The role of the capability, opportunity, and motivation of firms for using human resource analytics to monitor employee performance: a multi-level analysis of the organisational, market, and country context. New Technol Work Employ 37(3):398–424

Benlian A, Wiener M, Cram WA, Krasnova H, Maedche A, Möhlmann M, Recker J, Remus U (2022) Algorithmic management: bright and dark sides, practical implications, and research opportunities. Bus Inf Syst Eng 64(6):825–839

Burgert FL, Windhausen M, Kehder M, Steireif N, Mütze-Niewöhner S, Nitsch V (2024) Workforce scheduling approaches for supporting human-centered algorithmic management in manufacturing: a systematic literature review and a conceptual optimization model. Procedia Comput Sci 232:1573–1583

Cefaliello A, Moore PV, Donoghue R (2023) Making algorithmic management safe and healthy for workers: addressing psychosocial risks in new legal provisions. Eur Labour Law J 14(2):192–210

Cetrulo A, Guarascio D, Virgillito ME (2020) The privilege of working from home at the time of social distancing. Intereconomics 55(3):142–147

Deranty JP, Corbin T (2024) Artificial intelligence and work: a critical review of recent research from the social sciences. AI Soc 39(2):675–691

Dupuis M (2024) Algorithmic management and control at work in a manufacturing sector: workplace regime, union power and shopfloor conflict over digitalisation. New Technol Work Employ 40(1):81–101

European Commission (2025) Annex to the Communication to the Commission: Commission Guidelines on the definition of an artificial intelligence system established by Regulation (EU) 2024/1689 (AI Act). [C(2025) 924 final]. European Commission, Brussels. https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/commission-publishes-guidelines-ai-system-definition-facilitate-first-ai-acts-rules-application. Zugegriffen: 14. März 2025

Eurostat (2025) Use of artifical intelligence in enterprises. https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Use_of_artificial_intelligence_in_enterprises. Zugegriffen: 7. März 2025

Fernández-Macías E, Urzì Brancati C, Wright S, Pesole A (2023) The platformisation of work – Evidence from the JRC algorithmic management and platform work survey (AMPWork). Publications Office of the European Union, Luxembourg

Franke F (2015) Is work intensification extra stress? J Pers Psychol 14(1):17–27

Frese M (1985) Stress at work and psychosomatic complaints: a causal interpretation. J Appl Psychol 70(2):314

Granulo A, Caprioli S, Fuchs C, Puntoni S (2024) Deployment of algorithms in management tasks reduces prosocial motivation. Comput Human Behav 152:108094

Griesbach K, Reich A, Elliott-Negri L, Milkman R (2019) Algorithmic control in platform food delivery work. Socius 5:2378023119870041

Jago AS, Raveendhran R, Fast N, Gratch J (2024) Algorithmic management diminishes status: an unintended consequence of using machines to perform social roles. J Exp Soc Psychol 110:104553

Keegan A, Meijerink J (2025) Algorithmic management in organizations? From edge case to center stage. Annu Rev Organ Psychol Organ Behav 12(1):395–422

Kellogg KC, Valentine MA, Christin A (2020) Algorithms at work: the new contested terrain of control. Acad Manag Ann 14(1):366–410

Kinowska H, Sienkiewicz ŁJ (2023) Influence of algorithmic management practices on workplace well-being – evidence from European organisations. Inf Technol People 36(8):21–42

Lee MK, Kusbit D, Metsky E, Dabbish L (2015) Working with machines: the impact of algorithmic and data-driven management on human workers. In: Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human

Factors in Computing Systems Seoul. Association for Computing Machinery, S 1603–1612

Liu M, Lan Y, Liu Z, Liu M, Xia Y (2024) Navigating the maze: The effects of algorithmic management on employee performance. Humanit Soc Sci Commun 11(1):1–10

Marx CK, Abendroth AK, Meyer SC (2022) Automatische Datenspeicherung von Arbeitsschritten und das Wohlbefinden von Beschäftigten. Ergebnisse einer Befragung in deutschen Großbetrieben. Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin, Dortmund

Möhlmann M, Zalmanson L (2017) Hands on the wheel: navigating algorithmic management and Uber drivers' Autonomy. In: Proceedings of the international conference on information systems (ICIS) Seoul

Noponen N, Feshchenko P, Auvinen T, Luoma-aho V, Abrahamsson P (2024) Taylorism on steroids or enabling autonomy? A systematic review of algorithmic management. Manag Rev Q 74(3):1695–1721

Parent-Rocheleau X, Parker SK (2022) Algorithms as work designers: How algorithmic management influences the design of jobs. Hum Resour Manag Rev 32(3):100838

Parker SK, Grote G (2022) Automation, algorithms, and beyond: why work design matters more than ever in a digital world. Appl Psychol 71(4):1171–1204

Perez F, Conway N, Roques O (2022) The autonomy tussle: AI technology and employee job crafting responses. Relations Ind Relations 77(3):1–19. https://doi.org/10.7202/1094209ar

Piasna A, Zwysen W, Drahokouphil J (2022) The platform economy in Europe: results from the second ETUI Internet and platform work survey. Working Paper, No. 2022.05. European Trade Union Institute (ETUI), Brussels

Pritchard GW, Briggs P, Vines J, Olivier P (2015) How to drive a London bus: Measuring performance in a mobile and remote workplace. Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems.

Reimann M, Diewald M (2024) Algorithmic management and workplace bullying: the relevance of specific employee experiences across work environments. New Technol Work Employ. https://doi.org/10.1111/ntwe.12325

Rosenblat A (2018) Uberland: How algorithms are rewriting the rules of work. Univ of California Press

Rosenblat A, Stark L (2016) Algorithmic labor and information asymmetries: a case study of Uber's drivers. Int J Commun 10:27

Sharma A, Sharma T (2017) HR analytics and performance appraisal system. Manag Res Rev 40(6):684–697

Statistisches Bundesamt (2024) Jedes fünfte Unternehmen nutzt künstliche Intelligenz. Pressmitteilung Nr 444

Tarafdar M, Page X, Marabelli M (2023) Algorithms as co-workers: Human algorithm role interactions in algorithmic work. Info Systems J 33(2):232–267

Tegtmeier P, Weber C, Sommer S, Tisch A, Wischniewski S (2022) Criteria and guidelines for human-centered work design in a digitally transformed world of work: findings from a formal consensus process. IJERPH 19(23):15506

Tims M, Bakker AB (2010) Job crafting: Towards a new model of individual job redesign. SA J Ind Psychol 36(2):1–9

Todolí-Signes A (2021) Making algorithms safe for workers: occupational risks associated with work managed by artificial intelligence. Transfer: Eur Rev Labour Res 27(4):433–452. https://doi.org/10.1177/10242589211035040

Varca PE (2006) Telephone surveillance in call centers: prescriptions for reducing strain. Manag Serv Qual Int J 16(3):290–305

Williams G, Beck V (2018) From annual ritual to daily routine: Continuous performance management and its consequences for employment security. New Technol Work Employ 33(1):30–43

Wood AJ, Graham M, Lehdonvirta V, Hjorth I (2019) Good gig, bad gig: autonomy and algorithmic control in the global gig economy. Work Employ Soc 33(1):56–75

Zhang A, Boltz A, Wang CW, Lee MK (2022) Algorithmic management reimagined for workers and by workers: centering worker well-being in gig work. Proceedings of the 2022 CHI conference on human factors in computing systems.

van Zoonen W, Sivunen AE, Treem JW (2024) Algorithmic management of crowdworkers: Implications for workers' identity, belonging, and meaningfulness of work. Comput Human Behav 152:108089

Perspektiven

Inhaltsverzeichnis

Kapitel 19 Chancen von KI im Arbeitsschutz aus Sicht der deutschen Unternehmen – 261
Susanne Wagenmann und Elisa Clauß

Kapitel 20 KI für Gute Arbeit nutzbar machen – 275
Oliver Suchy

Kapitel 21 Künstliche Intelligenz als strategische Führungsaufgabe – 283
Rahild Neuburger

Kapitel 22 Zukunftsperspektiven von KI in der Betrieblichen Gesundheitsförderung – 301
Markus H. Dahm und Christian Jauch

Chancen von KI im Arbeitsschutz aus Sicht der deutschen Unternehmen

Susanne Wagenmann und Elisa Clauß

Inhaltsverzeichnis

19.1 Die Nutzung von KI in deutschen Unternehmen – 263
19.1.1 KI als Booster für den Wirtschaftsstandort Deutschland – 263
19.1.2 Branchen und Beschäftigte nutzen KI noch unterschiedlich intensiv – 263

19.2 Chancen und Risiken von KI für die Sicherheit und Gesundheit der Beschäftigten – 265
19.2.1 KI kann die Beschäftigten aktiv schützen und negative psychische Belastungsfaktoren reduzieren – 265
19.2.2 KI kann bei der Umsetzung des Arbeitsschutzes unterstützen – 266
19.2.3 Risiken von KI für den Arbeitsschutz – 267

19.3 Die neue KI-Verordnung als europäischer Rahmen für KI-Nutzung – 268
19.3.1 Arbeitsschutz im Wandel: Neue Anforderungen durch Normung – 268
19.3.2 Bürokratie als Innovationshemmnis für den Einsatz von KI – 269
19.3.3 Betriebliche KI-Nutzung durch klare Vorgaben stärken – 270

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_19

19.4 KI-Nutzung in der Praxis – 270
19.4.1 KI-Nutzung in der Praxis profitiert von einer offiziellen Einführung – 270
19.4.2 KI erfolgreich in der Praxis einführen durch den „Digital Mentor“ – 271

19.5 Fazit – 272

Literatur – 273

Zusammenfassung

Künstliche Intelligenz (KI) bietet deutschen Unternehmen vielfältige Chancen, um den Wirtschaftsstandort zu „boosten". Ihr gezielter Einsatz bietet nicht nur die Möglichkeit, Arbeitsprozesse effizienter zu gestalten, sondern auch den Arbeitsschutz zu stärken und Gefährdungen von Beschäftigten frühzeitig zu erkennen. Tatsächlich nutzen bereits zahlreiche Beschäftigte KI für ihre tägliche Arbeit. Gleichzeitig zeigt sich, dass viele Unternehmen der tatsächlichen Nutzung durch Beschäftigte hinterherhinken – oft fehlt eine offizielle Einführung, klare Regeln oder ein strukturiertes Datenmanagement im Unternehmen. Der Beitrag beleuchtet aus Sicht der Arbeitgeber, wie KI im Arbeitsschutz sinnvoll eingesetzt werden kann, welche Potenziale sie für Prävention und Produktivität birgt und welche Risiken – etwa durch Intransparenz, Kontrollverlust oder technologische Abhängigkeit – berücksichtigt werden müssen. Die neue EU-KI-Verordnung schafft erstmals einen verbindlichen Rahmen. Allerdings stellt dieser Unternehmen und sogar das deutsche Arbeitsschutzsystem vor neue Herausforderungen im betrieblichen Arbeitsschutz. Für Unternehmen bedeutet das: KI kann ein echter Fortschrittsmotor sein – wenn sie verantwortungsvoll, zielgerichtet und praxisnah eingesetzt wird. Für die Politik bedeutet dies: Die Einführung und Umsetzung von KI braucht nicht nur Beinfreiheit und Möglichkeiten, sondern auch Rechtsicherheit für die Unternehmen ohne Überregulierung.

19.1 Die Nutzung von KI in deutschen Unternehmen

19.1.1 KI als Booster für den Wirtschaftsstandort Deutschland

Die Bereitschaft vieler Unternehmen, Künstliche Intelligenz (KI) in ihre Prozesse zu integrieren, ist hoch. KI wird zunehmend als bedeutender Innovationsmotor für den Wirtschaftsstandort Deutschland und Europa erkannt (BDA Digitalrat 2023). Dabei umfasst der Begriff KI ein breites Spektrum – von unterstützenden Robotiklösungen bis hin zu komplexen Deep-Learning-Anwendungen und generativer KI wie ChatGPT oder Google Gemini.

Angesichts des zunehmenden Fachkräftemangels und einer alternden Erwerbsbevölkerung kann der gezielte Einsatz von KI in Unternehmen einen entscheidenden Unterschied machen. So bietet sie bspw. die Möglichkeit, die Qualität von Produkten und Dienstleistungen zu verbessern und Kosten in der Wertschöpfungskette zu senken. KI kann zudem die Integration von Menschen höheren Alters, mit Behinderung oder Sprachbarrieren unterstützen (Hammermann et al. 2023; Beudt et al. 2024). Ebenfalls kann KI helfen, vorhandene Arbeitskräfte effizienter einzusetzen, Prozesse zu optimieren und monotone Tätigkeiten zu automatisieren, ohne dabei ganze Berufe zu ersetzen. Vielmehr kann sie Arbeit attraktiver machen und die Grundlage für fundierte menschliche Entscheidungen liefern, z. B. auf Basis einer differenzierten Datenauswertung. Damit wird KI zu einem Instrument, das nicht nur die Produktivität steigern, sondern auch dem Arbeits- und Fachkräftemangel entgegenwirken kann (BDA Digitalrat 2023). Eine Studie des Instituts der deutschen Wirtschaft (IW; Bolwin et al. 2023) im Auftrag von Google zeigte: Allein generative KI könnte langfristig bis zu 330 Mrd. € zur Bruttowertschöpfung in Deutschland beitragen – vorausgesetzt, rund 50 % der Unternehmen setzen diese Technologie ein. Zudem erwarten Unternehmen durch den KI-Einsatz eine Produktivitätssteigerung von durchschnittlich 12 % (ifo Institut 2024).

19.1.2 Branchen und Beschäftigte nutzen KI noch unterschiedlich intensiv

KI ist gekommen, um zu bleiben. Diese Aussage stützen die aktuellen Nutzungszahlen: Laut einer Befragung aus dem Jahr 2024 nut-

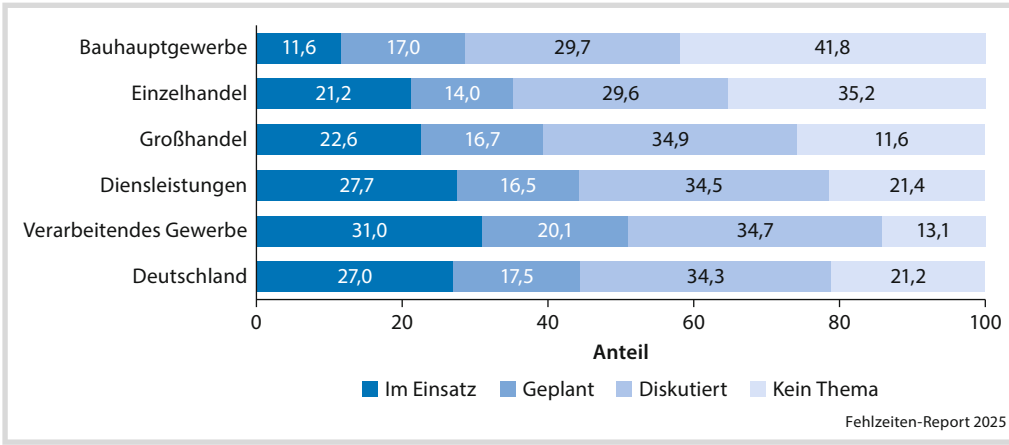


Abb. 19.1 Grad der Planung zum Einsatz oder zur Einführung von KI in verschiedenen Branchen. (ifo Institut 2024)

zen inzwischen 62,1 % der Beschäftigten in Deutschland KI – ein erheblicher Anstieg im Vergleich zu 2019, als noch 75 % angaben, *keine* KI zu verwenden (Sevindik 2022). Besonders bemerkenswert ist, dass 30,4 % der Befragten ihre KI-Nutzung in den letzten Jahren intensiviert haben. Diese Zahlen stehen im internationalen Vergleich gut da: In den USA lag der Anteil generativer KI-Nutzer 2024 bei 39 % (Bick et al. 2024).

Hierbei hat besonders die breite und kostenlose Verfügbarkeit von generativer KI wie Perplexity, DeepSeek, ChatGPT oder Microsoft Copilot einen großen „Nutzungsboost" hervorgerufen, da diese seit Ende 2022 in immer größerer Zahl zur Verfügung stehen. Entsprechend gering sind die KI-Nutzungszahlen auf Unternehmensebene vor diesem Datum: 2016 lagen sie laut BIZA-II-Erhebung bei 7,4 % der Betriebe im Büro- und Kommunikationsbereich und bei 1,6 % im Produktionsbereich. Selbst im Jahr 2022 lagen sie noch bei rund 12 % (Falck et al. 2024). Verschiedene Studien belegen hier einen kontinuierlichen Anstieg und eine beschleunigte Entwicklung in den kommenden Jahren (Gerhards und Baum 2024; Ifo Institut 2024) – aktuell liegt der Wert bei ca. 27 % von Unternehmen, die offiziell KI nutzen (ifo Institut 2024). Hier ist zusätzlich mit einer entsprechenden Dunkelziffer von nicht-offizieller KI-Anwendung in Unternehmen zu rechnen.

Die Intensität der KI-Nutzung variiert stark nach soziodemographischen Merkmalen der Beschäftigten. So nutzen Personen mit Hochschulabschluss KI deutlich häufiger und intensiver als Personen ohne formalen Bildungsabschluss – der Unterschied beträgt bis zu 45 Prozentpunkte. Altersunterschiede spielen ebenfalls eine Rolle: Beschäftigte zwischen 35 und 49 Jahren zeigen eine höhere Intensität in der Nutzung als jüngere unter 35. Personen über 50 Jahren nutzen KI eher selten (ifo Institut 2024).

Die Nutzung von KI variiert zudem deutlich zwischen den unterschiedlichen Branchen. Besonders intensiv wird sie im privaten Sektor eingesetzt, vor allem in IT- und naturwissenschaftlichen Berufen. In Bereichen wie Landwirtschaft, Bau, Sicherheit oder Reinigung ist der Einsatz hingegen noch gering (Arntz et al. 2024). Gleichzeitig nimmt die Zahl der Unternehmen, die KI in ihre Prozesse integrieren, branchenübergreifend zu (siehe Abb. 19.1). In der Automobil-, Elektronik-, Pharma- sowie Textil- und Bekleidungsindustrie setzen bereits über 33 % der Unternehmen KI ein. Besonders hoch ist der Anteil bei Dienstleis-

tern in Werbung und Marktforschung (72 %) sowie bei IT-Dienstleistern (rund 60 %). Im Handel liegt der Anteil bei 22 %, im Baugewerbe hingegen nur bei 11,6 %. Dort wie auch in der Gastronomie ist die Skepsis besonders groß: Rund 42 % der Bauunternehmen und 40 % der Gastronomiebetriebe sehen derzeit keine Anwendungsmöglichkeiten für KI (ifo Institut 2024).

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass KI demnach für den Standort Deutschland, die Betriebe, Branchen und Beschäftigten zahlreiche Möglichkeiten bietet – auch hinsichtlich der Sicherheit und Gesundheit der Beschäftigten. Zudem ermöglicht KI, physische und psychische Faktoren positiv zu beeinflussen, Unfälle zu reduzieren und die Erfassung von Gefährdungen zu vereinfachen. Gleichzeitig dürfen potenzielle Risiken nicht außer Acht gelassen werden. Denn falsch eingesetzt, kann KI auch zu negativen Effekten führen – etwa durch steigende Arbeitsbelastung, wachsende Abhängigkeit von Technologie oder soziale Isolation am Arbeitsplatz, wenn menschliche Interaktion durch KI-Systeme ersetzt wird (vgl. BAuA 2023). Sie kann somit sowohl Nutzen stiften als auch Herausforderungen mit sich bringen. Umso wichtiger ist es, ihren Einsatz verantwortungsvoll und nach klaren Regeln zu gestalten.

19.2 Chancen und Risiken von KI für die Sicherheit und Gesundheit der Beschäftigten

19.2.1 KI kann die Beschäftigten aktiv schützen und negative psychische Belastungsfaktoren reduzieren

KI kann im Arbeitsschutz einen wichtigen Beitrag leisten, um psychische und physische Belastungen von Beschäftigten zu optimieren – d. h. es können nicht nur negativ wirkende Belastungsfaktoren reduziert, sondern auch positive Einflussgrößen wie Handlungsspielräume gezielt gestärkt werden. Tatsächlich denken 67 % der Europäerinnen und Europäer und sogar 70 % der deutschen Bevölkerung, dass digitale Anwendung inklusive KI die Sicherheit und Gesundheit bei der Arbeit verbessern können (EU 2025). Die Einsatzmöglichkeiten sind hierbei vielfältig: Von der Analyse ergonomischer oder sicherheitsrelevanter Risiken über die intelligente Auswertung von Gesundheitsdaten bis hin zur Unterstützung bei der Gefährdungsbeurteilung – KI kann Unternehmen dabei helfen, Arbeitsbedingungen sicherer und gesünder zu gestalten. Einige dieser Potenziale werden im Folgenden näher erläutert (siehe u. a. BAuA 2023, 2024a, 2024b; DGUV 2024; Rziha 2024):

KI kann helfen, Unfälle zu vermeiden, bspw. durch

- intelligente Schutzkleidung, die durch Sensorik die körperliche Beanspruchung misst (Abb. 19.2),
- Assistenzsysteme z. B. in Fahrzeugen oder Maschinen, die Gefahren rechtzeitig erkennen und Warnungen aussprechen,
- Unterstützung bzgl. der Erkennung von Gefahrstoffen mittels Bildauswertung oder
- Sensoren und Kameras, die KI nutzen, um gefährliche Situationen in Echtzeit zu erkennen und sofortige Warnungen auszugeben.

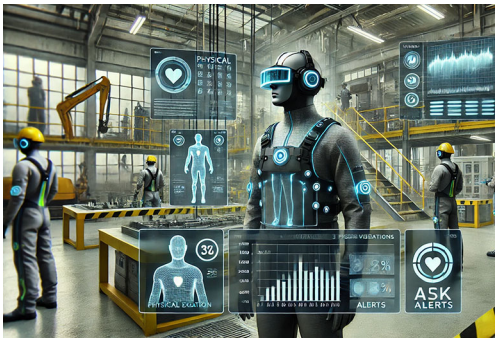


Abb. 19.2 Arbeitsmittel und Schutzausrüstung mit KI-Detektoren. (Generiert durch ChatGPT)

KI kann bspw. schwierige, störende, gefährliche, monotone oder helfende Aufgaben übernehmen, indem sie

- als Chatbot oder Assistenzsystem Termine koordiniert, Erinnerungen setzt oder Prioritäten festlegt,
- die Schichtplanung anhand von Präferenzen bzw. Chronotypen übernimmt,
- in Projektmanagementtools integriert wird und dort Zeitpläne an sich verändernde Gegebenheiten anpasst oder
- automatisierte Systeme und Roboter, die gefährliche Aufgaben durchführen, steuert.

KI kann Zeitersparnis bringen und Emotionsregulation vereinfachen, indem sie

- von langen Texten oder vielen E-Mails (z. B. nach einer Woche Urlaub) Zusammenfassungen erstellt,
- auf Anfragen oder schwierigen Anliegen von Kundinnen und Kunden Antwortvorschläge generiert, die der Situation angemessen sind und damit ggfs. den Zwang zur Emotionsregulation verringert, da unabhängig von der individuellen Emotion professionelle Antworten generiert werden können (◘ Abb. 19.3) oder
- Texte oder Lerninhalte in andere bzw. „leichte“ Sprache oder andere Medien wie ein Video übersetzt.

Infobox 1: Das Projekt BAKI: Nutzung von KI in der Betriebsmedizin

Im Projekt „Betriebsärztliches Handeln: Zukunftsorientiert, interdisziplinär und evidenzbasiert mit KI“ (BAKI) untersuchen Forschende der Universitätsmedizin Göttingen und der Julius-Maximilians-Universität Würzburg, wie Künstliche Intelligenz die betriebsärztliche Arbeit in modernen Arbeitsumgebungen – etwa in virtuellen Teams – sinnvoll unterstützen kann. Ziel des Projekts ist es, ein digitales Assistenzsystem zu entwickeln, das Betriebsärzte und -ärztinnen bei der gesundheitlichen Vorsorge der Beschäftigten unterstützt. Dabei steht ein menschzentrierter, partizipativer Ansatz im Vordergrund: Die KI soll die Arbeit der Betriebsärzte und -ärztinnen nicht ersetzen, sondern ergänzen, etwa durch die strukturierte Auswertung von Gesundheitsdaten oder die frühzeitige Erkennung von Gesundheitsrisiken.

Das geplante System ist modular aufgebaut, lernfähig und wird in enger Zusammenarbeit mit der Praxis entwickelt. Unternehmen und betriebsärztliche Dienste können sich aktiv an der Entwicklung beteiligen und ihre Erfahrungen einbringen. Gefördert wird das Projekt vom Bundesministerium für Arbeit und Soziales (BMAS) sowie von der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BAuA) (▶ Kap. 11).

◘ **Abb. 19.3** Unterstützung durch KI bei der Beantwortung von Kundenanfragen. (Generiert durch ChatGPT)

19.2.2 KI kann bei der Umsetzung des Arbeitsschutzes unterstützen

KI kann nicht nur Unternehmen und Beschäftigte dabei unterstützen, die Gesundheit und Sicherheit bei der Arbeit zu verbessern. KI hilft dabei, den Arbeitsschutz und seine formalen Anforderungen besser und leichter umzusetzen – beispielsweise indem Gefährdungen im Rahmen der Gefährdungsbeurteilung bes-

ser und umfassender erkannt werden und den Verantwortlichen zur Verfügung gestellt wird. So wird beispielsweise im Projekt „BAKI“ (siehe ▶ Infobox 1) untersucht, wie KI bei der Ermittlung von Gefährdungen im Homeoffice eingesetzt werden kann.[1]

Durch die Analyse von Arbeitsbedingungen und Verhaltensmustern lassen sich potenzielle Risiken identifizieren, die sonst übersehen werden konnten. Zudem steht diese Analyse den zuständigen Betriebsärzten bzw. -ärztinnen dann immer zur Verfügung. Auch bei der Navigation durch die komplexe Landschaft der Arbeitsschutzregelungen zeigt KI ihr Potenzial. Erste Programme bei einigen Unfallversicherungsträgern bieten intelligente Suchfunktionen, die es ermöglichen, relevante Verordnungen und Vorschriften schneller zu finden und inhaltlich miteinander zu verknüpfen. Dadurch wird nicht nur die Recherche effizienter, sondern auch die Umsetzung rechtlicher Anforderungen im betrieblichen Alltag erleichtert.

Ein weiteres Anwendungsfeld liegt in der datenbasierten Risikoanalyse: KI kann Unternehmen bzw. Bereiche identifizieren, bei denen aufgrund bestimmter Merkmale oder Unfallstatistiken ein erhöhtes Risiko für Arbeitsunfälle besteht. Diese Informationen können sowohl von Aufsichtsbehörden als auch von Unternehmen selbst genutzt werden, um präventive Maßnahmen gezielt zu planen und umzusetzen. Darüber hinaus eröffnet KI neue Wege im Umgang mit der Gesundheit der Beschäftigten. Intelligente Assistenzsysteme ermöglichen es Arbeitgebern auf individuelle Gesundheitsanliegen einzugehen – etwa indem eine KI ihnen Gesprächsleitfäden erarbeitet und es ermöglicht, Gesundheitsthemen sensibel und rechtssicher anzusprechen. So können etwa wiederkehrende Fehlzeiten oder Belastungssymptome frühzeitig thematisiert und passende Lösungen erarbeitet werden. KI wird damit zu einem Instrument, das nicht nur die Effizienz, sondern auch die Fürsorge im Arbeitsschutz stärkt.

19.2.3 Risiken von KI für den Arbeitsschutz

So groß die Potenziale von KI im betrieblichen Kontext auch sind – insbesondere zur Entlastung von Beschäftigten und zur Effizienzsteigerung – so wichtig ist es, auch die damit verbundenen Risiken im Blick zu behalten. Denn der Einsatz von KI kann neue oder verstärkte Belastungen mit sich bringen, die sich sowohl auf die Gesundheit der Beschäftigten als auch auf die Sicherheit im Unternehmen auswirken.

Für Beschäftigte können durch KI-Systeme bspw. eine steigende Arbeitsintensität, eine Zunahme monotoner oder repetitiver Tätigkeiten sowie eine schleichende Entqualifizierung entstehen (IFA 2024; BAuA 2025). Gleichzeitig kann die zunehmende Komplexität technischer Systeme zu einem Gefühl der Überforderung führen – insbesondere dann, wenn Entscheidungen von KI-Systemen nicht mehr nachvollziehbar sind oder die Kontrolle über Prozesse verloren geht (IFA 2024). Auch soziale Aspekte spielen eine Rolle: Wenn KI Aufgaben übernimmt, die zuvor im Team erledigt wurden, kann dies zu Isolation und einem Rückgang kollegialer Unterstützung führen (BAuA 2025). Ein weiteres Risiko liegt in der Integration von KI in Maschinen und Anlagen. Hier kann die Sicherheit der gesamten technischen Systeme beeinträchtigt werden – etwa durch fehlerhafte Algorithmen, unzureichende Cybersicherheit oder unklare Zuständigkeiten bei der Bedienung. Die Folge können Systemausfälle, Unfälle oder materielle Schäden sein (Kreutzer 2023). Besonders sicherheitsrelevant kann es werden, wenn Beschäftigte auf die korrekte Funktion der KI angewiesen sind, ohne deren Entscheidungen nachvollziehen oder hinterfragen zu können.

1 Weitere Informationen und Beteiligungsmöglichkeiten finden sich auf den Projektseiten der Universitätsmedizin Göttingen und der Universität Würzburg unter: ▶ https://www.umg.eu/arbeitsmedizin/forschung/baki/ bzw. ▶ https://www.mcm.uni-wuerzburg.de/piis/research/projects/baki/#c1167698.

Auch für Unternehmen selbst ergeben sich Risiken – insbesondere im Hinblick auf die Verlässlichkeit und Nachvollziehbarkeit von KI-gestützten Entscheidungen. Generative KI kann bei identischen Eingaben unterschiedliche Ergebnisse liefern, was die Reproduzierbarkeit von Entscheidungen erschwert (BSI 2025). Das ist besonders relevant, wenn KI zur Unterstützung bei Arbeitsschutzmaßnahmen eingesetzt wird – etwa bei der Bewertung von Unfallrisiken oder der Ableitung von Präventionsstrategien. Werden hier zudem noch fehlerhafte oder manipulierte Daten verarbeitet, können die Verantwortlichen im Betrieb falsche Schlussfolgerungen ziehen (BSI 2025), die im schlimmsten Fall zu einer Gefährdung von Beschäftigten führen. Daher ist es unerlässlich, den Einsatz von KI im Rahmen der Gefährdungsbeurteilung systematisch zu prüfen. Arbeitgeber sind verpflichtet, zu bewerten, wie sich KI – insbesondere in Verbindung mit Maschinen oder anderen technischen Systemen – auf die Arbeitstätigkeit und das Sicherheitsniveau auswirkt. Werden potenzielle Gefährdungen festgestellt, müssen geeignete Maßnahmen ergriffen werden, um diese zu vermeiden oder zumindest zu minimieren.

Insgesamt zeigt sich: Der Einsatz von KI in Betrieben ist kein Selbstläufer. Er erfordert klare Regeln, technische Absicherung und an geeigneter Stelle eine Einbindung der Beschäftigten. Nur so kann KI nicht nur effizient, sondern auch sicher und gesundheitsförderlich eingesetzt werden. Es braucht daher klare Spielregeln zur Nutzung von KI, insbesondere zur Verwendung von Hochrisiko-KI im Betrieb. Diese Spielregeln gibt die KI-Verordnung der Europäischen Union „**Verordnung (EU) 2024/1689 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 13. Juni 2024 zur Festlegung harmonisierter Vorschriften für künstliche Intelligenz** und zur Änderung mehrerer bestehender Verordnungen und Richtlinien“ vor.

19.3 Die neue KI-Verordnung als europäischer Rahmen für KI-Nutzung

Mit dem Inkrafttreten der EU-Verordnung zur künstlichen Intelligenz (KI-Verordnung) am 1. August 2024 wurde ein einheitlicher Rechtsrahmen für die Entwicklung und Nutzung von KI-Systemen in Europa geschaffen. Ziel ist es, vertrauenswürdige KI zu fördern und gleichzeitig ein hohes Schutzniveau für Gesundheit, Sicherheit und Grundrechte sicherzustellen. Besonders im Fokus stehen sogenannte Hochrisiko-KI-Systeme sowie KI-Modelle mit allgemeinem Verwendungszweck. Ein zentrales Instrument zur Umsetzung der Verordnung sind sogenannte „harmonisierte Normen“. Diese sollen die in der Verordnung formulierten Anforderungen – etwa zu Risikomanagement, Transparenz, menschlicher Aufsicht oder Dokumentation – konkretisieren. Die Normen entfalten eine sogenannte Konformitätsvermutung: Wer sie einhält, gilt als regelkonform. Anders als bisher betreffen diese Normen nicht nur Hersteller, sondern auch Betreiber von KI – also Unternehmen, die KI-Systeme im Betrieb einsetzen. Damit wird der Arbeitgeber direkt durch harmonisierte Normen in die Verantwortung genommen (siehe ► Infobox 2).

19.3.1 Arbeitsschutz im Wandel: Neue Anforderungen durch Normung

Die KI-Verordnung stützt sich auf Artikel 114 des Vertrags über die Arbeitsweise der EU, der ein hohes Schutzniveau für Sicherheit und Gesundheit verlangt. Auch wenn der Fokus der Verordnung auf Produkt- und Maschinensicherheit liegt, sind Auswirkungen auf den betrieblichen Arbeitsschutz nicht zu übersehen. Denn viele Anforderungen – etwa zur mensch-

lichen Aufsicht oder zur Risikobewertung – betreffen direkt die Arbeitsgestaltung und den betrieblichen Arbeitsschutz. Besonders relevant ist dabei die Konformitätsvermutung der „harmonisierten Normen“: Sie gilt nicht nur für technische Anforderungen, sondern auch für Regelungen zum Arbeitsschutz. Das ist ein Novum im deutschen Arbeitsschutzsystem, das bislang auf staatlich verhandelte Verordnungen und Regeln sowie Aushandlungen zwischen den nationalen Arbeitsschutzakteuren und Sozialpartnern setzte. Die harmonisierte KI-Normung könnte nun jedoch ein außerhalb verhandeltes, paralleles System zum bestehenden Regelwerk schaffen, welches Regeln mit Vermutungswirkung hervorbringt – mit potenziellen Konflikten und Unsicherheiten für Unternehmen (BDA 2025).

Noch ist unklar, wie stark die neuen Normen in bestehende Arbeitsschutzstrukturen eingreifen werden. Abzusehen ist jedoch: Unternehmen werden künftig neben Gesetzen, Verordnungen und Regeln der Unfallversicherungsträger auch die Inhalte der „harmonisierten Normen“ berücksichtigen müssen. Kommen zusätzlich weitere Verordnungen oder technische Regeln zum KI-Arbeitsschutz hinzu, droht ein unübersichtliches und ggf. widersprüchliches Nebeneinander von Vorschriften.

19.3.2 Bürokratie als Innovationshemmnis für den Einsatz von KI

Die Einführung eines parallelen Normensystems könnte die Bürokratiebelastung in Unternehmen weiter erhöhen – ein Punkt, der bereits heute vielfach kritisiert wird. Laut Zählung der Autorinnen dieses Beitrags existieren im Arbeitsschutz über 100 Vorschriften mit rund 10.000 Einzelanforderungen. Studien des Instituts für Mittelstandsforschung zeigen, dass über 90 % der Unternehmen in den letzten fünf Jahren eine steigende Bürokratiebelastung wahrnehmen. Für mehr als 60 % ist der Arbeitsschutz ein wesentlicher Treiber dieser Entwicklung. Neben Verdrossenheit und mangelnder Bereitschaft für weitere Investitionen in den Standort Deutschland kommen dazu auch Wut und immer weniger Freude am Unternehmertum (Holz et al. 2023)[2].

Die Gefahr besteht, dass zusätzliche Normen zur KI nicht nur Unsicherheit schaffen, sondern auch die Bereitschaft zur Einführung neuer Technologien hemmen. Gerade kleine und mittlere Unternehmen könnten durch die Komplexität abgeschreckt werden. Neben wachsender Frustration drohen Investitionszurückhaltung und ein Rückgang der Innovationsfreude – mit negativen Folgen für den Standort Deutschland.

Infobox 2: Definition und Wirkung harmonisierter Normen

Bei „harmonisierten Normen“ handelt es sich um Normen, die speziell zur rechtlichen Untersetzung der EU-Rechtsvorschriften entwickelt werden. Jedes Unternehmen, das diese befolgt, erlangt automatisch eine Konformitätsvermutung mit dem entsprechenden EU-Rechtsakt. Harmonisierte Normen lösen also eine Vermutungswirkung aus und bilden einen Rechtsrahmen – Unternehmen, die sich nicht an die Normen halten, müssen nachweisen, dass sie auf andere Weise das gleiche Schutzniveau erreichen.

Die Titel und Fundstellen der harmonisierten Normen werden nach diversen Prüfschleifen im EU-Amtsblatt (Official Journal of the European Union) und durch die jeweiligen nationalen Normungsinstitute in der Landessprache kostenlos veröffentlicht, wenn die europäische Kommission dieser

2 Wie Bürokratie im Arbeitsschutz erfolgreich abgebaut werden kann, zeigt folgendes BDA-Papier: ► https://arbeitgeber.de/wp-content/uploads/bda-arbeitgeber-positionspapier-forderungskatalog_zum_buerokratieabbau_im_arbeitsschutz-weniger_buerokratie_besserer_arbeitsschutz.pdf.

Veröffentlichung stattgegeben hat. Die Normen werden EU-weit gültig sein und sollten kostenlos zur Verfügung stehen (siehe dazu das EUGH-Urteil in der Rechtssache C-588/21 P am 05.03.2024 „Malamud-Fall“).

Die Normung zur KI findet in den europäischen Normungsorganisationen CEN, CENELEC sowie ETSI statt. Dort sind nationale Normungsinstitute (NSBs) und europäische Stakeholder-Organisationen vertreten, welche die Interessen von kleinen und mittleren Unternehmen (KMU), Gewerkschaften, Umwelt und Verbrauchern vermitteln. Auch das Deutsche Institut für Normung (DIN) ist involviert (Strategieentwicklung Künstliche Intelligenz beim DIN).

19.3.3 Betriebliche KI-Nutzung durch klare Vorgaben stärken

Die Offenheit für den Einsatz von KI in deutschen Unternehmen ist grundsätzlich hoch – auch im Bereich des Arbeitsschutzes. Damit KI jedoch sicher und wirksam eingesetzt werden kann, braucht es ein praxisnahes und widerspruchsfreies Regelwerk. Harmonisierte Normen sollten Unternehmen nicht behindern, sondern sie bei der sicheren Anwendung von KI unterstützen. Dafür ist es entscheidend, dass diese Normen mit bestehenden deutschen Arbeitsschutzvorgaben kompatibel und unbürokratisch umsetzbar sind.

Ein sinnvoller Ansatz wäre, den Fokus bei der Normung stärker auf die Produktsicherheit zu legen und die Verantwortung zunächst bei den Herstellern zu verankern. Diese könnten – etwa über Selbsterklärungen – klare Anleitungen zur sicheren Nutzung ihrer KI-Systeme im Betrieb bereitstellen.

19.4 KI-Nutzung in der Praxis

19.4.1 KI-Nutzung in der Praxis profitiert von einer offiziellen Einführung

Auch wenn die Betriebe KI stärker nutzen wollen, so gibt es an verschiedenen Stellen dennoch Berührungsängste, z. B. hinsichtlich des Datenmanagements, des Datenschutzes oder davor, dass firmensensible Daten nach außen gelangen könnten. Kleine und mittelständische Unternehmen setzen KI bisher nur zögerlich ein, obwohl die Bereitschaft, sich damit zu befassen, hoch ist. Fehlende Kenntnisse führen dazu, dass Unternehmen KI-Anwendungen oft unbewusst nutzen, ohne die geschäftlichen Potenziale zu erschließen. Der Zugang und das Verständnis für KI sind schwierig, da sie unsichtbar in technischen Methoden und Geräten verpackt sind. Es fehlen Kriterien, um KI-Entwicklungen zu erkennen, ihre Chancen und Gefahren wahrzunehmen und sie menschengerecht und wirtschaftlich zu nutzen.

Diese Bedenken münden in einer zögerlichen Umsetzung von KI in den Betrieben. Dennoch steigen die Nutzerzahlen auf Seiten der Beschäftigten, auch in den Betrieben ohne offizielle Einführung von KI, und liegen aktuell bei 62,1 %. Beschäftigte nutzen also auch ohne offizielle Erlaubnis bspw. kostenlose KI-Angebote, um ihre Arbeit zu erleichtern. Studien zeigen, dass insbesondere Chatbots und andere generative KI wie ChatGPT sehr häufig in Unternehmen genutzt werden – es oft jedoch weder eine offizielle Einführung und noch eine begleitende Nutzungserlaubnis im Unternehmen gegeben hat (Arntz et al. 2024). Nur rund die Hälfte der Beschäftigten, die KI intensiv nutzen, gaben in einer Befragung an, dass die wichtigste von ihnen genutzte KI formell von ihrem Betrieb eingeführt wurde. Bei den Beschäftigten, die KI seit mehreren Jahren gleich häufig nutzen, geben sogar gute 75 % an diese KI informell zu nutzen (siehe ◘ Abb. 19.4).

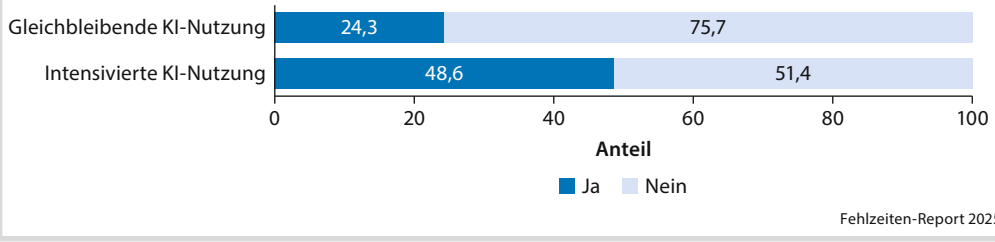


Abb. 19.4 Formelle Einführung von KI. (Arntz et al. 2024)

Die Betriebe hängen also der tatsächlichen Nutzung von KI in ihren eigenen Betrieben hinterher, indem sie diese weder einführen noch Rahmenbedingungen und Regeln daran knüpfen. Eine formelle Einführung kann von entscheidender Bedeutung sein – nicht nur, um Berührungsängste abzubauen und die Belegschaft bewusst mit an Bord zu holen. Eine offizielle Einführung ermöglicht es dem Unternehmen z. B. die KI-Nutzung und v. a. auch die Nutzung der „richtigen" KI unter Kontrolle zu haben.

Dieser Zustand der informellen Nutzung, ohne dass es eine betriebliche Entscheidung, Erlaubnis oder Kontrollmechanismen gäbe, birgt die Gefahr, dass die Spielregeln zur Nutzung von KI unklar sind. Zudem besteht das Risiko, dass sensible Firmendaten nach außen dringen. Eine formelle Einführung der KI-Systeme in das Unternehmen bietet daher zahlreiche Vorteile:

- Intensivere und sichere Nutzung
- Tatsächliche Hilfe bei der Arbeit durch den geschulten Einsatz von KI
- Datenmanagement, das kontrolliert, wie (v. a. sensible) Daten verwendet werden

19.4.2 KI erfolgreich in der Praxis einführen durch den „Digital Mentor"

Eine Möglichkeit, sich KI ins Unternehmen zu holen und effektiv einzuführen, bietet der „Digital-Mentor – Modell und Erprobung eines präventiv agierenden KI-Helfers" (kurz „en[AI]ble").[3] Ziel dieses Projektes war es, ein Qualifizierungskonzept für die präventive Arbeitsgestaltung von KI zu entwickeln, das sich insbesondere an kleine und mittlere Unternehmen (KMU) richtet.

So entstand die Weiterbildung „KI erkennen, bewerten und einführen – Kriterien und Aspekte einer produktiven und gesundheitsgerechten Arbeitsgestaltung". Sie richtet sich an Führungskräfte, Beschäftigte und Betriebsräte in KMU sowie externe KMU-Beratende. Die zweitägige Weiterbildung vermittelt leicht verständlich und praxisnah,

- was KI ist,
- wie sie funktioniert,
- in welchen Einsatzfeldern KMU sie sinnvoll nutzen können
- und wie eine produktive und gesundheitsgerechte Gestaltung der Arbeit mit KI bereits bei der Planung berücksichtigt werden kann.

Dabei wird insbesondere auf den Unterschied zwischen Digitalisierung und KI eingegan-

3 Das Projekt „en[AI]ble" war eines von elf vom Bundesministerium für Arbeit und Soziales (BMAS) im Rahmen der Initiative Neue Qualität der Arbeit (INQA) geförderten Projekten des Förderprogramms „Lern- und Experimentierräume Künstliche Intelligenz". Unter Leitung des ifaa – Instituts für angewandte Arbeitswissenschaft e. V. wurde es von September 2020 bis September 2023 durchgeführt. Das en[AI]ble-Projektteam bestand aus sieben Beratungs- und Forschungsorganisationen sowie vier Unternehmen aus verschiedenen Branchen. Weitere Informationen unter: ▶ https://www.arbeitswissenschaft.net/forschung-projekte/enaible.

gen sowie das Konzept der „Erklärbarkeit“ als Grundanforderung an alle KI-Anwendungen und damit die Rolle des Datenmanagements: Damit KI beherrschbar, produktiv, menschengerecht und datenschutzkonform eingesetzt werden kann, muss ihre Funktionsweise für die Beteiligten nachvollziehbar sein. Dies beinhaltet Wissen darüber, welche Daten erfasst und wo sie gespeichert werden, wer Zugriff hat, wie sie verarbeitet werden und wie die KI lernt. Transparenz über die Datengrundlage und Lernmethoden ist entscheidend, auch zur Begegnung von Datenschutzrisiken und Gefahren der Fremdkontrolle.

Das Gesamtkonzept der Weiterbildung ist soziotechnisch ausgerichtet. Das bedeutet, dass neben der Wirtschaftlichkeit auch Aspekte der menschengerechten und gesunden Arbeit sowie Datenschutz ganzheitlich betrachtet werden. Besonders wichtig ist dabei die Beteiligung der Beschäftigten an der Technikgestaltung. Dies ist entscheidend für den Erfolg, um die Potenziale der KI auszuschöpfen und Gefahren zu minimieren. Durch frühzeitige Information und Einbindung der Belegschaft, idealerweise in einer Projektgruppe mit Vertretenden aller betroffenen Bereiche, können Risiken wie Investitionsruinen vermieden, das Erfahrungswissen der Beschäftigten genutzt und die Akzeptanz der Technologie gefördert werden. Die Sorgen vieler Beschäftigter vor Arbeitsplatz- und Statusverlust sind nicht unbegründet, was die Notwendigkeit der Einbindung unterstreicht.

Für einen erfolgreichen KI-Einführungsprozess gibt es drei wesentliche Erfolgsfaktoren. Diese sind

A) Transparenz
B) Kommunikation: Offene Information und Kommunikation hilft, Ängste abzubauen und Vertrauen zu schaffen. Kompetenz befähigt die Beteiligten zur Gestaltung und zum Umgang mit KI.
C) Partizipation: Dies bezieht sich auf die Beteiligung der Beschäftigten über ihre Mitbestimmungsrechte hinaus, um sie zu Mit-Gestaltern und nicht nur zu Betroffenen zu machen.

Die im en[AI]ble-Projekt entwickelte Weiterbildung wurde mehrfach erprobt und evaluiert. Die Teilnehmenden bewerteten sie überwiegend positiv und gaben an, dass ihnen der Nutzen von KI für ihr Unternehmen deutlich wurde und sie den Planungs- und Umsetzungsprozess besser verstanden. Sie hilft ihnen, über die technische Perspektive hinauszugehen und Beiträge zur Arbeitsgestaltung, Transparenz, Partizipation und Akzeptanz zu leisten. Teilnehmende schätzten insbesondere die interaktive Gestaltung, die Berücksichtigung ihres Kenntnisstands und den Austausch. Die Schulung vermittelt also erfolgreich grundlegende KI-Kompetenzen. Dennoch ist die en[AI]ble-Weiterbildung eher als Ausgangspunkt und als Startschuss für ein betriebliches KI-Projekt zu verstehen. Für eine vollständige Umsetzung besteht weiterhin der Bedarf an weiteren Schulungen und Ansprechpartnern.

19.5 Fazit

Der Einsatz von KI im Arbeitsschutz steht exemplarisch für die Chancen und Herausforderungen der digitalen Transformation in der Arbeitswelt. KI kann dazu beitragen, Arbeitsbedingungen sicherer, gesünder und effizienter zu gestalten – etwa durch die frühzeitige Erkennung von Gefährdungen, die Entlastung bei monotonen oder emotional belastenden Aufgaben sowie durch die Unterstützung bei der Umsetzung gesetzlicher Anforderungen. Besonders in Zeiten von Fachkräftemangel und demographischem Wandel bietet KI das Potenzial, vorhandene Ressourcen gezielter einzusetzen und die Attraktivität von Arbeit zu steigern. Gleichzeitig kann der Einsatz von KI Risiken mit sich bringen: Fehlerhafte Daten, die zu falschen Entscheidungsgrundlagen führen, soziale Isolation durch ein fehlendes Kollegium oder eine schleichende Entqualifizierung sind reale Gefahren, die sowohl Beschäftigte als auch Unternehmen betreffen können. Diese Risiken müssen im Rahmen des Arbeitsschutzes systematisch erfasst und bewertet werden – insbesondere bei Hochrisiko-

KI-Systemen, wie sie in der neuen EU-KI-Verordnung definiert sind.

KI kann somit sowohl Nutzen stiften als auch Herausforderungen mit sich bringen. Umso wichtiger ist es, ihren Einsatz verantwortungsvoll und nach klaren Regeln zu gestalten. Einen verbindlichen Rahmen dafür liefert die KI-Verordnung der Europäischen Union. Sie definiert umfassend, welche Anforderungen sowohl Hersteller als auch Betreiber – also Unternehmen – im Umgang mit KI erfüllen müssen, insbesondere auch im Hinblick auf den Arbeitsschutz. Voraussetzung für Fortschritt und wirtschaftlichen Nutzen durch KI ist also ein klarer und unterstützender regulatorischer Rahmen, der Unternehmen bei der Einführung und Nutzung von KI Orientierung bietet. Dabei gilt natürlich auch für die Unternehmen, dass sie die Potenziale von KI erkennen und bestmöglich umsetzen – z. B. durch eine strukturierte Einführung und idealerweise mithilfe von KI-Verantwortlichen im Unternehmen. Auf diese Weise kann KI zu einem echten Boost für die Wirtschaft und den Arbeitsschutz werden.

Literatur

Arntz M, Baum M, Brüll E, Dorau R, Hartwig M, Lehmer F, Matthes B, Meyer S-C, Schlenker O, Tisch A, Wischniewski S (2024) Digitalisierung und Wandel der Beschäftigung (DiWaBe 2.0): Eine Datengrundlage für die Erforschung von Künstlicher Intelligenz und anderer Technologien in der Arbeitswelt, 1. Aufl. baua: Bericht. Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin, Dortmund

BAuA – Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (2023) Amtliche Mitteilungen der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin. https://www.baua.de/DE/Angebote/Publikationen/Aktuell/3-2023. Zugegriffen 06. Juni 2025

BAuA – Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (2024a) KI-Weiterentwicklung im Arbeitsschutz. https://www.baua.de/DE/Themen/Arbeitsgestaltung/Digitalisierung-KI/Kuenstliche-Intelligenz/KI-Weiterentwicklung-Arbeitsschutz. Zugegriffen: 16. Juni 2025

BAuA – Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (2024b) Künstliche Intelligenz – Arbeitsgestaltung und Arbeitsschutz. https://www.baua.de/DE/Themen/Arbeitsgestaltung/Digitalisierung-KI/Kuenstliche-Intelligenz/_functions/BereichsPublikationssuche_Formular?queryResultId=null&pageNo=0. Zugegriffen: 12. Juni 2025

BAuA – Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (2025) Künstliche Intelligenz in der Arbeitswelt. https://www.baua.de/DE/Themen/Arbeitsgestaltung/Digitalisierung-KI/Kuenstliche-Intelligenz/Kuenstliche-Intelligenz. Zugegriffen: 8. Nov. 2024

BDA Digitalrat (2023) Generative KI – Eine neue Kollegin in der Arbeitswelt. https://www.futurework.online/files/futurework/bda-digitalrat/downloads/BDA_Digitalrat_Generative%20KI.pdf. Zugegriffen: 2. Juni 2025

BDA – Bundesvereinigung der Deutschen Arbeitgeberverbände (2025) EU AI Act – Was steht drin? https://arbeitgeber.de/wp-content/uploads/2024/11/bda-arbeitgeber-regelung_ki_verordnung-EU_AI_Act-was_steht_drin-2024-11.pdf. Zugegriffen: 2. Juni 2025

Beudt S, Feichtenbeiner R, Blanc B, Pinkwart N (2024) Inklusion durch künstliche Intelligenz? Zur Rolle und Bedeutung KI-gestützter Assistenztechnologien für Menschen mit Behinderungen. In: Gondlach K, Brinkmann B, Brinkmann M, Plath J (Hrsg) Regenerative Zukünfte und künstliche Intelligenz. SDG – Forschung, Konzepte, Lösungsansätze zur Nachhaltigkeit. Springer VS, Wiesbaden https://doi.org/10.1007/978-3-658-44852-3_12

Bick A, Blandin A, Deming DJ (2024) The rapid adoption of generative AI. NBER Working Paper w32966. https://doi.org/10.3386/w32966

Bolwin L, Hönig T, Kestermann C, Kempermann H, Klink H, Kuttler F, van Baal S (2023) Der digitale Faktor – Wie Deutschland von intelligenten Technologien profitiert. Google Germany, Köln (Gutachten)

BSI – Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik (2025) Generative KI-Modelle: Chancen und Risiken für Industrie und Behörden

DGUV – Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung (2024) Vertrauenswürdige Künstliche Intelligenz. https://www.dguv.de/ifa/fachinfos/kuenstliche-intelligenz/vertrauenwuerdige-kuenstliche-intelligenz/index.jsp. Zugegriffen: 10. Juni 2025

EU – Europäische Kommission (2025) Artificial Intelligence and the Future of Work. Special Eurobarometer 554. https://europa.eu/eurobarometer/api/deliverable/download/file?deliverableId=96286. Zugegriffen: 2. Mai 2025

Falck O, Kerkhof A, Wölfl A (2024) Künstliche Intelligenz – Wie Unternehmen sie nutzen und was sie noch daran hindert. Ifo Schnelld 77(09):57–63

Gerhards C, Baum M (2024) Nutzung Künstlicher Intelligenz in Betrieben in Deutschland. BWP 53:21–23

Hammermann A, Monsef RP, Stettes O (2023) KI und der Arbeitsmarkt. Eine Analyse der Beschäftigungseffekte. IW-Report Nr. 55. Institut der deutschen Wirtschaft, Köln

Holz M, Icks A, Nielen S (2023) Analyse zur Bürokratiebelastung in Deutschland – Wie kann ein spürbarer Bürokratieabbau erreicht werden? Institut für Mittelstandsforschung, Bonn (https://www.ifm-bonn.org)

IFA – Institut für Arbeitsschutz der Deutschen Gesetzlichen Unfallversicherung (2024) Künstliche Intelligenz. Trendbeschreibung im Risikoobservatorium der DGUV. https://publikationen.dguv.de/forschung/ifa/trendbeschreibungen/4867/kuenstliche-intelligenz?c=219. Zugegriffen: 3. Juni 2025

ifo Institut (2024) Mehr Unternehmen nutzen Künstliche Intelligenz. https://www.ifo.de/fakten/2024-07-18/mehr-unternehmen-nutzen-kuenstliche-intelligenz. Zugegriffen: 15. Mai 2025

Kreutzer RT (2023) Treiber der Künstlichen Intelligenz. In: Künstliche Intelligenz verstehen. Springer Gabler, Wiesbaden https://doi.org/10.1007/978-3-658-42598-2_2

Rziha C (2024) So nutzt Covestro-Recruiter Chris Rziha generative KI im Alltag. Personalwirtschaft: September:70–73

Sevindik U (2022) Verbreitung und Einsatz von Künstlicher Intelligenz in Deutschland: Auswirkungen auf berufliche Anforderungen und Strukturen. Bundesinstitut für Berufsbildung

Weiterführende Informationen

BDA (2025) KI im Betrieb: Rechtssicherheit schaffen. https://arbeitgeber.de/wp-content/uploads/2024/12/bda-arbeitgeber-positionspapier-KI_im_Betrieb_Rechtssicherheit_schaffen%E2%80%93Raum_fuer_Innovation_lassen-2024_12_17.pdf

BDA (2025) Bürokratiedschungel im Arbeitsschutz lichten. https://arbeitgeber.de/buerokratiedschungel-im-arbeitsschutz-lichten/

KI für Gute Arbeit nutzbar machen

Oliver Suchy

Inhaltsverzeichnis

20.1 KI – Chancen und Risiken – 276

20.2 Transparenz und Autonomie – 277

20.3 KI-Vorgehensmodelle – 278

20.4 Die europäische KI-Verordnung – 279

20.5 Handlungs- und Konkretisierungsbedarf – 279

Literatur – 280

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_20

Zusammenfassung

Der Deutsche Gewerkschaftsbund (DGB) setzt sich schon seit Jahren dafür ein, die Potenziale von Künstlicher Intelligenz (KI) für Gute Arbeit nutzbar zu machen (Gute Arbeit by design: DGB 2020). Hintergrund dafür ist zum einen die Tatsache, dass Erwerbsarbeit nach wie vor ein großer Stressfaktor sein kann (DGB o.J. u. a.) und damit auch die anhaltende Produktivitätsschwäche verbunden ist. Gleichzeitig wird uns die demographische Entwicklung vor große Herausforderungen stellen, weil die Fachkräftelücke deutlich größer wird (Hellwagner et al. 2022) und sich die Frage nach einer sinnvollen Automatisierung deshalb neu stellt. KI kann dafür ein wirkmächtiges Instrument sein, um Produktionsprozesse und Dienstleistungen – nicht zuletzt im öffentlichen Bereich – auf hohem Niveau zu gewährleisten. Gute Arbeit entsteht jedoch nicht automatisch. Dem Ziel der Aufwertung menschlicher Arbeit stehen marktgetriebene Risiken wie Rationalisierung, Überwachung, Entfremdung oder auch Simplifizierung gegenüber. Es braucht deshalb spezifische Aushandlungsprozesse für KI in der Arbeitswelt. Innovative Unternehmen und Verwaltungen sowie die angewandte Forschung haben hierfür Vorgehensmodelle mit Vorbildcharakter entwickelt. Dadurch können Akzeptanz und Vertrauen von Beschäftigten und Arbeitgebern gestärkt, Regelungsaufwand reduziert und die Umsetzungsprozesse beschleunigt werden. Ein wesentliches Instrument dafür ist die Stärkung der Sozialpartnerschaft. Ziel ist es, auf dieser Grundlage eine „KI-Ampel für die Arbeitswelt" zu entwickeln, um ein neues Mindset für eine nachhaltige Nutzung von KI im Arbeitsleben zu etablieren.

20.1 KI – Chancen und Risiken

In den letzten Jahren hat die politische Debatte über Künstliche Intelligenz (KI) oft durch die sehr abstrakte Gegenüberstellung von „**Chancen und Risiken**" zu einem diskursiven Leerlauf geführt. Heute sind wir einen Schritt weiter, aber von einem Durchbruch bei der betrieblichen KI-Nutzung kann noch keine Rede sein. Entscheidend sind konkrete Lösungsansätze für neue Einführungswege, um KI-Anwendungen für Gute Arbeit nutzbar zu machen. Eine wichtige Voraussetzung dafür ist hinreichende Transparenz seitens der Anbieter von KI-Systemen. Die europäische KI-Verordnung (Europäische Union 2024; vgl. ► Abschn. 20.4) setzt dafür zumindest einen ersten Rahmen und zieht auch einige rote Linien. Für die Arbeitswelt braucht es jedoch weitergehende Antworten – und dies möglichst schnell. Denn der Druck hinsichtlich der Wettbewerbsfähigkeit wächst. Dennoch sollten wir uns nicht wie die Lemminge verhalten: KI ist schließlich kein Allheilmittel, sondern braucht eine sinnvolle Einbettung in die Arbeitsorganisation, auch um neue Geschäftsfelder zu erschließen. Es geht also um strategische Ziele und innovative Umsetzungswege. KI ist ein Gamechanger, aber dafür muss KI auch als *Change* betrachtet werden – und nicht als ein (isoliertes) IT-Projekt. Wesentlich hierfür ist ein **Change Impact Management** (vgl. Initiative „Human Friendly Automation[1]"). Doch davon ist im *German Mittelstand* noch wenig zu erkennen.

Gleichzeitig wird die Frage, ob und in welchen Bereichen KI-Anwendungen eingesetzt werden sollen, für viele Beschäftigte inzwischen immer konkreter. Die Frage, ob wir „Chancen" tatsächlich realisieren können oder ob KI zum „Risiko" wird, entscheidet sich genau hier, im Konkreten. Wir können schon heute sehen, dass uns KI neue Möglichkeiten bietet: für bessere Arbeitsbedingungen, für Innovationen und höhere Produktivität, die Sicherung und Schaffung von Arbeitsplätzen – und schließlich auch, um dem demographischen Wandel zu begegnen. **KI macht allerdings nicht automatisch Gute Arbeit**. KI ist ein Instrument, das genauso zur Rationalisierung eingesetzt werden kann. Wenn aber Arbeitsplätze zur Disposition gestellt werden

1 ► https://de.humanfriendlyautomation.com/hfaday25.

oder sich Jobrollen ändern, so ist dies keine Entscheidung einer KI. Selbst wenn KI dafür Empfehlungen abgibt, so sind es immer Menschen, die entscheiden. Dazu kommen Fragen der Überwachung, der Autonomie und Nachvollziehbarkeit von KI-Systemen. Vor allem aber geht es um die Ziele und den Umgang mit möglichen Zielkonflikten. Denn es gibt hier kein Schwarz-Weiß: Ein KI-basiertes Assistenzsystem kann zum Beispiel im Callcenter sehr hilfreich sein und die dort Beschäftigten unterstützen (ai:conomics o.J.). KI kann aber genauso den Stress erhöhen und zu Kontrollverlusten führen, wenn Assistenz in Leistungsüberwachung und Verhaltensoptimierung umschlägt oder überhöhte Produktivitätsanforderungen (Upwork 2024) gestellt werden. **KI in der Arbeitswelt ist also eine Frage der Gestaltung**.

20.2 Transparenz und Autonomie

Eine wichtige Voraussetzung für den betrieblichen Umgang mit KI ist eine „doppelte Transparenz“: Einerseits braucht es Transparenz auf Seiten der Entwickler und Anbieter von KI-Systemen, wie es durch die europäische KI-Verordnung nun auch künftig gefordert ist. Andererseits braucht es Transparenz auch im betrieblichen Setting – und leider hapert es oft genau dran. Warum ist das so wichtig? KI führt in der Arbeitswelt zu neuen **Unsicherheiten und Sollbruchstellen** – und es gilt, damit neu umzugehen. Dies gilt insbesondere für (a) die „Handlungsträgerschaft“ (Stowasser et al. 2020) in der Interaktion mit KI-Anwendungen als auch für (b) die Nachvollziehbarkeit, Überprüfbarkeit und damit der Umgang mit Entscheidungsvorschlägen sowie (c) für die Datennutzung insbesondere bei personalisierten KI-Anwendungen. Es gibt schließlich nicht die „eine“ 08/15-KI. Deshalb sind auch nicht alle KI-Anwendungen gleich zu behandeln. So stellen uns zum Beispiel KI-basierte Bilderkennungssysteme in der Qualitätskontrolle nicht vor die gleichen Herausforderungen wie KI-Tools, die im Personalbereich (HR) genutzt werden sollen. Und auch im HR-Bereich gibt es große Unterschiede hinsichtlich der Wirkungsgrade und Auswirkungen auf die Beschäftigten. So sind KI-gestützte Arbeitsassistenzsysteme oft mit persönlichen Leistungs- und Verhaltens- oder sogar Vital- und Gesundheitsdaten verknüpft (Krzywdzinski et al. 2024). Besonders sensibel sind dabei verhaltensorientierte Systeme wie „People Analytics“ (HIIG 2025), die auch persönliche Einstellungen automatisiert auswerten und das künftige Verhalten von Beschäftigten prognostizieren können. Auf der einen Seite stellt sich also die Frage, wie Beschäftigtendaten am besten genutzt werden können, um Unterstützung für Arbeitnehmerinnen und Arbeitnehmer zu realisieren. Auf der anderen Seite soll gleichzeitig ein Kontroll- und Überwachungssystem bis hin zu *predictive performance* vermieden werden: KI-gestützte automatisierte Vorhersagen über wahrscheinliche Potenziale der künftigen Performance von Mitarbeitenden sind kritisch und brauchen eine **Rahmung**: So sollten arbeitsrechtliche Konsequenzen sowohl aus dem Umgang von Beschäftigten mit KI-basierten Empfehlungen und automatisierten Entscheidungsvorschlägen als auch infolge der Nutzung prädiktiver Analytik ausgeschlossen werden.

Dieser Zielkonflikt ist bei KI von besonderer Relevanz, weil viele Systeme ohne Feedbackdaten für die Optimierung von Prozessen zum Beispiel für den Arbeitsschutz (Griemsmann et al. 2020) gar nicht funktionieren und damit auch die erhoffte Entlastungswirkung ausbleiben würde. Auf der anderen Seite geht es auch um die Frage, ob Assistenzsystem wirklich zu Entlastung führen oder aber den Workload noch zusätzlich verschärfen. Das Problem der Arbeitsverdichtung (DGB 2022b) ist schon bei scheinbar harmlosen digitalen Tools zu erkennen. Wichtig ist dabei die Frage, wieviel Handlungsspielraum den Beschäftigten für ihre Arbeit bleibt – beispielsweise, wenn Prozesse automatisiert werden oder Entscheidungsunterstützung/Empfehlungen als Leistungsvorgaben wirken. Letztlich

geht es also auch um Fragen der Autonomie von Arbeitnehmerinnen und Arbeitnehmern. Die Arbeitsgestaltung wird damit anspruchsvoller. Und deshalb braucht es neue Wege, neue Prozesse und ein neues Mindset bei den Akteuren der Arbeit.

20.3 KI-Vorgehensmodelle

KI erfordert einen differenzierten Umgang – vor allem in der betrieblichen Anwendung. Dies setzt sowohl eine vorausschauende Gestaltung als auch eine begleitende Evaluation für eine wirksame Kontrolle voraus. Genau hierfür braucht es ein akzeptiertes gemeinsames Vorgehen – und zwar am besten so verbindlich wie möglich. Der DGB hat dazu bereits vor einigen Jahren ein Konzeptpapier (DGB 2020) vorgelegt. Ein ähnlicher Ansatz findet sich auf der „Plattform Lernende Systeme“ (Stowasser et al. 2020). Inzwischen zeigen einige gute Beispiele aus der Praxis, die so genannten „**Leuchttürme**“, dass dies funktioniert. So sind neue Vorgehensmodelle (Grasy et al. 2024) in der Praxis entstanden, die vor allem ein **neues Verständnis von erweiterter Kooperation und Mitbestimmung** praktisch umsetzen. Entwickelt wurden innovative betriebliche Vereinbarungen zur KI-Nutzung, tarifpolitische Regelungen sowie wissenschaftlich begleitete Leitfäden und Handlungsempfehlungen aus der angewandten Arbeitsforschung. Der Kern dieser KI-**Vorgehensmodelle** sind prozessorientierte; mitbestimmte Rahmenregelungen für eine Risiko-basierte Differenzierung sowie eine betriebliche Folgenabschätzung. Damit soll erreicht werden, Aufwand zu reduzieren, um die Prozesse agiler zu gestalten und dort, wo nötig, besondere Regelungen für kritische Bereiche oder Anwendungen zu vereinbaren. Das gemeinsame und besondere ist, dass die Mitbestimmung von Anfang an einsetzt und im gesamten Prozess aufrechterhalten wird. Indem alle relevanten Akteure von Anfang an zusammenarbeiten, können Potenziale am besten gehoben und der Regelungsbedarf je nach Risiko der KI-Anwendungen unterschieden werden. Besonders relevant dabei ist die Frage, wie sich der KI-Einsatz auf die Zahl und Qualität der Arbeitsplätze auswirkt. Wesentliche Aspekte in diesem Vorgehensmodell sind drei Punkte:

1. grundsätzliche Vereinbarungen vor der Beschaffung und Einführung von KI-Anwendungen und Anwendungsbereichen – insbesondere zur Beschäftigungssicherung und Qualifizierung oder auch zum Schutz vor Abgruppierung bei Simplifizierung von Tätigkeiten
2. Regeln für unkritische KI-Anwendungen und Anwendungsbereiche („Fast Lane“) und
3. spezifische Regelungswege für kritische KI-Anwendungen und Anwendungsbereiche vor allem im Personalbereich, zum Beispiel wenn es die Einstufung oder Karriereplanung (Hans Böckler Stiftung 2022) von Beschäftigten tangiert; gleiches gilt für „Delegationstechnik“ (blog-zukunft-der-arbeit.de[2]), also automatisierte Entscheidungen.

Die Praxis zeigt also bereits erfolgversprechende Wege für die betriebliche Einführung von KI-Anwendungen auf. Leider gelingt dafür bislang noch nicht die nötige **Breitenwirkung**, denn es fehlt an Verbindlichkeit. So fordern betriebliche Interessenvertretungen zwar Regelungen zur Durchführung einer Bewertung möglicher Risiken. In der Praxis wird dies jedoch noch zu wenig umgesetzt (Input Consulting 2021). Auch zeigt eine wissenschaftliche Befragung des Weizenbaum Instituts (Krzywdzinski 2024) von Management und Betriebsräten, dass die Mitbestimmungspraxis in der Hälfte der Betriebe nicht kooperativ ausgerichtet ist und eine Einbeziehung der betrieblichen Interessenvertretungen oder Beschäftigten nicht oder nicht ausreichend stattfindet. So werden bis heute nur selten Betriebsvereinbarungen zur Einführung von KI-Anwendungen abgeschlossen. Gleichzeitig be-

2 ► https://www.blog-zukunft-der-arbeit.de/.

legt der jüngste Bericht der OECD („Künstliche Intelligenz in Deutschland", OECD 2024), dass Arbeitgeber, die Beschäftigte und betriebliche Interessenvertretungen rechtzeitig in die Entscheidungs- und Einführungsprozesse einbeziehen, über positive Auswirkungen berichten: mehr Produktivität und bessere Arbeitsbedingungen.

20.4 Die europäische KI-Verordnung

Warum machen wir also das, was uns die innovative Praxis und Forschung zeigen, eigentlich nicht verbindlich? Dies ist auch und nicht zuletzt vor dem Hintergrund der europäischen **KI-Verordnung** (Europäische Union 2024) von Bedeutung, die nun nach und nach in Kraft tritt. Die Verordnung ist wichtig, weil sie für mehr Transparenz sorgt – und auch einige rote Linien zieht, wie zum Beispiel das Verbot von Emotionserkennung am Arbeitsplatz. Sie regelt aber längst nicht alles, vor allem nicht für die Arbeitswelt – denn sie ist eine Verordnung für die Produktsicherheit auf dem EU-Binnenmarkt. Das Arbeitsrecht wird durch die KI-Verordnung nicht tangiert. Es gibt zwar einige Vorgaben für Arbeitgeber (als „Betreiber"), wie zum Beispiel die Kennzeichnungspflicht von KI-Anwendungen bei der Interaktion mit Beschäftigten oder die Gewährleistung von Kompetenz für die Beschäftigten, die mit der Nutzung von KI-Systemen befasst sind. Die meisten anderen Vorgaben, nicht zuletzt die Vorgabe für eine Folgenabschätzung, beziehen sich ausschließlich auf den Hochrisiko-Bereich – doch dieser ist nicht rechtssicher konstruiert. So ist zu befürchten, dass diese Regelungen vielfach leerlaufen werden.

Die KI-VO enthält deshalb eine **Öffnungsklausel für die Arbeitswelt nach Art. 2 (11) KI-VO**[3], mit der die Mitgliedsstaaten buchstäblich aufgefordert werden, spezifische Regelungen für den Einsatz von KI in der Arbeitswelt zu entwickeln. Hier geht es nicht um einen „Bestandschutz". Denn ob von KI-basierten Leistungsprognosen, Empfehlungen oder Entscheidungsvorschlägen ein hohes Risiko ausgeht, regelt die KI-VO eben genau nicht selbst. Diese Fragen zu regeln ist das originäre Geschäft der Sozialpartner.

20.5 Handlungs- und Konkretisierungsbedarf

Der DGB sieht aus diesen Gründen politischen Handlungsbedarf für einen **neuen Mitbestimmungsmodus**, um die oben skizzierten innovativen Prozessvereinbarungen verbindlicher gestalten zu können. Dazu gehören erstens, dass Betriebsräte ein Initiativrecht bekommen sollen für alle Fragen, bei denen sie mitzustimmen haben – vor allem auch für Rahmenprozessvereinbarungen. Zweitens sollten die bestehenden Unterrichtungsrechte zu echten Mitbestimmungsrechten ausgebaut werden – zum Beispiel für die Beteiligungsprozesse oder die Veränderung der Arbeitsplätze beim Einsatz von KI. Und drittens soll sichergestellt werden, dass keine „Fakten geschaffen" werden, bevor die Verhandlungen über die KI-Nutzung beginnen. Mit diesem „Vorgehensmodell" soll eine proaktive und produktive Nutzung von KI in der Arbeitswelt nachhaltig gefördert werden. Damit können sogar **neue Standards für Transformationsprozesse** generell gesetzt werden. Standards für Vertrauen, Akzeptanz und Sicherheit im Wandel. Das ist es, was wir brauchen – in diesen unsicheren Zeiten. Wir wollen also Rechtssicherheit schaffen für ein Vorgehensmodell (vgl. ▶ Abschn. 20.3), das sich als vertrauenswürdiger und gleichzeitig möglichst unbürokratischer Umgang mit KI-Anwendungen in Praxis und Forschung bewährt hat. So schaffen wir einen sicheren Raum, um mit neuen Unsicherheiten im Sinne „lernender Vereinbarungen" umgehen zu können.

Vertrauen ist eine wesentliche Grundlage von KI am Arbeitsplatz. Das betrifft auch den Umgang mit den persönlichen Daten der Beschäftigten; nicht zuletzt bei personalisier-

3 ▶ https://ai-act-law.eu/de/artikel/2/.

ten Assistenzsystemen. Deshalb besteht auch Handlungsbedarf für ein spezifisches Beschäftigtendatenschutzgesetz (DGB 2022a), das in der letzten Legislaturperiode leider gescheitert ist. Es geht dabei nicht darum, die Daten zu schützen, sondern sie nutzbar zu machen. Mehr Rechtssicherheit wird einen wesentlichen Beitrag dazu leisten, dass Daten und damit hilfreiche KI-Anwendungen am Arbeitsplatz besser genutzt werden können.

Ein weiterer wesentlicher Punkt ist die Frage, ob und in welchen Arbeitsbereichen KI-Anwendungen grundsätzlich als kritisch einzuschätzen sind. Die **KI-Verordnung** reicht hierfür nicht aus. Der europäische Gesetzgeber verweist in der Verordnung selbst auf weiteren **Konkretisierungsbedarf**: So sollen bis Januar 2026 so genannte Leitlinien entwickelt werden zu der Frage, wie eine KI menschliche Entscheidungen beeinflusst (Art. 6 KI-VO[4]). Wann bleibt eine Empfehlung zum Beispiel tatsächlich eine unverbindliche Empfehlung – und für wen? Oder kann eine KI praktisch auch eine „Führungsrolle" übernehmen? Wenn ja, unter welchen Bedingungen? Ein anderer Aspekt ist die betriebliche Reichweite einer KI: Die KI-Verordnung bezeichnet KI-Systeme als unkritisch, wenn sie – Zitat – „eng gefasste Verfahrensaufgaben" durchführen (Art. 6, Abs. 3 a). Doch wie ist dies zu definieren? Auch sollen KI-Anwendungen, die Bewertungen nur vorbereiten, als nicht riskant eingestuft werden. Doch wenn ohnehin der Grundsatz der menschlichen Letztentscheidung gilt: Was gilt dann noch als hochriskant? Ausreichende Rechtssicherheit bietet die KI-VO hier leider nicht.

Da bei der KI-Nutzung der Anwendungskontext entscheidet, sind möglicherweise auch sehr spezifische Fragen zu klären. Doch wir sollten uns auf den Weg machen und ein **„KI-Ampelsystem" für die Arbeitswelt** insgesamt entwerfen. Ein solches Einstufungssystem unterschiedlicher Kritikalitäten – also Risikokategorien – soll einen differenzierten Umgang mit KI-Anwendungen im betrieblichen Anwendungskontext fördern und so auch den Akteuren in den Betrieben und Verwaltungen die Arbeit erleichtern. Es geht dabei zum Beispiel um den Wirkungs- und Autonomiegrad von KI-Anwendungen, also den Umgang mit Empfehlungen, die Delegation von Entscheidungen und auch um Führung durch KI-basiertes algorithmisches Management. Ein weiterer Punkt betrifft den Umgang mit Optionen zur Leistungssteuerung und -prognose oder Zielkonflikte bei personalisierten Assistenz-, Lern- und Feedbacksystemen. Diese und weitere Fragestellungen sollten wir im Dialog von Sozialpartnern und Wissenschaft möglichst zu einer „KI-Ampel" für die Arbeitswelt entwickeln.

4 ► https://ai-act-law.eu/de/artikel/6/.

Literatur

Ai:conomics Policybrief: Wie nehmen Beschäftigte die Rolle von KI in der Leistungsbewertung und Weiterbildung am Arbeitsplatz wahr? https://aiconomics.eu/ergebnisse/policybrief-acht. Zugegriffen: 3. März 2025

DGB – Deutscher Gewerkschaftsbund (2020) Künstliche Intelligenz (KI) für Gute Arbeit. Ein Konzeptpapier des Deutschen Gewerkschaftsbundes zum Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI) in der Arbeitswelt. https://www.dgb.de/fileadmin/download_center/Positionen_und_Thesen/DGB-Konzept-Kuenstliche-Intelligenz-KI-fuer-Gute-Arbeit.pdf. Zugegriffen: 12. Febr. 2025

DGB – Deutscher Gewerkschaftsbund (2022a) Entwurf eines Beschäftigtendatenschutzgesetzes (BeschDSG). https://www.dgb.de/fileadmin/download_center/Stellungnahmen/DGB-Entwurf-eines-Beschaeftigtendatenschutzgesetzes.pdf. Zugegriffen: 12. Febr. 2025

DGB – Deutscher Gewerkschaftsbund (2022b) DGB-Index Gute Arbeit. Report 2022: Digitale Transformation der Arbeitswelt. https://index-gute-arbeit.dgb.de/++co++e9c777a4-507f-11ed-9da8-001a4a160123. Zugegriffen: 3. März 2025

DGB – Deutscher Gewerkschaftsbund DGB-Index Gute Arbeit. https://index-gute-arbeit.dgb.de/dgb-index-gute-arbeit. Zugegriffen: 12. Febr. 2025

Europäische Union (2024) Verordnung (EU) 2024/1689 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 13. Juni 2024 zur Festlegung harmonisierter Vorschriften für künstliche Intelligenz und zur Änderung der Verordnungen (EG) Nr. 300/2008, (EU) Nr. 167/2013, (EU) Nr. 168/2013, (EU) 2018/858, (EU)

2018/1139 und (EU) 2019/2144 sowie der Richtlinien 2014/90/EU, (EU) 2016/797 und (EU) 2020/1828 (Verordnung über künstliche Intelligenz). https://ai-act-law.eu/de/. Zugegriffen: 03. März 2025

Grasy J, Seibold B, Klengel E (2024) So gelingt Mitbestimmung bei KI – Praxisbeispiel und Impulse: KI und algorithmische Systeme verstehen, bewerten und begrenzen. Mitbestimmungspraxis Nr 59. I.M.U – Institut für Mitbestimmung und Unternehmensführung, Düsseldorf (https://www.imu-boeckler.de/de/faust-detail.htm?sync_id=HBS-008807. Zugegriffen: 03. März 2025)

Griemsmann S, Nickel P, Schellewald V, Weber B (2020) Einsatz von Wearables im Arbeitsschutz. DGUV Forum 9/2020. Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung e V (DGUV), Berlin (https://forum.dguv.de/issues/RZ_DGUV_Forum_09_2020_Einsatz%20von%20Wearables%20im%20Arbeitsschutz.pdf. Zugegriffen: 03. März 2025)

Hans Böckler Stiftung (2022) Betriebsrätepreis – Das letzte Wort hat der Mensch. Düsseldorf (https://www.boeckler.de/de/magazin-mitbestimmung-2744-das-letzte-wort-hat-der-mensch-36555.htm. Zugegriffen: 03. März 2025)

Hellwagner T, Söhnlein D, Wanger S, Weber E (2022) Wie sich eine demografisch bedingte Schrumpfung des Arbeitsmarkts noch abwenden lässt. In: IAB-Forum. https://www.iab-forum.de/wie-sich-eine-demografisch-bedingte-schrumpfung-des-arbeitsmarkts-noch-abwenden-laesst/. Zugegriffen: 12. Febr. 2025

HIIG – Alexander von Humboldt Institut für Internet und Gesellschaft (2025) Wie People Analytics die Wahrnehmung von Fairness am Arbeitsplatz beeinflusst. https://www.hiig.de/people-analytics-am-arbeitsplatz/. Zugegriffen: 3. März 2025

Input Consulting (2021) Künstliche Intelligenz im Betrieb. Handlungsfelder und Gestaltungserfordernisse für Interessenvertreter*innen. Ergebnisse der Online-Befragung von Betriebs- und Personalrät*innen. https://www.input-consulting.de/files/inpcon-DATA/download/2021_Online-Befragung-KI-Gestaltung-Charts-INPUTConsulting.pdf. Zugegriffen: 12. Febr. 2025

Krzywdzinski M (2024) Zwei Welten der KI in der Arbeitswelt. Wie Management und Betriebsräte die Einführung und Nutzung von KI-Anwendungen gestalten. Weizenbaum Discussion Paper #39. Weizenbaum-Institut und Wissenschaftszentrum Berlin für Sozialforschung (WZB) (https://www.weizenbaum-institut.de/media/Publikationen/Weizenbaum_Discussion_Paper/Weizenbaum_Series_39.pdf. Zugegriffen. 12. Februar 2025)

Krzywdzinski M, Pfeiffer S, Ferdinand J, Yosefov O (2024) Akzeptanz des Einsatzes von Wearables im Betrieb durch Betriebsräte und Beschäftigte. Weizenbaum Discussion Paper #36. Weizenbaum-Institut und Wissenschaftszentrum Berlin für Sozialforschung (WZB) (https://www.weizenbaum-institut.de/media/Publikationen/Weizenbaum_Series/Weizenbaum_Series_36.pdf. Zugegriffen: 03. März 2025)

OECD (2024) OECD-Bericht zu Künstlicher Intelligenz in Deutschland. OECD Publishing, Paris https://doi.org/10.1787/8fd1bd9d-de

Stowasser S, Suchy O et al (2020) Einführung von KI-Systemen in Unternehmen. Gestaltungsansätze für das ChangeManagement. Lernende Systeme – Die Plattform für Künstliche Intelligenz, München (https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/AG2_Whitepaper_Change_Management.pdf. Zugegriffen: 12. Februar 2025)

Upwork (2024) Upwork study finds employee workloads rising despite increased C-suite investment in artificial intelligence. https://investors.upwork.com/news-releases/news-release-details/upwork-study-finds-employee-workloads-rising-despite-increased-c. Zugegriffen: 3. März 2025

Weiterführende Nachweise

blog-zukunft-der-arbeit.de https://www.blog-zukunft-der-arbeit.de/. Zugegriffen: 3. März 2025

Human Friendly Automation https://de.humanfriendlyautomation.com/hfaday25. Zugegriffen: 3. März 2025

Künstliche Intelligenz als strategische Führungsaufgabe

Rahild Neuburger

Inhaltsverzeichnis

21.1 Einführung: KI als neues Element in der Arbeitswelt – 285

21.2 Künstliche Intelligenz – Ausprägungen, Potenziale und Grenzen – 285
21.2.1 Ausprägungen der künstlichen Intelligenz – 285
21.2.2 Potenziale und Grenzen des Einsatzes künstlicher Intelligenz in Organisationen – 287

21.3 Gesundheitliche Folgen der künstlichen Intelligenz für Beschäftigte – 288

21.4 Künstliche Intelligenz für Führungsaufgaben – 290
21.4.1 Administrative Führungsaufgaben – 290
21.4.2 Strategische und organisationale Führungsaufgaben – 291
21.4.3 Personalführung und HR – 291
21.4.4 Selbstführung – 291

21.5 Gestaltung und Steuerung der Implementierung von KI – 292
21.5.1 Planung: Prüfung konkreter Einsatzfelder – 292
21.5.2 Einführung von KI – 294
21.5.3 Verstetigung der KI-unterstützen Arbeitswelt – 296

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_21

21.6 Zusammenfassung: Führung mit KI und Führung der KI – 297

Literatur – 298

Zusammenfassung

KI (Künstliche Intelligenz) stellt ein neues Element in der Arbeitswelt dar, das als lernendes System Prozesse und Aufgaben verändert. KI-Anwendungen können repetitive Aufgaben übernehmen, in einem gewissen Rahmen datenbasiert Entscheidungen treffen und als Dialogpartner fungieren. In der Folge lassen sich in Unternehmen immer mehr KI-Anwendungen als Assistenz- und Kommunikationstool nutzen. Typische Einsatzfelder sind kognitive und manuelle Arbeitsprozesse sowie individuelles Selbstmanagement und persönliche Weiterentwicklung. Als strategische Führungsaufgabe lassen sich KI-Systeme zum einen zur Unterstützung der täglichen Führungsarbeit nutzen, zum anderen geht es um die Implementierung geeigneter KI-Anwendungen im Unternehmen. Voraussetzung hierfür ist, Einsatzfelder mit Mehrwert zu definieren, Kompetenzen aufzubauen und den Implementierungsprozess organisatorisch, technisch und rechtlich zu gestalten. Ziel ist dabei, die Stärken von Mensch und KI im Sinne einer Co-Intelligenz sinnvoll zu integrieren, die Implikationen von mentaler und physischer Gesundheit von Anfang an zu berücksichtigen und KI als Hebel für qualitativ hochwertigere Arbeit zu sehen.

21.1 Einführung: KI als neues Element in der Arbeitswelt

KI (Künstliche Intelligenz) stellt ein neues Element in der Arbeitswelt dar, das als lernendes System Prozesse und Aufgaben verändert. Im Unterschied zu klassischen analogen und digitalen Werkzeugen kann KI kognitive und repetitive Aufgaben übernehmen, in einem gewissen Rahmen datenbasiert Entscheidungen treffen sowie als Dialogpartner fungieren. Immer mehr KI-Anwendungen lassen sich als Assistenz- und Kommunikationstool in vielen Einsatzbereichen nutzen. Die Grenzen zwischen reiner Nutzung als Tool – wie wir es von klassischen Werkzeugen wie einem Hammer oder einem PC kennen – und Interaktion sind fließend. So kann KI beispielsweise nicht nur große Datenmengen analysieren oder Muster und Trends erkunden. KI-Chatbots können auch helfen, sich für Gespräche mit Kunden oder Mitarbeitende vorzubereiten, über bestimmte Sachverhalte im Dialog zu informieren oder zu lernen. In der Folge entstehen enorme Potenziale für einen produktiven und nützlichen Einsatz der KI in Organisationen. Dieser ist jedoch kein „Selbstläufer", sondern stellt eine strategische Führungsaufgabe dar. Dies umso mehr, da sich im Unterschied zur Einführung klassischer Technologien Fragen, wie Aufgaben und Verantwortung geteilt werden, anders stellen und KI wie jede Technologie zu einer Verbesserung oder Verschlechterung der Arbeitsbedingungen führen kann. Diesen Prozess der Implementierung zu planen und zu steuern sowie den Einsatz der KI in Organisationen zu begleiten ist somit eine strategische Führungsaufgabe, auf die im vorliegenden Beitrag nach einer kurzen Einführung in die verschiedenen Arten der KI und die wichtigsten Potenziale näher eingegangen wird.

21.2 Künstliche Intelligenz – Ausprägungen, Potenziale und Grenzen

21.2.1 Ausprägungen der künstlichen Intelligenz

KI bezeichnet den Bereich der Informatik, der sich mit der Entwicklung von Algorithmen und Systemen befasst, die kognitive Funktionen ausführen, die normalerweise mit menschlicher Intelligenz assoziiert werden. Hierzu zählen Lernen, Problemlösung und Entscheidungsfindung (Russell und Norvig 2021). KI basiert dabei auf Methoden wie bspw. **maschinelles Lernen**, **neuronale Netzwerke** und **symbolische Logik**, mit dem Ziel, Muster zu erkennen, Vorhersagen zu treffen und autonome Entscheidungen zu ermöglichen (Goodfellow et al. 2016). KI umfasst damit ein breites Feld von verschiedenen Technologien und

Funktionalitäten, die zu unterschiedlichen Einsatzmöglichkeiten führen. In der Folge existiert eine Vielzahl von Anwendungen, die sich je nach zugrunde liegenden Kriterien unterschiedlich klassifizieren lassen.

Mit Blick auf das Kriterium „Leistungsfähigkeit" wird die schwache KI von der starken KI unterschieden (Russell und Norvig 2021; Searle 1980). Als **schwache KI** zählen spezialisierte Systeme, die bestimmte Aufgaben ausführen können und dabei programmierten Regeln folgen oder Muster optimieren. **Starke KI** hingegen kann selbstständig lernen, denken und Probleme lösen, da sie über ein Bewusstsein verfügt, das mit menschlicher Intelligenz vergleichbar ist. Gegenwärtig diskutierte Anwendungen sind eher der schwachen KI zuzuordnen.

Nach „Funktionsweise" unterschieden werden regelbasierte KI, maschinelles Lernen und Deep Learning (Goodfellow et al. 2016). **Regelbasierte KI** beruht auf festen Regeln und Entscheidungsbäumen. Hierzu zählen bspw. die schon seit vielen Jahren diskutierten Expertensysteme. Durch **maschinelles Lernen** werden mit Hilfe statistischer Methoden Muster aus existierenden Datenbeständen erkannt und iterativ verbessert. Das **Deep Learning** nutzt künstliche neuronale Netzwerke, um komplexe Muster und Strukturen in Daten zu lernen. Somit ist es die Basis für Bild- und Spracherkennung sowie für natürliche Sprachverarbeitung.

Für die Implementierung der KI in Organisationen insbesondere relevant ist die Unterscheidung in diskriminative, generative und intentionale KI (Dahm und Zehnder 2023; Feuerriegel et al. 2023). Im Unterschied zur **diskriminativen KI**, deren Stärke in der Analyse, Klassifikation und Interpretation existierender Daten liegt, erstellt **generative KI** neue Inhalte wie z. B. Texte, Bilder oder auch Programm-Codes. Programme wie ChatGPT, DALL-E, Copilot oder auch ALPHA-Code sind typische Beispiele. Im Vergleich zu diskriminativer KI ist generative KI breiter anwendbar, da sie z. B. durch die individuelle Aufbereitung von Lerninhalten menschliches Lernen unterstützen, durch neue Ideen und Inhalte Kreativität und Innovation stärken oder durch einfachen Zugang und Nutzung KI insgesamt demokratisieren kann (Krakowski 2025). Eine neue Entwicklung ist die gegenwärtig vermehrt zu beobachtende Herausbildung von **KI-Agenten**, die ganze Aufgabenstellungen oder Prozesse im Auftrag der Nutzer durchführen können und dabei auch selbst entscheiden, welche (Teil-)Aufgaben als Nächstes zu erledigen sind. Hierunter zählende Systeme können nicht nur Muster erkennen oder neue Inhalte generieren (z. B. o. V. 2024). Sie nutzen zudem maschinelle Lernverfahren, um sich an neue Daten anzupassen, ihre Reaktionen zu verbessern und die Ergebnisse zu optimieren. Ob KI-Agenten tatsächlich als **intentionale KI** einzuordnen sind, wird unterschiedlich diskutiert und hängt von der zugrunde liegenden Perspektive ab (Russell und Norvig 2021; Searle 1980). Philosophisch betrachtet basiert Intentionalität auf einem subjektiven Bewusstsein und Zielorientierung. Danach können Maschinen zumindest in dem derzeit zu beobachtenden Entwicklungsstand keine echte Intentionalität besitzen, sondern lediglich scheinbare Intentionalität zeigen. So antwortet ein Chatbot einem Nutzer, als hätte es Verständnis für das Gespräch, obwohl er lediglich statistische Wahrscheinlichkeiten nutzt. In der KI-Forschung wird Intentionalität dagegen oft als Form der Zielverfolgung verstanden. Dies trifft für KI-Agenten zu, denn diese können Ziele verfolgen und Entscheidungen treffen. Dabei haben sie keine eigenen Absichten, sondern optimieren eine vorgegebene Zielfunktion. Auch können sie so programmiert sein, dass sie in einem bestimmten Rahmen autonom agieren, was aber auf vordefinierten Regeln oder maschinellem Lernen basiert, nicht auf intrinsischer Motivation. Gerade für die Einführung der KI in Organisationen ist dieser Aspekt relevant, da häufig nicht transparent ist, was KI wirklich kann und was sie nicht kann, wodurch Bedenken und Ängste bei Mitarbeitenden entstehen können.

Nach Funktionalität und Einsatzbereich lassen sich schließlich analytische KI, interak-

tive KI und autonome KI unterscheiden (Scherer und Candrian 2023). **Analytische KI** dient der Mustererkennung und Vorhersage auf der Basis von Datenanalyse, Statistik und Maschine Learning. Einsatzbereiche sind Betrugserkennung in Banken, Optimierung oder Predictive Analytics. **Interaktive KI** wie Sprachassistenten und Chatbots kommuniziert mit Menschen oder anderen Systemen, z. B. über Sprache oder Texte. **Autonome KI** handelt weitgehend eigenständig und ist in der Lage, Entscheidungen ohne menschliche Eingriffe zu treffen. Typische Beispiele sind autonome Fahrzeuge oder Robotik in Produktion oder Logistik.

Das breite Spektrum an KI-Technologien führt in Organisationen zu einer Vielzahl nützlicher KI-Anwendungen, die sowohl die tägliche Arbeit der Führungskräfte (vgl. ▶ Abschn. 21.3) wie auch jede Abteilung, jeden Funktionsbereich, jedes Team und jeden Arbeitsplatz nachhaltig unterstützen können. Voraussetzung hierfür ist die zielorientierte Initiierung und Steuerung der Implementierung von KI-Anwendungen in der Organisation (vgl. ▶ Abschn. 21.4).

21.2.2 Potenziale und Grenzen des Einsatzes künstlicher Intelligenz in Organisationen

Je nachdem, welche Form der KI zum Einsatz kommt, liegen die wesentlichen Potenziale für Organisationen v. a. in den Funktionalitäten Analyse, Dialog, Prozessunterstützung und Inhaltserstellung (vgl. ◘ Tab. 21.1). In der Folge entlastet KI von Routinetätigkeiten, erweitert die Kompetenzen der Nutzenden und hebt Arbeit auf ein höheres qualitatives Niveau.

In Organisationen profitieren davon insbesondere:

- **Kognitive Arbeitsprozesse** z. B. in der Wissensarbeit sowie bei Verwaltungs- und Bürotätigkeiten
- **Manuelle Arbeitsprozesse** z. B. in Transport und Produktion
- **Selbstmanagement** z. B. bei der individuellen Arbeitsorganisation, Lernen, persönlicher Weiterentwicklung, Kommunikation sowie dem Erhalt der physischen und mentalen **Gesundheit**.

Ziel sollte jeweils ein, die Stärken von „Mensch und KI“ im Sinne einer **Co-Intelligenz** (Mollick 2024) sinnvoll zu kombinieren. KI ist sehr gut in der Beherrschung der Komplexität großer Datenmengen. Dagegen

◘ **Tab. 21.1** Potenziale der KI für Organisationen

Funktionalität	Potenziale
Analyse	Analyse großer Datenmengen; Identifizierung von Mustern und Trends; Recherche, Klassifikation und Katalogisierung von Daten
Dialog	Dialog- und Kommunikationspartner für unterschiedliche Anwendungen (einfache Rückfragen, individuelles Lernen oder Beratung und Coaching)
Prozessunterstützung	Weitgehend selbstständige Durchführung ganzheitlicher kognitiver und manueller Prozesse insbesondere durch KI-Agenten oder autonome Systeme
Inhalterstellung	Generierung neuer Texte, Bilder, Zusammenfassungen, Filme oder Programm-Codes sowie Übersetzung in andere Sprachen oder leichte Sprache

Abb. 21.1 Unterschiedliche Stärken von Menschen und von KI in Abhängigkeit typischer Aufgabenmerkmale. (In Anlehnung an Neuburger und Fiedler 2020)

können Menschen sofort den jeweiligen situativen Kontext erfassen sowie schnell und problemorientiert agieren (Neuburger und Fiedler 2020). So ist ein autonomes Fahrzeug in der Lage, auf einer infrastrukturell ausgerüsteten Teststrecke zu fahren, da es sowohl die Datenkomplexität in dieser Situation erfassen und verarbeiten kann als auch die Kontextkomplexität innerhalb dieses begrenzten Raums an Möglichkeiten beherrscht. In einer x-beliebigen Innenstadt bleibt es dagegen sofort stehen, da es die dort gegebene Komplexität des nicht planbaren Umfeldes (Fußgänger, Radfahrer, andere Autos etc.) nicht beherrschen kann und diese Komplexität auch nur schwer in Daten abgebildet werden kann. Aus dieser Differenzierung in die Beherrschung der Komplexität von Daten (KI) und Umwelt (Mensch) resultieren nun konkrete Anhaltspunkte für eine sinnvolle und stärkenorientierte Aufgabenteilung zwischen KI und Beschäftigten in Organisationen (vgl. Abb. 21.1).

KI eignet sich v. a. für die Durchführung planbarer, strukturierter Aufgaben mit hoher Datenkomplexität, etwa kognitive Routineaufgaben. Menschen hingegen sollten sich v. a. auf die Durchführung weniger planbarer und strukturierter Aufgaben mit hoher Kontextkomplexität konzentrieren. Dazwischen zeigt sich ein breites Spektrum an Aufgaben, die sich durch eine sinnvolle Symbiose menschlicher Stärken und KI durchführen lassen.

21.3 Gesundheitliche Folgen der künstlichen Intelligenz für Beschäftigte

Bei allen positiven Effekten, die der Einsatz der KI für die Organisationen und Beschäftigte zweifelsohne hat, sind die Auswirkungen der KI auf die physische und mentale Gesundheit nicht zu unterschätzen[1] und möglicherweise auch noch gar nicht in ihrer Tragweite absehbar. Zwar können KI-Systeme im Arbeitsalltag zu Zeitersparnissen und einer Erleichterung des Arbeitslebens führen und damit positiv auf mentale und physische Gesundheit wirken. Gleichzeitig entstehen neuartige **Ängste** oder belastende **mentale Situationen** wie z. B.

1 Lt. einer aktuellen Studie von Accenture sind 60 % der Arbeitnehmer besorgt über Arbeitsplatzverlust, Stress und Burnout. Vgl. Accenture 2024.

- Arbeitsplatzunsicherheit aufgrund der Angst, durch KI substituiert zu werden
- Wahrgenommene höhere Arbeitsdruck und höhere Arbeitsbelastung, wenn Aufgaben durch KI-Systeme schneller erledigt werden können[2]
- Erhöhte Anforderungen seitens der Führungskräfte im Zuge der Nutzung der KI am Arbeitsplatz[3]
- Verlust der Kontrolle über die Arbeit, wenn KI-Anwendungen Arbeitsprozesse steuern und verantworten
- Entfremdung und Isolation, wenn Interaktion und Kommunikation zunehmend mit KI-Systemen erfolgt
- Verlust an Selbstvertrauen in die eigenen Fähigkeiten und Entscheidungen, wenn KI-basierte Systeme Prozesse autonom durchführen
- Druck z. B. aufgrund permanenter Erreichbarkeit oder ständig erforderlicher Anpassungen im Zuge der schnellen technologischen Neuerungen und der sich ständig weiterentwickelnden KI-Systeme
- Überwachung durch z. B. People Analytics, insbesondere in der Logistik oder im Call-Center
- Fehlende Kompetenzen für den zielorientierten Einsatz der KI[4]
- Konkurrenzängste, wenn direkte Kolleginnen und Kollegen KI-Systeme anders oder intensiver nutzen

Aber auch bzgl. **physischer Gesundheit** sind die Auswirkungen der KI differenziert zu betrachten. So können ergonomische Assistenzsysteme wie z. B. der Einsatz von Exoskeletten oder smarten Assistenzrobotern in der Produktion oder Logistik körperlich belastende Arbeiten reduzieren und das Unfallrisiko vermindern. Beispiele hierfür gibt es insbesondere im Bereich der Industrie, wenn körperlich schwere Tätigkeiten z. B. in der Stahlindustrie mehr und mehr von Robotern übernommen werden können. Gleichzeitig erhöhen Bewegungsmangel im Zuge der KI-gestützten Tätigkeiten, durch Ängste hervorgerufene kognitive Stresssituationen oder auch monotone Rest-Tätigkeiten infolge des Einsatzes von automatisierten Systemen das Risiko physischer gesundheitlicher Probleme.

Angesichts dessen sind die Auswirkungen der KI auf Mitarbeitende immer ganzheitlich zu betrachten. Ziel sollte nicht nur sein, die KI zur effizienteren Aufgabenbewältigung einzusetzen. Vielmehr sollte es immer auch um die Frage gehen, welche Implikationen sich hieraus auf die mentale und physische Gesundheit ergeben und wie KI zu ihrer Verbesserung und Sicherstellung eingesetzt werden kann. Dies umso mehr, da der Einsatz der KI von Führungskräften und Mitarbeitenden durchaus differenziert bewertet wird. So gehen laut einer Studie 96 % der Führungskräfte von einer erhöhten Produktivität aus, während 77 % der Mitarbeitenden berichten, die Arbeitsbelastung habe zugenommen (Monahan und Burlacu 2024).

Zur Verbesserung der Arbeitsqualität und zur Förderung mentaler und physischer Gesundheit in einer KI-basierten Arbeitswelt bietet sich neben Selbstführung (siehe ▶ Abschn. 21.3) und Gestaltung der Implementierung (siehe ▶ Abschn. 21.4) insbesondere die Nutzung von KI-Tools an. So helfen KI-Anwendungen, erste Anzeichen von Überarbeitung, Arbeitsverdichtung oder Burnout zu erkennen, unterstützen persönliche Gespräche bei der Suche nach Lösungen oder fungieren als erste Ansprechpartner bei psychischen Problemen. Dies kann durchaus sinnvoll sein, denn 56 % der deutschen Arbeitnehmerinnen und Arbeitnehmer würden lieber mit einem KI-gestützten System über

2 So geben laut einer Studie des Instituts Walr 77 % der Befragten an, dass sich durch KI ihre Arbeitsbelastung erhöht hat, da sie mehr Zeit für das Erlernen der Tools und mit der Prüfung der Inhalte aufbringen müssen, vgl. Monahan und Burlacu 2024.

3 Laut derselben Studie haben 81 % der Führungskräfte die Anforderungen an die Mitarbeitenden erhöht; 65 % kämpfen mit den Produktivitätsanforderungen der Arbeitgeber; vgl. Monahan und Burlacu 2024.

4 So wissen laut derselben Studie 47 % der Mitarbeitenden nicht, wie sie die erwarteten Produktivitätssteigerungen erreichen können; vgl. Monahan und Burlacu 2024.

Stress und Angst am Arbeitsplatz kommunizieren als mit ihrem Vorgesetzten. Vorteile sehen sie v. a. in einer urteilsfreien Beratung, unvoreingenommenen Gesprächen und schnellen Antwortzeiten auf gesundheitsbezogene Fragen (Oracle 2020). Vor dem Hintergrund derartiger Studien stellt sich die Frage, wie sich im Sinne der oben angesprochenen Co-Intelligenz zwischen Mensch und KI direkte Kommunikationsprozesse anders gestalten lassen, um Mitarbeitende besser erreichen zu können. Denkbar ist beispielsweise der Einsatz von Chatbots zur psychosozialen Unterstützung, die KI-basierte Erstellung individueller Gesundheits- und Wellnespläne oder auch KI-unterstützte Schulungsprogramme zur Förderung von Resilienz, Stressbewältigung oder Achtsamkeit (Garcia-Madurga et al. 2024).

Insgesamt wird deutlich: Der Einsatz der KI am Arbeitsplatz kann zu einer Steigerung der mentalen und physischen Gesundheit, aber auch zu deren Verschlechterung führen. Gleichzeitig bieten KI-unterstützte Tools vielversprechende Möglichkeiten, psychische und physische Gesundheit und Wohlbefinden durch Monitoring, personalisierte Interventionen und Training zu verbessern. Dies ist allerdings nicht unproblematisch: Zum einen greifen insbesondere individualisierte Tools auf personenbezogene Daten zurück, zum anderen sind die Grenzen zwischen positiven Effekten und Überwachung oft nicht trennscharf. So könnte dasselbe KI-Tool helfen, das Risiko einer Überlastung rechtzeitig zu erkennen, oder aber als Kontrollinstrument eingesetzt werden. Insofern ergeben sich gerade in Bezug auf den Einsatz der KI zur Unterstützung der mentalen und physischen Gesundheit noch viele offene Forschungsfelder, wie z. B. der Umgang mit dem Spannungsfeld zwischen echtem Nutzen und Überwachung, Datenschutz, Ethik und letztlich auch der langfristigen Wirksamkeit. Indirekt unterstützen können Führungskräfte die Verbesserung insbesondere der mentalen Gesundheit der Mitarbeitenden, indem sie mit Unterstützung der KI einen bewusst wertschätzenden Führungsstil entwickeln (Fessler 2023) oder aber auch, indem sie Mitarbeitende zur Selbstführung motivieren, damit diese sich eigenverantwortlich um ihre Gesundheit kümmern können (vgl. ▶ Abschn. 21.4).

21.4 Künstliche Intelligenz für Führungsaufgaben

Je höher die Komplexität der Führungsaufgaben generell wird und je mehr Raum dabei auch Fragen der physischen und mentalen Gesundheit in Organisationen einnehmen, desto wichtiger wird es, KI zur Unterstützung einzusetzen, um zeitliche Freiräume zu generieren. Die Potenziale zur Unterstützung der täglichen Führungsarbeit, die im Folgenden in administrative und strategische/organisationale Führungsaufgaben sowie Personal- und Selbstführung differenziert wird, sind immens (Stowasser und Neuburger 2022; Neuburger 2024).

21.4.1 Administrative Führungsaufgaben

Mehr und mehr alltägliche Führungsarbeiten lassen sich durch KI-Tools durchführen:

- Administrative **Koordinations- und Kontrollaufgaben**
  Durch oder mit KI-Tools lassen sich z. B. Meetings planen und koordinieren, automatisiert Protokolle erstellen, E-Mails effizient organisieren und automatisch beantworten oder auch andere Kommunikations- und Abstimmungsprozesse durchführen.
- Delegation an KI bzw. Unterstützung durch KI bei **kognitiven Routineaufgaben**
  Zu ihnen zählen z. B. datengesteuerte Entscheidungen, die Unterstützung bei der Suche nach kreativen Ideen und Lösungen, die Erstellung von Umsatzprognosen oder auch die Planung und Entscheidungen zur Budgetierung.
- **Planung und Analyse**
  Konkrete Beispiele sind Datenanalysen, Prognosetools oder auch Tools zur Verbesserung und Optimierung.

Letztlich ist die individualisierte und aufgabenbezogene Konfiguration einer **persönlichen KI-Assistenz** möglich, die sich aufgrund ihrer Lernfähigkeit kontinuierlich weiterentwickelt und an die Bedürfnisse der Führungskräfte anpasst (Maharaj et al. 2024). Die dadurch erzielbaren – insbesondere zeitlichen – Effizienzgewinne sind enorm. So lassen sich z. B. bei typischen administrativen Tätigkeiten wie Schreiben einer E-Mail, Zusammenfassung von Mails und Texten, Erstellen von Instruktionen für einfache Aufgaben oder Erstellung einer Präsentation Zeitersparnisse von 1 h/Woche bis zu 8 h/Woche oder mehr erzielen (Freeman et al. 2024). Laut einer anderen Studie konnten Kundendienst-Mitarbeitende mit KI-Assistenz insgesamt 15 % mehr Fälle pro Stunde lösen (Brynjolfsson et al. 2024). Je mehr die KI-Assistenz auf die Bedürfnisse des Nutzenden zugeschnitten ist und je besser sie lernt, desto höher sind Zeitersparnisse und Produktivitätseffekte. Hinzu kommt sicherlich der nicht unwesentliche positive Faktor, dass sich die Mitarbeitenden um monotone Tätigkeiten nicht mehr kümmern müssen, wenn der persönliche KI-Assistent sie übernimmt.

21.4.2 Strategische und organisationale Führungsaufgaben

In strategischer Hinsicht können KI-Tools helfen, Geschäftsmodelle weiterzuentwickeln, innovative Ideen für neue Services, Leistungen oder organisationsinterne Prozessverbesserungen zu generieren oder auch kundenorientierte Marketing-Strategien zu entwickeln. Aufgaben der organisationalen Führung unterstützen KI-Anwendungen z. B. bei der Personaleinsatzplanung, der Zusammenstellung von Teams, der Erstellung von Arbeits- oder Schichtplänen oder auch bei der Planung und Abstimmung von Projektaufgaben oder Projektplänen.

21.4.3 Personalführung und HR

Viele KI-Anwendungen unterstützen Recruiting, Onboarding oder Personaleinsatzplanung. Diskriminative KI hilft z. B. durch das Screening von Lebensläufen oder die Analyse von Interviews, schneller HR-Vorentscheidungen zu treffen. Mit Hilfe generativer KI lassen sich beispielsweise schneller HR-bezogene Inhalte erstellen (Andrieux et al. 2024). Ein typisches Beispiel ist die zielgruppenorientierte Erstellung von Onboarding-Unterlagen in verschiedenen Sprachen oder auch die Generierung und Aktualisierung von Informationen für die Mitarbeitenden, die diese per Chatbot abrufen können. Zeitlich hieraus entstehende Freiräume lassen sich für direkte Mitarbeiterführung und strategisch wichtige Personalaufgaben nutzen. Zu diesen zählen z. B. Kompetenzentwicklung, Talent Management oder auch organisationsinternes Wissensmanagement zur Vorbeugung des Fachkräftemangels. Zeitliche Freiräume lassen sich jedoch auch gezielt dazu nutzen, Maßnahmen zur Stärkung der physischen und mentalen Gesundheit der Mitarbeitenden – wie oben skizziert – zu entwickeln und durchzuführen.

21.4.4 Selbstführung

KI-Anwendungen können Führungskräfte und jeden einzelnen Mitarbeitenden bei **Selbstorganisation** und **Selbstmanagement** unterstützen. In Zeiten flexibler Arbeitsformen und komplexer Aufgaben wird dies auch unabhängig von KI immer relevanter, gewinnt durch KI und die skizzierten Implikationen für mentale und physische Gesundheit aber nochmals an Relevanz. KI-Anwendungen können das persönliche Zeit- und Aufgabenmanagement unterstützen, vor Überforderung warnen oder als Coach für Selbstfürsorge und Selbstreflexion genutzt werden. Beispiele sind das Trai-

nieren schwieriger Gesprächssituationen oder auch das Erlernen von Kompetenzen wie z. B. Resilienz. KI-basierte individualisierte Empfehlungen zur Verbesserung der körperlichen und mentalen Gesundheit am Arbeitsplatz oder durch Chatbots bereitgestellte Tipps zu Stressmanagement, Ergonomie und Fitness unterstützen zusätzlich. Der gezielte Einsatz derartiger Tools unter Beachtung rechtlicher Vorgaben kann ein wichtiger Beitrag zur **Gesundheitsvorsorge** in der Organisation sein.

21.5 Gestaltung und Steuerung der Implementierung von KI

Voraussetzung dafür, dass mögliche positive Effekte wie Produktivitätserhöhung, Arbeitserleichterung, kreative Unterstützung oder die Förderung der mentalen und physischen Gesundheit auch eintreten, ist eine ganzheitliche Herangehensweise. Ein punktueller KI-Einsatz etwa nur zur Unterstützung der eigenen Führungstätigkeiten kann mitunter sinnvoll sein, lässt jedoch darüberhinausgehende Potenziale unberücksichtigt (Liebermeister 2024). Vielmehr sollte KI als Teil eines umfassenden **Transformationsprozesses** gesehen werden, für den übergreifende Ziele zu klären sowie interne KI-Kompetenzen und Zuständigkeiten aufzubauen sind. Ausgehend davon lässt sich die Implementierung gezielter KI-Tools schrittweise steuern. Im Vordergrund steht dabei nicht die Einführung eines neuen technischen Tools wie z. B. ein IT-System zur effizienteren Durchführung von Prozessen und Aufgaben. Ziel ist es vielmehr, Arbeitsteilung und Zuordnung von Verantwortung auf Menschen und KI-basierte Systeme im Sinne einer stärkenbasierten Co-Intelligenz zu gestalten.

21.5.1 Planung: Prüfung konkreter Einsatzfelder

Ziel der Planungsphase ist, konkrete Einsatzfelder in der Organisation (organisationsübergreifend, Team, Arbeitsplatz, Kundensicht) zu eruieren, bei denen KI zu einem Mehrwert führen kann (vgl. ◘ Abb. 21.2). Prinzipiell kann dieser Mehrwert in der Erhöhung von **Effizienz** (z. B. durch Rationalisierung), **Performance** (z. B. durch bessere Kundenservices) oder **Arbeitsqualität** (z. B. durch individualisierte Unterstützung) liegen. So lassen sich durch KI-Anwendungen beispielsweise

- existierende Probleme besser oder anders lösen,
- Routinetätigkeiten reduzieren,
- die Produktivität im Team oder Arbeitsplatz erhöhen,
- Prozesse neu organisieren,
- innovative Ideen generieren oder Produkte und Geschäftsmodelle weiterentwickeln,
- Kundenservice und Kundenansprache verbessern,
- die Zusammenarbeit im Team oder unter den Mitarbeitenden verbessern und
- die Arbeitsqualität und damit die mentale sowie physische Gesundheit der Beschäftigten stärken.

Organisationsübergreifend lassen sich möglicherweise bestimmte Aufgaben KI-basiert in der Organisation effizienter durchführen als durch die Vergabe an externe Dienstleister wie Juristen oder Werbeagenturen. Beispiele sind die Prüfung von Verträgen oder auch die Erstellung von Werbeanzeigen, Social-Media-Posts, Übersetzungen, Werbefilme etc. Eingrenzbare, wenig komplexe Teilaufgaben sind so schneller und effizienter zu bewältigen.

Auf **Teamebene** erlaubt KI zunächst die problem- und kompetenzorientierte Konfiguration der Teammitglieder, um gewünschte Kompetenzen zusammenzubringen und mehr Diversität in Teams zu fördern. In der täglichen Teamarbeit lassen sich dann administrative Aufgaben wie Terminmanagement, Protokollführung, Aufgabenüberwachung oder Zusammenfassung von Texten effizienter durchführen. Dadurch fallen ohnehin häufig unbeliebte Tätigkeiten weg, sodass mehr Raum für den persönlichen Austausch, Kreativität und die Entwicklung innovativer Ideen entsteht.

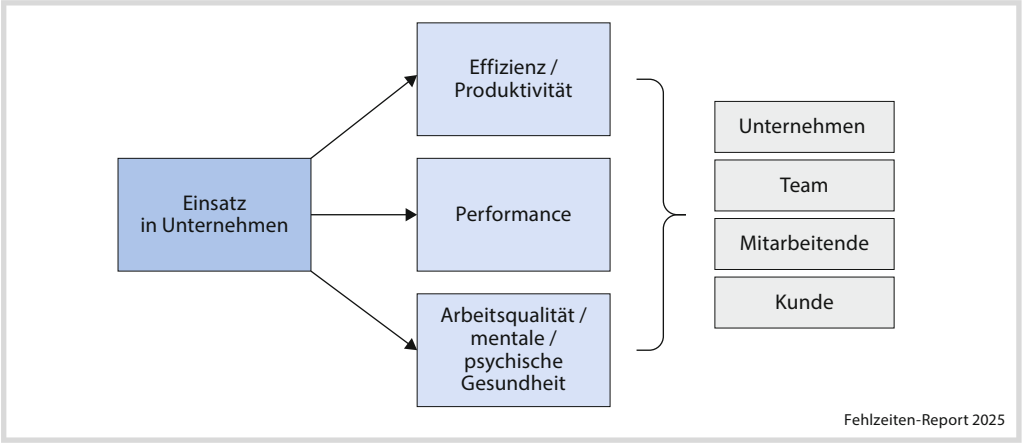


Abb. 21.2 Mehrwert durch KI in Organisationen. (MÜNCHNER KREIS 2023)

Auch hier kann KI durch eine verbesserte Datengrundlage oder geeignete Kreativitätsmethoden assistieren. Durch Sprachsysteme können zudem Mitarbeitende mit unterschiedlichen Sprachkenntnissen oder fachlichen/kognitiven Kompetenzen besser in die Teamarbeit integriert werden, wenn KI-basierte Tools Simultanübersetzungen vornehmen oder Sachverhalte nutzerfreundlich bzw. in leichter Sprache erklären. Dies eröffnet Chancen für qualifiziertere Arbeit, erleichtert die internationale Teamarbeit und stärkt Diversität, Wissensbasis und Innovationskraft.

Auf die Potenziale der KI für das einzelne Individuum am **Arbeitsplatz** sowie zur Stärkung der mentalen und physischen Gesundheit wurde schon hingewiesen. Administrative Tätigkeiten lassen sich auf KI übertragen oder mit Hilfe der KI effizienter durchführen als ohne KI, sodass zeitliche Freiräume und Chancen für die Auseinandersetzung mit kognitiv anspruchsvollen Aufgaben entstehen. Zudem ist KI als unterstützendes Tool für Selbstreflexion und individualisiertes Lernen prinzipiell von jedem Mitarbeitenden für seine individuellen Bedürfnisse nutzbar.

In Summe sind viele potenzielle Einsatzfelder erkennbar, deren Spektrum sich kontinuierlich erweitert. Dies umso mehr, da ständig neue KI-Anwendungen auf den Markt kommen oder in Organisationen mit Hilfe generativer KI-Tools einfach programmiert werden können. Umso wichtiger ist es, in den definierten Einsatzfeldern konkrete **Use-Cases** zu definieren, für die

- KI-Anwendungen zur Verfügung stehen,
- die Bereitschaft der Mitarbeitenden zur Einführung und Nutzung gegeben ist,
- technische Voraussetzungen wie auch die zum Training und zur Nutzung erforderlichen Daten existieren bzw. bereitgestellt werden können und
- Prozesse angepasst werden können.

Um Einsatzfelder und Use-Cases zu definieren, bieten sich Workshops an, bei denen diejenigen Mitarbeitenden, die direkt betroffen sind und i. d. R. auch über das erforderliche Wissen verfügen, involviert sind und sich v. a. mit drei Fragen auseinandersetzen (Abb. 21.3):

- Welche konkreten Einsatzfelder lassen sich erkennen?
- Worin liegt der Mehrwert? Warum ergibt es Sinn, KI in diesen Einsatzfeldern einzuführen?
- Wie kann die Einführung konkret erfolgen? Welche Mitarbeitende sind betroffen? Welche Prozesse lassen sich mit welchen KI-Systemen unterstützen? Welche Daten sind hierfür erforderlich?

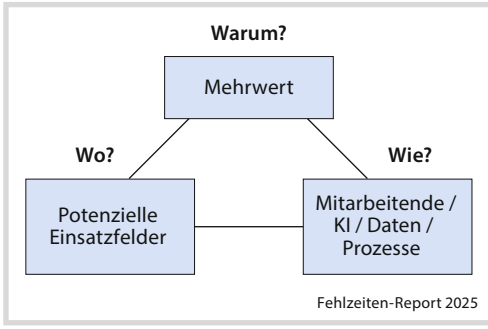


Abb. 21.3 Einsatzfelder, Mehrwert und Prozesse

Die auf der Basis einer näheren Bewertung und Risikoanalyse nochmals priorisierten Use-Cases können dann als Pilotprojekte fungieren oder aber Bausteine einer umfassenden KI-Einführungsstrategie sein.

21.5.2 Einführung von KI

Unabhängig vom konkreten Prozedere stellt die Einführung neuer Technologien in einer Organisation immer einen **Change-Prozess** dar, den es gezielt zu steuern gilt. Dies gilt umso mehr für KI-Systeme, die Ängste bei Beteiligten hervorrufen können. Auf typische, bei Mitarbeitenden entstehende **Ängste** wurde schon in ▶ Abschn. 21.3 hingewiesen. Führungskräfte sehen Gefahren und Risiken v. a. bzgl. Datenschutz, Verlust menschlicher Urteilskraft, höherer Abhängigkeit von Dienstleistern und Integration der KI in Prozesse (Liebermeister 2024). All diese und sicher noch darüberhinausgehende Aspekte sind bei der Gestaltung des Change-Prozesses zu berücksichtigen.

Transparenz und Kommunikation

Ziel ist aufzuzeigen, worin die Potenziale der KI, aber auch die Grenzen liegen. Insbesondere im Zusammenhang mit generativer KI wird häufig auf das Risiko von **Halluzinationen** hingewiesen. Hierunter werden Ergebnisse generativer KI verstanden, die zwar sprachlich durchaus plausibel klingen, aber erfunden sind und nicht auf Fakten basieren. Umso wichtiger ist es, bei der Einführung aufzuzeigen, wie KI auf der Basis von Algorithmen und Daten funktioniert und wie wichtig es ist, die Ausgaben der KI kritisch zu reflektieren. Zudem sollte transparent aufgezeigt werden, welche potenziellen Einsatzfelder in der Organisation sinnvoll erscheinen und wie der gesamte Prozess der Einführung ablaufen soll. Hilfreich kann hier die Formulierung einer Art Leitfaden sein, der die wichtigsten Punkte umfasst und den Mitarbeitenden Orientierung gibt.

Förderung der Akzeptanz und des Selbstvertrauens

Ziel ist, zur Nutzung der KI-Anwendungen zu ermuntern, Vertrauen in die Mitarbeitenden bei der Nutzung aufzubauen und den Austausch zwischen den Mitarbeitenden bei Einführung und Nutzung zu fördern. Unterstützen können hierbei regelmäßige Treffen zum Erfahrungsaustausch während der Einführung oder auch die Etablierung geschützter **Experimentierräume**, um auszuprobieren, aus Irrtümern zu lernen und im Umgang mit KI Selbstvertrauen zu erlangen. Denn Interaktionen mit KI können das eigene **Selbstvertrauen** reduzieren, wenn KI als eine Technologie wahrgenommen wird, die vermeintlich leistungsfähiger ist. Hier entgegenzuwirken ist enorm wichtig, da letztlich der Mensch mit seiner Reflexionsfähigkeit und seiner Beurteilungskraft in der Interaktion mit KI eine zentrale Rolle übernimmt.

Implementierung

Stehen Use-Cases fest, ist organisatorisch zunächst die zukünftige Arbeitsteilung zwischen Mensch und KI zu gestalten. Welche Teilaufgaben übernimmt die KI, bei welchen Teilaufgaben wird KI zur Unterstützung eingesetzt und welche Teilaufgaben verbleiben beim Beschäftigten? Implizit schließt dies auch die Frage mit ein, wie Entscheidungsprozesse und Verantwortung zwischen Mensch und KI aufgeteilt werden. Vor dem Hintergrund der oben erläuterten Stärken der „Zusammenarbeit“ von Mensch und KI entsteht die Chance, Aufgaben

und Prozesse neu und v. a. kompetenzorientiert auszurichten. Technisch geht es um die Realisierung der erforderlichen Infrastruktur, wozu insbesondere die Implementierung der notwendigen Schnittstellen, sicherheitstechnische Voraussetzungen sowie Regelungen zum Zugriff auf Daten gehören. Schließlich sind relevante rechtliche Vorgaben z. B. aus dem Betriebsverfassungsgesetz, den Datenschutzbestimmungen (DSGVO) oder dem EU AI Act (2024) zu berücksichtigen. Letzteres betrifft insbesondere Anwendungen im HR-Bereich (Kock 2024). Insbesondere Bedenken hinsichtlich **Privacy** und Überwachung, wie sie im Zuge klassischer HR-Tools, aber auch bzgl. des Einsatzes der KI zur Stärkung mentaler und physischer Gesundheit aufkommen können, sind hier unbedingt zu berücksichtigen.

Kompetenzen

Je mehr die KI einzelne Tätigkeiten übernimmt bzw. verändert, desto wichtiger sind Maßnahmen des **Upskilling** – d. h. welche Kompetenzen sind mittel- bis langfristig bzw. im Zuge der neuen Aufgaben- und Verantwortungsteilung notwendig – aber auch des **Reskillings**, d. h. welche Kompetenzen werden nicht mehr benötigt. Denn historisch betrachtet führt jede neue Technologie dazu, dass neue Kompetenzen wichtiger werden, andere dagegen an Relevanz verlieren. Zunehmend relevante Kompetenzen sind die schon angesprochene Fähigkeit zur Selbstführung sowie **Mensch-Maschine-Interaktionskompetenzen** (vgl. Abb. 21.4). Zu ihnen zählen neben grundlegendem Anwendungswissen insbesondere das Prompten, d. h. das Formulieren ziel- und aufgabenorientierter Befehle sowie das Reflektieren der Ergebnisse. Letztlich handelt es sich um eine neue Dimension der **Delegation**, die sich nicht an Menschen, sondern an Maschinen richtet. Und dies nicht nur von Führungskräften, sondern von jedem, der mit der KI arbeitet. Aufgaben werden an KI delegiert, von KI durchgeführt und im Anschluss von einem Menschen kontrolliert. Diese Form

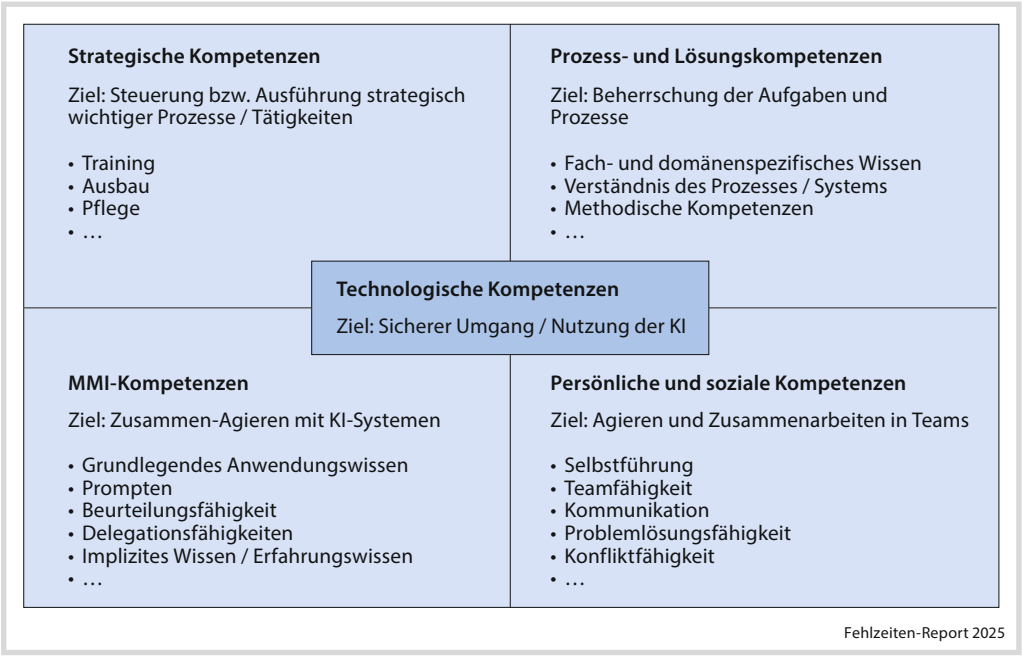


Abb. 21.4 Kompetenzfelder im Überblick. (In Anlehnung an MÜNCHNER KREIS 2020)

der Delegation ist neu und erfordert von jedem, der mit KI zusammenarbeitet, entsprechende Fähigkeiten. Hierzu zählt die Entscheidung, welche Aufgaben ganz oder teilweise an die KI übertragen werden, die Formulierung der hierfür erforderlichen Aufträge an die KI und die Prüfung der Ergebnisse. Voraussetzung hierfür ist neben fachspezifischen Kompetenzen insbesondere implizites Wissen und Erfahrungswissen. Trotz oder gerade aufgrund der Leistungsfähigkeit von KI-Anwendungen ist implizites Wissen sowohl für das Prompten wie auch für die Beurteilung der Ergebnisse immer wichtiger und auch zukünftig in der Organisation aufzubauen und weiterzuentwickeln (Neuburger 2025).

Je mehr KI-Anwendungen Prozesse übernehmen, desto anspruchsvoller werden u. U. die durch Menschen durchgeführten Tätigkeiten, für deren Ausübung fachspezifische, aber auch lösungs- und prozessorientierte Kompetenzen wichtig werden. Auch soziale Kompetenzen wie z. B. **Kommunikation**, **Konfliktfähigkeit** und **Empathie** gewinnen an Bedeutung, wenn KI administrative Prozesse übernimmt und Kommunikation sowie direkte Führung an Relevanz gewinnen. Gleichzeitig werden früher relevante Kompetenzen nicht mehr ausgeübt, sodass sie auf Dauer verlernt werden. Dies ist unproblematisch, solange es sich nicht um strategisch relevante Kompetenzen handelt. Ist dies der Fall, sind diese Kompetenzen auch weiterhin zu trainieren. Beispiel ist die Steuerung einer größeren Produktionsmaschine inklusive Roboter, die durch die KI übernommen wird. Auch wenn die notwendigen Steuerungskompetenzen nicht mehr notwendig sind, sollten sie nicht verlernt werden, um bei einem Ausfall jederzeit die Steuerung der Produktionsmaschine übernehmen zu können. Deutlich wird: Erwerb und Weiterentwicklung von Kompetenzen betrifft alle in der Organisation – Führungskräfte und Mitarbeitende. Aufgabe der Führungskräfte ist es, den Prozess des Kompetenzerwerbs zu steuern und die erforderlichen Freiräume hierfür zu gewähren (Neuburger und Witzel 2021).

21.5.3 Verstetigung der KI-unterstützen Arbeitswelt

Die Einführung KI-basierter Anwendungen mit ihren organisatorischen und personellen Implikationen ist nie abgeschlossen, sondern stellt einen kontinuierlichen Entwicklungsprozess in Organisationen dar. Dies wundert nicht, denn als lernende Systeme verbessern sich KI-Systeme ständig. Hinzu entstehen mehr und weitere KI-Anwendungen. Insofern stellt sich die zugrunde liegende Frage immer wieder aufs Neue: Welche KI-Anwendung kann in welchem Einsatzfeld welchen Mehrwert liefern und was bedeutet dies für eine für die Mitarbeitenden förderliche Gestaltung der zugrunde liegenden organisatorischen Teilung von Aufgaben und Verantwortung. Unterstützen könnte hier der Rückgriff auf die aus dem Kontext von Industrie 4.0 bekannte Kontrastive Aufgabenanalyse (z. B. Dunckel und Pleiss 2017). Auf der Basis vorgegebener Kriterien – den sog. KABA-Kriterien – werden zugrunde liegende Aufgaben systematisch danach bewertet, welche Aufgaben für KI geeignet sind, vom Menschen durchgeführt werden sollten oder in einer sinnvollen Co-Intelligenz gestaltet werden können. Relevante Kriterien im Kontext von KI auf der Basis der KABA-Kriterien könnten beispielsweise sein (vgl. IntAGt o. J.):

- Entscheidungsspielraum: Wie hoch und wie bedeutend für den Einzelnen ist der autonome Handlungsspielraum?
- Kommunikation: Wie intensiv und wie strukturiert ist der Austausch mit anderen Mitarbeitenden oder anderen Stellen?
- Kontakt: Wie ändert sich durch die Nutzung der KI der persönliche oder fachliche Kontakt zu anderen? Welche Konsequenzen hat dies für den Einzelnen?
- Zeitspielraum: Wie flexibel darf die Aufgabenbearbeitung zeitlich gestaltet werden?
- Auftragsvariabilität: Wie abwechslungsreich oder standardisiert sind die Aufgaben?

- Strukturierbarkeit: Wie gut kann der Arbeitsablauf verstanden und eigenständig strukturiert werden?

Um den Spezifika der KI sowie den bisherigen Ausführungen gerecht zu werden, erscheint eine Ergänzung weiterer Kriterien sinnvoll, zu denen beispielsweise zählen könnten:

- Komplexität: Liegt die Komplexität in der Datenanalyse oder in der Erfassung des Kontextes?
- Regelhaftigkeit: Ist die Aufgabe durch klare, formalisierte Regeln lösbar?
- Vorhersehbarkeit: Ist das Ergebnis im Vorfeld bestimmbar?
- Automatisierbarkeit: Lässt sich eine Aufgabe ganz oder teilweise durch Algorithmen lösen?
- Informationsbedarf: Wie hoch sind die erforderlichen Daten zur Lösung des Problems? Sind diese Daten verfügbar?
- Ermessensspielraum: Wie stark ist die Aufgabe von subjektiven Einschätzungen abhängig?
- Kommunikative Anforderungen: Wie stark und wie häufig sind empathische, zwischenmenschliche Interaktionen erforderlich?
- Kreativität und Problemlösung: Ist vertieftes kreatives Denken oder spontane Problemlösung gefragt?
- Verantwortung/ethische Relevanz: Welche Konsequenzen hat die Entscheidung über die Arbeitsteilung zwischen Mensch und KI für die Menschen?
- Sinnstiftung/Identifikationspotenzial: Wie bedeutend ist die Aufgabe bzw. deren Bewältigung für das Selbstverständnis der Mitarbeitenden?

Vor dem Hintergrund der schnellen technologischen Entwicklungen im Bereich von Chatbots und KI-Agenten sind auf der Basis derartiger Kriterien getroffene Entscheidungen über die Arbeitsteilung jedoch nie endgültig, sondern einem ständigen Wandel unterworfen. Umso wichtiger ist es, gegenüber KI-Entwicklungen offen zu sein, um die Potenziale sich weiter entwickelnder KI-Anwendungen und ihre Implikationen für Mitarbeitende und Organisationen erkennen und immer wieder neu bewerten zu können. Zur Recherche und Aufbereitung dieser Informationen lassen sich wiederum KI-Tools einsetzen. Zum anderen können weitere Use-Cases wie oben skizziert implementiert werden. Und schließlich ist die Bereitschaft wichtig, im Dialog mit den Mitarbeitenden zu erkennen, ob und wie KI-Anwendungen unterstützen können, welche Bedenken existieren und wie KI-Tools die mentale und physische Gesundheit fördern können.

21.6 Zusammenfassung: Führung mit KI und Führung der KI

KI entwickelt sich zu einem weitgehend selbstständigen Akteur im Arbeitsprozess, an den Aufgaben teilweise oder ganz übertragen werden und der zunehmend in der Lage ist, eigenständig Aktivitäten durchzuführen bzw. Entscheidungen zu treffen. KI fungiert nicht mehr rein als Tool, sondern als Dialog- und Interaktionspartner. In der Folge erstreckt sich Führung nicht mehr nur auf Mitarbeitende oder menschliche Teams, sondern auch auf KI-Anwendungen oder -Agenten. Bezogen auf Mitarbeitende immer wichtiger werden dabei sicherlich Kommunikation, Empowerment, Motivation und der Aufbau von Vertrauen in KI und in mit KI zusammenarbeitende Kolleginnen und Kollegen. Im Endeffekt bewegt sich in einer KI-basierten Arbeitswelt die Rolle der Führung auf eine neue Stufe. Dies ist eine konsequente Entwicklung: Denn stellt KI ein neuartiges Element im System der Arbeit dar, das zu einer veränderten Teilung von Aufgaben und Verantwortung führt, ist Führung anders gefordert als in der klassischen Arbeitswelt.

21

Literatur

(2024) Die Hauptunterschiede zwischen KI-Agenten und Standard-KI-Automatisierungen verstehen. https://kuenstlich-intelligent.de/de/unterschiede-zwischen-ai-agenten-und-standard-ai-automationen/. Zugegriffen: 15. März 2025

Accenture (2024) Work, workforce, workers – Reinvented in the age of generative AI. https://www.accenture.com/content/dam/accenture/final/accenture-com/document-2/Accenture-Work-Can-Become-Era-Generative-AI.pdf. Zugegriffen: 5. Juli 2025

EU AI Act (2024) https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj. Zugegriffen: 7. Juli 2025

Andrieux P, Johnson RD, Sarabadani J, Van Slyke C (2024) Ethical considerations of generative AI-enabled human resource management. Organ Dyn 53(1):1–9. https://doi.org/10.1016/j.orgdyn.2024.101032

Brynjolfsson E, Li D, Raymond L (2024) Generative AI at work. https://arxiv.org/pdf/2304.11771. Zugegriffen: 13. Juni 2025

Dahm MH, Zehnder V (2023) Moderne Personalführung mit Künstlicher Intelligenz. essentials. Springer Gabler, Wiesbaden https://doi.org/10.1007/978-3-658-43138-9_2

Dunckel H, Pleiss C (Hrsg) (2017) Kontrastive Aufgabenanalyse. Grundlagen, Entwicklungen und Anwendungserfahrungen. Mensch, Technik, Organisation, Bd. 41. Vdf Hochschulverl. an der ETH, Zürich

Fessler R (2023) Wertschätzend führen mit Hilfe der Künstlichen Intelligenz. Verlag Mensch, Bregenz

Feuerriegel S, Hartmann J, Janiesch C, Zschech P (2023) Generative AI. Bus Inf Syst Eng 66(1):111–126. https://doi.org/10.1007/s12599-023-00834-7

Freeman BS, Arriola K, Cottell D, Lawlor E, Erdman M, Sutherland T, Wells B (2024) Evaluation of task specific productivity improvements using a generative artificial intelligence personal assistant. Am J Artif Intell 8(2):68–80. https://doi.org/10.11648/j.ajai.20240802.16

Garcia-Madurga M-A, Gil-Lacruz A-I, Saz-Gil I, Gil-Lacruz M (2024) The role of artificial intelligence in improving Workplace well-being: a systematic review. Businesses 4:389–410 http://www.mdpi.com/2673-7116/4/3/24. Zugegriffen: 16. Juni 2025

Goodfellow I, Bengio Y, Courville A (2016) Deep learning. MIT Press, Cambridge

IntAGt Kognitive Aufgabenanalyse in der Industrie 4.0 – Ergänzungsmanual zur Anwendung de KABA-Verfahrens in der industriellen Produktion. https://www.projekt-intagt.de/wp-content/uploads/2019/08/Ergaenzungsmanual-KABA-ind-Prod.pdf?utm. Zugegriffen: 16. Juni 2025

Kock A (2024) KI und Arbeitsrecht: Das bedeutet der AI Act für den HR-Bereich. https://kpmg-law.de/ki-und-arbeitsrecht-das-bedeutet-der-ai-act-fuer-den-hr-bereich/. Zugegriffen: 31. März 2025

Krakowski S (2025) Human-AI agency in the age of generative AI. Inf Organ 35(1):1–25. https://doi.org/10.1016/j.infoandorg.2025.100560

Liebermeister B (2024) Geht KI in die Führung? Wie Führungskräfte dem KI-Einsatz in Unternehmen gegenüberstehen. IM+io 3:60–63

Maharaj AV, Qian K, Bhattacharya U, Fang S, Galatanu H, Garg M, Hanessian R, Kapoor N, Russell K, Vaithyanathan S, Li Y (2024) Evaluation and Continual Improvement for an Enterprise AI Assistant. https://arxiv.org/pdf/2407.12003. Zugegriffen: 13. Juni 2025

Mollick E (2024) Co-intelligence:– living and working with AI. Virgin Digital, London

Monahan K, Burlacu G (2024) From burnout to balance: aI-enhanced work models. https://www.upwork.com/research/ai-enhanced-work-models. Zugegriffen: 5. Juli 2025

MÜNCHNER KREIS (2020) Kompetenzentwicklung für und in der digitalen Arbeitswelt. https://www.muenchner-kreis.de/wp-content/uploads/2022/06/MUENCHNER-KREIS-Kompetenzpapier.pdf. Zugegriffen: 15. März 2025

MÜNCHNER KREIS (2023) Generative KI in der Arbeitswelt – Potenziale für die positive Gestaltung von Arbeit in der Zukunft. https://www.muenchner-kreis.de/wp-content/uploads/2023/11/MUeNCHNER-KREIS-Generative-KI-und-Arbeit-1.pdf. Zugegriffen: 22. Febr. 2025

Neuburger R (2024) KI und Führung (Unveröffentlichte Vortragsunterlagen)

Neuburger R (2025) KI als Führungsinstrument: Strategien für die Arbeitswelt der Zukunft. Wissensmanagement 2/2025:22–24

Neuburger R, Fiedler M (2020) Zukunft der Arbeit – Implikationen und Herausforderungen durch autonome Informationssysteme. Schmalenbachs Z betriebswirtsch Forsch 72:343–369. https://doi.org/10.1007/s41471-020-00097-y

Neuburger R, Witzel I (2021) Inhalte und Vermittlung der Kompetenzentwicklung für die digitale (Arbeits-)Welt. In: Nachtwei J, Sureth A (Hrsg) Sonderband Zukunft der Arbeit. Berlin, S 169–172 https://www.researchgate.net/publication/345670805_Sonderband_Zukunft_der_Arbeit Zugegriffen: 15. März 2025

Oracle (2020) AI@work study 2020 – as uncertainty remains, anxiety and stress reach a tipping point at work – artificial intelligence fills the gaps in workplace mental health support. https://www.oracle.com/a/ocom/docs/oracle-hcm-ai-at-work.pdf. Zugegriffen: 5. Juli 2025

Russell S, Norvig P (2021) Artificial intelligence: a modern approach. Pearson, London

Scherer A, Candrian C (2023) Alles über Künstliche Intelligenz und wie sie unser Leben prägt. BoD – Books on Demand, Norderstedt

Searle JR (1980) Minds, brains, and programs. Behav Brain Sci 3(3):417–457. https://doi.org/10.1017/S0140525X00005756

Stowasser S, Neuburger R (2022) Führung im Wandel: Herausforderungen und Chancen durch KI. Lernende Systeme – die Plattform für Künstliche Intelligenz c/o acatech, München https://doi.org/10.48669/pls_2022-4

Zukunftsperspektiven von KI in der Betrieblichen Gesundheitsförderung

Markus H. Dahm und Christian Jauch

Inhaltsverzeichnis

22.1 Einleitung – 303

22.2 KI: Einsatz und Implikationen – 305
22.2.1 Veränderung von Arbeitsprozessen und Anforderungen – 305
22.2.2 Chancen und Risiken im Kontext von Gesundheit und BGF – 305

22.3 Physische gesundheitliche Auswirkungen – 307
22.3.1 Veränderungen der Arbeitsbedingungen durch KI – 307
22.3.2 Ergonomische Herausforderungen und Gestaltung der Arbeitsplätze – 307
22.3.3 Körperliche Beschwerden und Erkrankungen – 308
22.3.4 Präventive Maßnahmen und Betriebliche Gesundheitsförderung (BGF) – 308

22.4 Psychische Auswirkungen – 309
22.4.1 Psychische Belastungen durch den Einsatz von KI – 309
22.4.2 Stress und Überlastung durch Informationsflut und Multitasking – 309
22.4.3 Emotionale Auswirkungen und digitale Erschöpfung – 309
22.4.4 Präventive Maßnahmen und psychische Gesundheitsförderung – 310

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_22

22.5 Ganzheitliche Betrachtung und Diskussion – 311
22.5.1 Zusammenführung der physischen und psychischen Auswirkungen – 311
22.5.2 Chancen und Potenziale von KI zur Gesundheitsförderung – 311
22.5.3 Herausforderungen und ethische Implikationen – 311
22.5.4 Handlungsempfehlungen für Unternehmen und Führungskräfte – 312

22.6 Zusammenfassung – 313

22.7 Fazit und Ausblick – 314

Literatur – 314

Zusammenfassung

KI-gestützte Anwendungen versprechen objektivere Entscheidungen, Effizienzgewinne und Entlastung von Routinetätigkeiten. Gleichzeitig entstehen höhere Kompetenzanforderungen, engmaschige Leistungsüberwachung sowie Sorgen vor Jobverlust. Viele Beschäftigte berichten von wachsendem Leistungsdruck, engmaschiger Überwachung und einer schleichenden Entgrenzung zwischen Berufs- und Privatleben.

Die Auswirkungen betreffen sowohl das körperliche Wohlbefinden – verlängerte Bildschirmzeiten und Bewegungsmangel – als auch die psychische Gesundheit. Komplexe Technologien, Kontrollverlust und Unsicherheit aktivieren neuronale Stressnetzwerke wie die Amygdala und die Hypothalamus-Hypophysen-Nebennieren-Achse. Langfristig mindern dies Motivation, Konzentration und kognitive Leistungsfähigkeit. Zugleich eröffnen KI-Lösungen neue Wege der Prävention, etwa durch digitale Assistenzsysteme oder individualisierte Gesundheitsanalysen.

Der Beitrag zeigt praxisnah, wie Unternehmen mit einem integrativen Ansatz ein gesundheitsförderndes Arbeitsumfeld gestalten können. Entscheidend ist, KI nicht nur als Werkzeug, sondern als Bestandteil eines menschenzentrierten Gesamtsystems zu verstehen, das die Stärken von Mensch und Maschine verbindet und Mitarbeitenden ermöglicht, resilient, gesund und engagiert zu arbeiten.

22.1 Einleitung

Die Arbeitswelt verändert sich rasant und wird getrieben von Digitalisierung und dem wachsenden Einsatz Künstlicher Intelligenz (KI). Obwohl KI-Verfahren bereits seit den 1950er-Jahren erforscht werden, hat erst die Veröffentlichung von ChatGPT im November 2022 ihnen eine bislang unerreichte Sichtbarkeit verschafft. Die Technologie ist heute für breite Nutzergruppen ohne Spezialwissen zugänglich – in Unternehmen ebenso wie im privaten Alltag. In Deutschland arbeiten bereits 83 % der Beschäftigten mit digitalen Technologien (Deutscher Gewerkschaftsbund 2022). Viele Interaktionen, etwa Suchanfragen im Internet oder Sprachassistenten, beruhen ebenfalls auf KI, auch wenn dies den Nutzenden häufig nicht bewusst ist.

Das gestiegene Interesse an KI spiegelt sich auch in entsprechenden finanziellen Investitionen wider. So gaben Unternehmen in Deutschland 2022 ungefähr 4,8 Mrd. € für KI-Lösungen aus; bis Ende 2025 wird eine Summe von über 10 Mrd. € prognostiziert (Statista 2024a). Parallel stieg der Anteil der Unternehmen, die KI in ihren Geschäftsprozessen einsetzen, von 20 % im Jahr 2017 auf über 70 % im Jahr 2024 (Singla et al. 2025). Grund hierfür sind die erheblichen Effizienzgewinne: Aufgaben, für die Menschen früher Tage oder Wochen benötigten, erledigen Maschinen in Sekunden.

Gleichwohl wachsen mit den Möglichkeiten von KI auch die Sorgen um die eigene berufliche Zukunft. Einige Beschäftigte fürchten beispielsweise, dass KI ihre Arbeitsplätze gefährdet (Abb. 22.1; Statista 2024b).

Der ehemalige Bundesarbeitsminister Hubertus Heil geht sogar davon aus, dass bis 2035 kein Beruf mehr ohne KI-Einfluss sein wird (Bundesministerium für Arbeit und Soziales 2023).

Diese Veränderungen können Stress erzeugen, der sich neben weiteren Einflüssen in erhöhten beruflichen Fehlzeiten bzw. Krankmeldungen niederschlägt. So nahmen zwischen 2013 und 2023 die Arbeitsunfähigkeitstage aufgrund psychischer Störungen um fast 50 % zu (AOK 2024). Psychische Erkrankungen gehören mittlerweile zu den vier häufigsten Krankheitsbildern. Gleichzeitig besteht eine hohe Akzeptanz für digitale Unterstützung bei seelischen Belastungen (Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz 2020).

Rund 40 % der Mitarbeitenden empfinden eine wachsende Arbeitsbelastung durch Digitalisierung, während lediglich 9 % eine Entlastung wahrnehmen (Deutscher Gewerkschaftsbund 2022, S. 6). „Technostress“ (Brod 1984; Tarafdar et al. 2007) entsteht vor allem

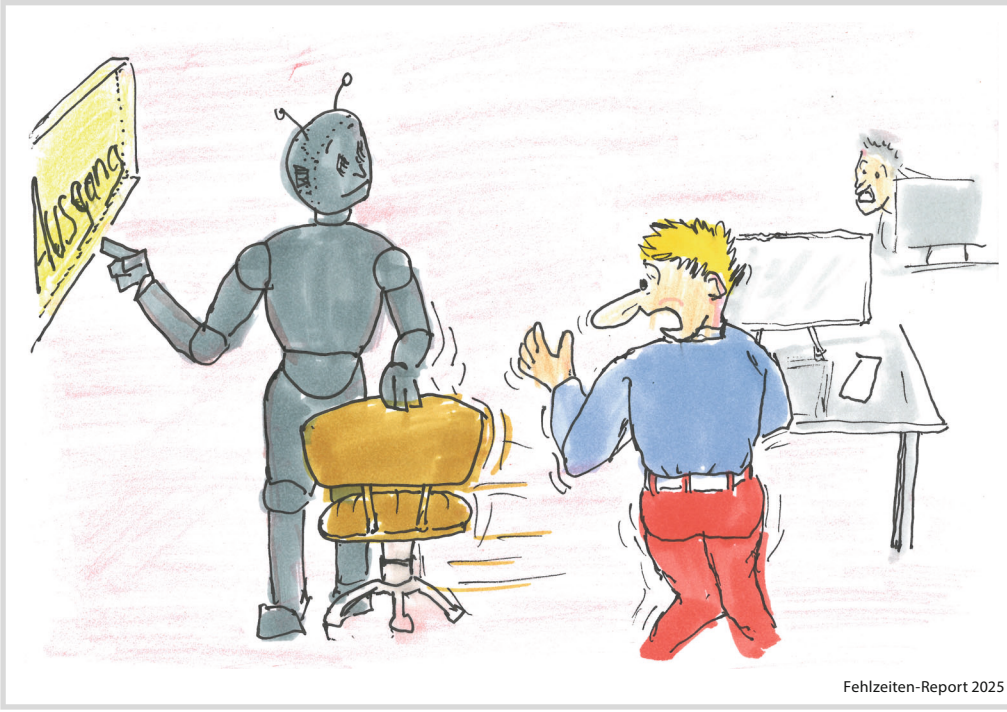


Abb. 22.1 Beschäftigte fürchten um ihre Arbeitsplätze. (Quelle: Christian Jauch)

durch ständige Erreichbarkeit, Informationsflut und komplexe Systeme. Studien zeigen, dass permanenter, mehrere Sinne beanspruchender bzw. „kanalübergreifender" Kontakt das Risiko für Burnout und Depressionen erhöht (Dragano et al. 2021).

Infolge zunehmender Nutzung intelligenter Systeme wachsen auch Unsicherheiten. Laut aktuellen Untersuchungen nehmen etwa 40 % der Beschäftigten die Digitalisierung eher als Belastung denn als Erleichterung wahr. Was in der Theorie als Fortschritt erscheint, wird im Arbeitsalltag nicht selten als komplex, überfordernd oder entmenschlichend erlebt. Besonders kritisch ist das Tempo des Wandels: Technologische Innovationen schreiten rasant voran, während menschliche Anpassungsprozesse langsam verlaufen – unser Gehirn bleibt biologisch analog in einer digitalen Welt.

Stress entsteht im menschlichen Gehirn vor allem dann, wenn wir eine Situation weder kontrollieren noch zuverlässig einschätzen können. Eine Schaltstelle dabei ist die Amygdala, ein mandelförmiger Kern, der tief im limbischen System liegt – jenem Netzwerk, das Gefühle verarbeitet und sie mit Erinnerungen verknüpft. Die Amygdala wirkt wie ein innerer Rauchmelder: Registriert sie etwas Bedrohliches oder Unsicheres, etwa eine Flut digitaler Meldungen oder die Sorge, von künstlicher Intelligenz ersetzt zu werden, löst sie Alarm aus. Gemeinsam mit dem limbischen System, darunter Hippocampus und Hypothalamus, aktiviert sie die körpereigene Stressachse. Dadurch gelangt das Hormon Cortisol ins Blut. Kurzzeitig macht uns dieser „Turbo" wacher und reaktionsschnell – bleibt das Cortisol-Niveau jedoch längere Zeit hoch, sinken Motivation, Lernfähigkeit und Konzentration spürbar (LeDoux 2000; Lupien et al. 2009).

Es überrascht daher nicht, dass psychische Erkrankungen in den vergangenen Jahren deutlich zugenommen haben; sie zählen mitt-

lerweile zu den vier häufigsten Ursachen für Arbeitsunfähigkeit. Ein verantwortungsvoller Umgang mit KI ist folglich nicht allein eine technische, sondern vor allem eine gesundheitliche Herausforderung.

Der physische Aspekt erhält bislang sogar noch weniger Aufmerksamkeit. KI verlagert menschliche Arbeit zunehmend auf Überwachungs- und Kontrolltätigkeiten vor Bildschirmen (Benlian et al. 2022; OECD 2025). Längeres Sitzen und monotone Haltung begünstigen Beschwerden des Bewegungsapparats (Manganello et al. 2024). Unternehmen stehen daher vor der Aufgabe, KI aktiv als Unterstützung zu positionieren, die monotone Routinen übernimmt und Raum für wertschöpfende Tätigkeiten schafft (Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz 2020).

Trotz ihrer weiten Verbreitung ist unklar, in welchem Umfang KI die physische und psychische Gesundheit beeinflusst und welche Gegenmaßnahmen wirksam sind (siehe auch den Beitrag von Lange und Schaller in diesem Band). Ebenso offen bleibt, welche Arbeitsgeschwindigkeit Menschen selbst unter idealen Bedingungen langfristig verkraften können.

22.2 KI: Einsatz und Implikationen

22.2.1 Veränderung von Arbeitsprozessen und Anforderungen

Der Einsatz von KI verändert die Arbeitsprozesse in Unternehmen tiefgreifend. KI-basierte Systeme analysieren große Datenmengen, übernehmen Routinevorgänge und ermöglichen auf dieser Grundlage fundierte, zügige Entscheidungen. Ziel ist es, Effizienz zu steigern, Verzerrungen zu verringern und Mitarbeitende und Personalverantwortliche von repetitiven Aufgaben zu entlasten. Auch in der Betrieblichen Gesundheitsförderung (BGF) hält die KI Einzug, indem sie aus Gesundheits- und Nutzungsdaten individuelle Präventionsangebote sowie Frühwarnsysteme ableitet.

Während Routineaufgaben zunehmend automatisiert werden, verschiebt sich der Schwerpunkt auf analytische, kreative und beratende Tätigkeiten. Damit wachsen die Anforderungen an digitale Kompetenz, insbesondere an AI Literacy – die Fähigkeit, Funktionsweise, Grenzen und ethische Implikationen von KI einzuordnen (Babashahi et al. 2024; Long und Magerko 2020).

Gleichzeitig bringt der Wandel neue Belastungen mit sich. Leistungskennzahlen können nahezu in Echtzeit erhoben werden, was den subjektiven Druck erhöht. An der Stelle muss aber auch darauf hingewiesen werden, dass die rechtliche Verpflichtung besteht, bestimmte Daten nicht zur Überprüfung von Leistungsdaten zu verwenden. Flexible Arbeitsmodelle und digitale Kommunikation verwischen die Grenze zwischen Arbeit und Freizeit. Hinzu kommt die Sorge, dass Automatisierung den eigenen Arbeitsplatz überflüssig macht. Um diese Auswirkungen abzufedern, sind hochwertige und individuell zugeschnittene Schulungen, transparente Kommunikation und eine Kultur notwendig, die Lernprozess und Fehler als Bestandteil des Wandels akzeptiert (BAuA 2025).

22.2.2 Chancen und Risiken im Kontext von Gesundheit und BGF

In der betrieblichen Praxis zeigt sich ein ambivalentes Bild: Richtig eingesetzt kann KI Belastungen reduzieren, indem sie monotone Aufgaben automatisiert und Mitarbeitenden Freiräume für sinnstiftende, kreative Tätigkeiten eröffnet (Barenkamp 2025). Wird diese Verlagerung konsequent umgesetzt, stärkt sie die intrinsische Motivation – neuropsychologisch betrachtet vor allem über die Aktivierung dopaminerger Belohnungssysteme, die bei selbstbestimmtem Handeln stimuliert werden (Cerasoli et al. 2014).

Ebenso bietet KI die Möglichkeit, Gesundheitsmaßnahmen erstmals konsequent zu personalisieren. Indem Algorithmen in-

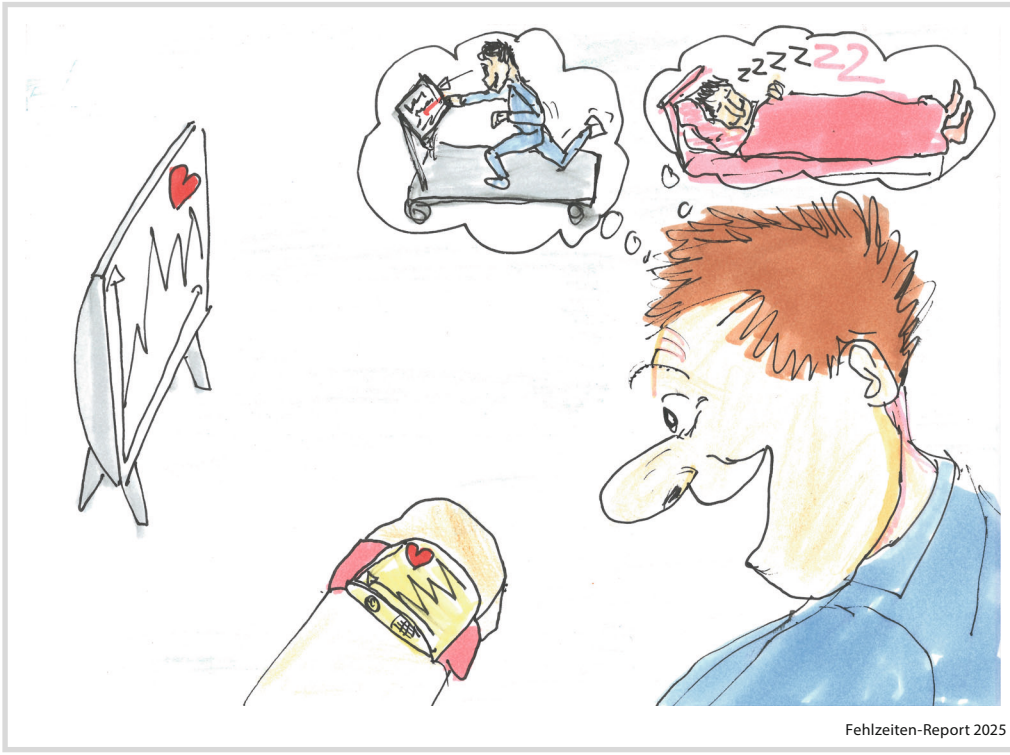


Abb. 22.2 KI-gestützte Wearables. (Quelle: Christian Jauch)

dividuelle Belastungsprofile aus Arbeits-, Kommunikations- und Bewegungsdaten ableiten, stellen sie passgenaue Empfehlungen zu Schlafhygiene, Mikropausen oder Stressbewältigung bereit. Ergänzend fungieren dieselben Datenströme als Frühwarnsystem: Wiederkehrende Muster, die auf Überforderung hindeuten, können erkannt werden, bevor sich klinische Symptome manifestieren, sodass Führungskräfte und Mitarbeitende rechtzeitig gegensteuern können (Varnosfaderani und Forouzanfar 2024).

Bleiben wir kurz bei dem Beispiel von KI-gestützten Wearables, die kontinuierlich Vitaldaten wie Herzfrequenz, Schlafmuster und körperliche Aktivität überwachen. Diese Geräte liefern nicht nur wertvolle Einblicke in den Gesundheitszustand der Mitarbeitenden, sondern können auch personalisierte Empfehlungen geben, um deren Wohlbefinden zu verbessern. So kann beispielsweise ein Wearable einem Mitarbeitenden, der Anzeichen von Schlafmangel zeigt, Tipps zur Verbesserung der Schlafhygiene geben (Abb. 22.2; Nahavandi et al. 2022).

Doch die digitale Vermessung des Arbeitsalltags hat auch eine Kehrseite: Ständige Datenerfassung und intransparente Entscheidungslogiken erzeugen bei vielen Beschäftigten das Gefühl permanenter Bewertung (Rauch et al. 2021). Psychologisch resultiert daraus ein Zustand chronischer Wachsamkeit (vigilance), der mit kontinuierlicher Cortisolausschüttung und letztlich mentaler Erschöpfung einhergeht (BSI 2025). Wird zugleich jede Kommunikationslücke per Push-Nachricht geschlossen, verschwimmen die Grenzen zwischen Arbeits- und Erholungszeit; der Parasympathikus – zuständig für Regeneration – kommt kaum noch zum Zug (Rauch et al.

2021). Hinzu kommt der Verlust sozialer Resonanz (Eidam 2023): Wenn Teaminteraktionen mehr und mehr über Dashboards und Tickets laufen, bleibt das Bedürfnis nach Zugehörigkeit und Wertschätzung unbefriedigt – zwei zentrale Säulen psychischer Gesundheit.

Die Digitalisierung verwischt zudem die Grenze zwischen Arbeit und Privatleben. Erste Hinweise deuten auf einen Zusammenhang zwischen wachsender Komplexität, höherem Tempo und verstärktem Stress hin. Folgen können verminderte Leistungsfähigkeit, chronische Erkrankungen oder dauerhafte Arbeitsunfähigkeit sein.

Ob KI am Ende als Gesundheitsressource oder als zusätzlicher Stressor wirkt, entscheidet sich daher in ihrer Gestaltung. Technologische Innovation muss mit ergonomischer Arbeitsplatzgestaltung, digitaler Kompetenzförderung und einer Kultur verbunden sein, die Transparenz schafft, Autonomie fördert und echte menschliche Begegnung ermöglicht. Erst dann lassen sich die großen Potenziale der KI für eine gesunde Arbeitswelt ausschöpfen, ohne neue Belastungen zu erzeugen.

22.3 Physische gesundheitliche Auswirkungen

22.3.1 Veränderungen der Arbeitsbedingungen durch KI

Die Einführung KI-gestützter Prozesse verlagert einen beträchtlichen Teil der Arbeit in digitale Umgebungen. Früher dominierten Bewegung, Aktenwege und direkte Gespräche den Arbeitsalltag; heute prägen ihn lange Bildschirmzeiten. Diese Entwicklung bringt drei zentrale Belastungen mit sich: Erstens erhöht langes Sitzen in statischer Haltung die Spannungen in Rücken-, Nacken- und Schultermuskulatur. Zweitens belastet dauerhafte Bildschirmarbeit die Augen – trockene Schleimhäute, verschwommenes Sehen und Kopfschmerzen sind typische Folgen. Drittens führt ein unausgewogener Arbeitsrhythmus zu Bewegungsmangel, der das Risiko für Übergewicht, Herz-Kreislauf-Erkrankungen und Stoffwechselstörungen erhöht (Dunstan et al. 2012; Lanca und Saw 2020). Ohne gezielte Gegenmaßnahmen manifestieren sich diese Belastungen schleichend und beeinträchtigen mittel- bis langfristig die Leistungsfähigkeit und das Wohlbefinden.

Neurophysiologisch reduziert anhaltende Immobilität die Aktivierung des sensomotorischen Kortex. Parallel gerät das vegetative Nervensystem aus dem Gleichgewicht: Der Parasympathikus, der Erholung und Regeneration steuert, wird gehemmt, während der Sympathikus – unser „Aktionsnerv“ – in einem unnötig hohen Aktivierungszustand verharrt, obwohl keine reale Bewegung stattfindet. Diese Dysbalance erhöht den Muskeltonus, flacht die Atemmuster ab und führt zu schnellerer mentaler Ermüdung, was sich unmittelbar auf Konzentration, Stimmung und Energielevel auswirkt (Marcora et al. 2009).

Körperlich zeigt sich die Belastung vor allem durch fortschreitende Rücken- und Nackenschmerzen (Bontrup et al. 2019). Stundenlange einseitige Haltung verkürzt Muskeln, erzeugt Dysbalancen und chronische Verspannungen. Bewegungsmangel verlangsamt den Stoffwechsel: Die Durchblutung sinkt, das Gehirn wird schlechter mit Sauerstoff versorgt und das Risiko für Herz-Kreislauf-Erkrankungen steigt. Ein unterversorgter Körper stellt auf Dauer kein klar fokussiertes Gehirn zur Verfügung – körperliche und mentale Leistungsfähigkeit sind untrennbar verbunden (Sminkey 2015).

22.3.2 Ergonomische Herausforderungen und Gestaltung der Arbeitsplätze

Um chronische Belastungen zu vermeiden, ist eine ergonomische Arbeitsumgebung unerlässlich. Drei Aspekte sind dabei besonders kritisch: Erstens begünstigen schlecht angepasste Stühle, Tische oder Monitorhöhen Fehlhaltungen, die langfristig zu Muskel-Skelett-

Beschwerden führen. Zweitens verursachen ungünstige Lichtverhältnisse und Blendungen visuelle Anstrengungen, die Kopfschmerzen und Ermüdung verstärken. Drittens verleiten digitale Workflows dazu, Bewegungspausen auszusetzen, wodurch einseitige Belastungen zusätzlich zunehmen.

Neurowissenschaftlich lässt sich zeigen, dass solche Umgebungen das Gehirn in einen Zustand permanenter Reizverarbeitung versetzen. Vor allem das retikuläre Aktivierungssystem (RAS) im Hirnstamm wird überbeansprucht, wenn visuelle und körperliche Reize dauerhaft unharmonisch sind (Wijdicks 2019). Die Folge: schnellere mentale Erschöpfung und verringerte kognitive Flexibilität.

Eine schlechte Körperhaltung erzeugt zudem eine dysfunktionale Atemmechanik. Flache Brustatmung bei vornübergebeugtem Oberkörper reduziert die Sauerstoffzufuhr und hemmt über den Vagusnerv die Aktivierung beruhigender, regenerativer Hirnnetzwerke.

Höhenverstellbare Tische, ergonomische Stühle und Monitore auf Augenhöhe in ausreichendem Abstand schaffen Abhilfe. Indirekte, blendfreie Beleuchtung verringert die Beanspruchung der Augen. Ergänzend sollten feste Aktivitätsfenster in den Arbeitsalltag integriert werden, in denen kurze Dehn- oder Gehübungen die Durchblutung fördern und muskuläre Dysbalancen verhindern. Digitale Erinnerungen können unterstützen, indem sie zu regelmäßigen Pausen und Haltungswechseln anregen (Weil 2017; MacEachen et al. 2010).

22.3.3 Körperliche Beschwerden und Erkrankungen

Ohne ergonomische Anpassungen zeigen sich typische Beschwerdebilder. Verspannungen und chronische Rücken- oder Nackenschmerzen entstehen durch statische Sitzhaltung, während repetitive Bewegungen von Maus und Tastatur das Risiko für RSI-Syndrome – umgangssprachlich „Mausarm“ – erhöhen. Anhaltende Bildschirmarbeit begünstigt trockene oder gereizte Augen, was wiederum Spannungskopfschmerzen nach sich ziehen kann. Bewegungsmangel steigert das Risiko für Bluthochdruck, koronare Herzkrankheiten und Diabetes Typ 2. Die Kombination aus körperlicher Inaktivität und unergonomischer Sitzposition kann Übergewicht fördern und das muskuloskelettale System zusätzlich belasten.

Psychophysiologisch betrachtet entsteht hier eine gefährliche Spirale: Körperliche Beschwerden senken die Stressresistenz, Stress verstärkt körperliche Anspannung – was wiederum Schmerzen intensiviert. Ohne bewusste Unterbrechung oder Regulation kann dieser Zyklus in chronische Schmerzsyndrome übergehen.

22.3.4 Präventive Maßnahmen und Betriebliche Gesundheitsförderung (BGF)

Eine wirksame Prävention setzt auf drei Säulen. Erstens sollten Mitarbeitende für ergonomische Prinzipien sensibilisiert werden. Schulungsformate, in denen Fachkräfte korrekte Sitz- und Bildschirmpositionen demonstrieren, sind hier zielführend. Zweitens empfiehlt es sich, bewegungsfördernde Elemente in den Arbeitsalltag einzubauen: Kurze Stretch-Einheiten, Gehbesprechungen oder interaktive Tools, die zu Mikropausen animieren, können muskuläre Entlastung schaffen. Drittens eröffnet KI selbst neue Möglichkeiten der BGF. Auf Basis individueller Gesundheits- und Nutzungsdaten lassen sich Veränderungen von Arbeitsorganisation und Arbeitszeiten umsetzen, aber auch z. B. maßgeschneiderte Bewegungs- und Trainingspläne erstellen, die Beschäftigte dabei unterstützen, Dysbalancen frühzeitig auszugleichen. Intelligente Assistenten erinnern an Pausen, schlagen Dehnübungen vor oder passen – in Verbindung mit sensorgestützten Möbeln – Tisch- und Stuhlhöhen automatisch an.

Kombinieren Unternehmen diese Maßnahmen mit einer Kultur, die körperliche Selbst-

fürsorge wertschätzt, reduzieren sie nicht nur das Risiko chronischer Beschwerden, sondern steigern auch die Leistungsfähigkeit ihrer Mitarbeitenden nachhaltig (MacEachen et al. 2010).

22.4 Psychische Auswirkungen

22.4.1 Psychische Belastungen durch den Einsatz von KI

Die Automatisierung von HR-Prozessen verändert nicht nur Arbeitsabläufe, sondern greift tief in das innere Erleben der Mitarbeitenden ein. Echtzeit-Analysen, Chatbots und permanente Feedback-Schleifen steigern den Leistungsdruck, weil jede Abweichung sofort sichtbar wird. Hinzu kommt die ständige Erreichbarkeit in vernetzten Kollaborationsplattformen: Arbeit und Freizeit überlappen, Regenerationsphasen verkürzen sich. Wer zugleich fürchten muss, dass ein Algorithmus den eigenen Arbeitsplatz obsolet macht, erlebt eine doppelte Stressquelle – Unsicherheit und Kontrollverlust (siehe auch den Beitrag von Robelski et al. in diesem Band). In dieser Konstellation reichen kleine Auslöser, etwa ein unerwartetes System-Update, um das Stresssystem zu aktivieren und Gefühle von Überforderung, Hilflosigkeit oder Irritation auszulösen.

Viele dieser Veränderungen bleiben zunächst subtil: Die Reizdichte steigt, Pausen werden seltener, soziale Resonanz nimmt ab. Andere Effekte wirken direkter, etwa die zunehmende Transparenz durch Dashboards, permanentes Leistungsmonitoring oder der Erwartungsdruck, sich laufend für neue Tools zu qualifizieren. Dabei gerät leicht in Vergessenheit, dass auch unser Gehirn Gewohnheiten besitzt und empfindlich auf Unsicherheit, Komplexität und Kontrollverlust reagiert.

Im Zentrum der biologischen Stressantwort steht die Amygdala. Wenn Mitarbeitende das Gefühl haben, überlastet, ersetzbar oder von Entscheidungen ausgeschlossen zu sein, schlägt die Amygdala Alarm, auch wenn objektiv keine akute Gefahr besteht. Der nachgeschaltete Neuromodulatoren-Cocktail aktiviert die Hypothalamus-Hypophysen-Nebennierenrinden-Achse: Cortisol zirkuliert, Wachsamkeit steigt – doch gleichzeitig sinken Problemlösungsfähigkeit, Kreativität und Selbstregulation (Roberts et al. 2022; Hakamata et al. 2017; Kinner et al. 2018). Das heißt, genau in dem Moment, in dem kluge Entscheidungen gefragt wären, verengt sich der kognitive Tunnel.

22.4.2 Stress und Überlastung durch Informationsflut und Multitasking

Digitale Kommunikation erzeugt eine Flut an Nachrichten, die in kurzen Intervallen Aufmerksamkeit verlangen. Das Gehirn wechselt permanent den Kontext, was die Präfrontal- und Parietallappen stark beansprucht. Diese Region ist jedoch nur begrenzt multitaskingfähig: Mit jeder Unterbrechung sinkt die Verarbeitungstiefe, während die kognitive Ermüdung zunimmt. Wer dauernd neue E-Mails, Chat-Pings und Projekt-Dashboards prüfen muss, verbringt zunehmend Zeit im Modus oberflächlicher Reaktion, anstatt gedankliche Tiefe aufzubauen. Diese Fragmentierung ist mit mentaler Erschöpfung, Entscheidungsmüdigkeit und einer höheren Anfälligkeit für Fehler verknüpft. Häufig genügt bereits die Erwartung ständiger Unterbrechbarkeit, um das Stresssystem zu aktivieren – selbst dann, wenn gerade keine Nachricht eingeht (Busch 2021; Ophir et al. 2009).

Dazu kommt: Wer ständig zwischen Aufgaben springt, produziert kaum Dopamin – jenes Neurotransmitter, das Motivation und Lernfreude steigert. Statt Belohnung erlebt das Gehirn Überlastung (Busch 2021).

22.4.3 Emotionale Auswirkungen und digitale Erschöpfung

Neben kognitivem Stress entwickelt sich eine emotionale Erschöpfung, die Mitarbeitende als „digital drain“ beschreiben. Videokonfe-

renzen ersetzen spontane Gespräche, Avatare treten an die Stelle nonverbaler Hinweise. Digitale Kommunikation ist zwar schnell, bleibt jedoch häufig emotional arm; je mehr Interaktionen über Systeme laufen, desto mehr verflacht die Qualität von Beziehung, Wertschätzung und Resonanz. Unser Gehirn ist jedoch ein hochsoziales Organ: Es braucht Spiegelung, Verbindung und eine präzise emotionale Feinabstimmung, um Oxytocin auszuschütten und Sicherheit zu signalisieren. Sinnhaftigkeit wiederum aktiviert das dopaminerge Belohnungssystem im Mittelhirn. Fehlt dieser Sinn, bleibt Motivation oberflächlich – oder versiegt ganz. Ohne Mimik, Blickkontakt und Körperhaltung fehlt dem Gehirn ein Teil der sozialen Resonanz, die normalerweise Oxytocin freisetzt und Stress puffert. Parallel schwächt das dauerhafte Sitzen vor Bildschirmen das propriozeptive Feedback: Körper und Emotion geraten aus dem Gleichgewicht, was Müdigkeit, Gereiztheit und Motivationsverlust fördert. Entsteht zusätzlich der Eindruck, Entscheidungen würden von Algorithmen getroffen, kann sich ein Gefühl von Entmenschlichung breitmachen. Die Folge sind Sinnzweifel bis hin zu depressiven Verstimmungen (Eisenberger und Lieberman 2004; Hüther 2016).

22.4.4 Präventive Maßnahmen und psychische Gesundheitsförderung

Psychische Gesundheit ist kein Zufallsprodukt – sie entsteht, wenn Menschen sich als wirksam, verbunden und sicher erleben. Gerade im digitalen Wandel braucht es bewusste Gestaltungsspielräume. Eine nachhaltige Prävention zielt darauf ab, psychische Belastungen frühzeitig zu erkennen und Ressour-

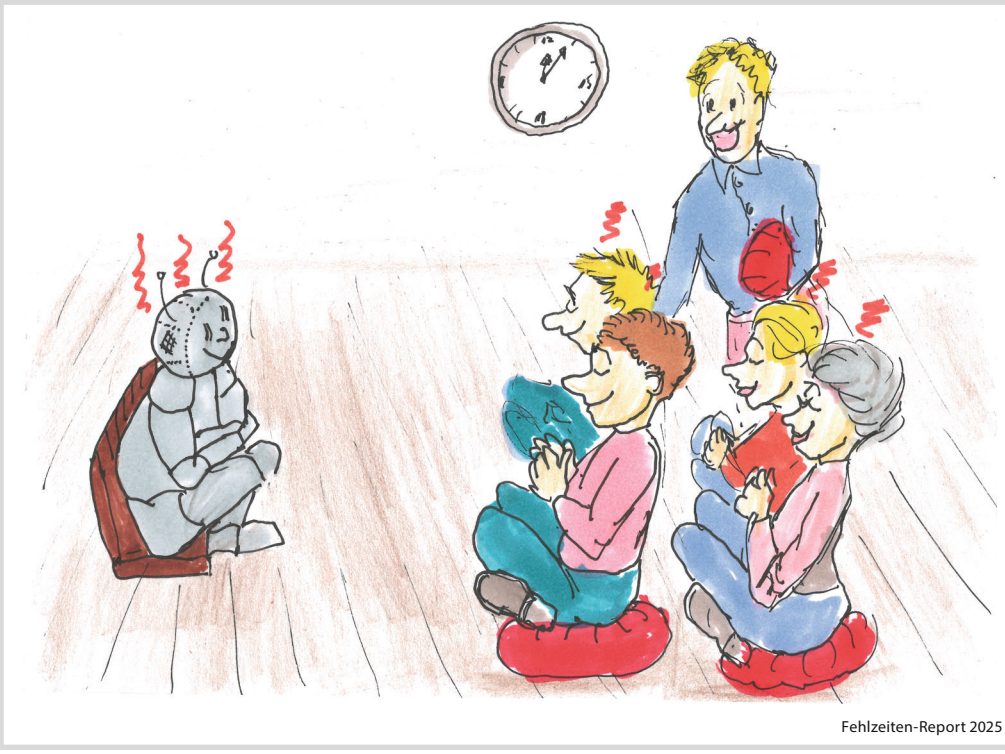


Abb. 22.3 Stressreduktionsmaßnahmen. (Quelle: Christian Jauch)

cen zu stärken. Voraussetzung ist eine Unternehmenskultur, die Offenheit für Belastungen schafft und Fehler als Lernchancen begreift. KI kann hier unterstützend wirken, indem sie Kommunikations- und Nutzungsdaten anonymisiert analysiert und Indikatoren für Überlastung erkennt – etwa signifikant erhöhte Antworten in Randzeiten oder eine auffällige Verdichtung von Videokonferenzen ohne Pausen. Solche Analysen sollten jedoch transparent erklärt werden, damit Mitarbeitende Vertrauen in die Datennutzung entwickeln.

Ergänzend sind Stressreduktionsmaßnahmen hilfreich, wie z. B. Trainings zur Stressbewältigung – etwa Meditation, Sportangebote, Yoga und Entspannungstechniken und Resilienz –; Achtsamkeits-Apps oder virtuelle Coachings vermitteln Techniken für Atemregulation, kognitive Umstrukturierung und Pausengestaltung (Abb. 22.3).

Wichtig ist, dass Beschäftigte diese Angebote eigenständig anpassen können, um Autonomie zu wahren. Digitale Auszeiten, verbindlich im Kalender verankert, unterstützen den Parasympathikus bei der Regeneration (Dettmers und Bamberg 2021). Schließlich bleibt der Faktor Mensch zentral: Regelmäßige, persönliche Gespräche zwischen Führungskraft und Team stärken Zugehörigkeit und Wertschätzung – ein Schutzfaktor, den keine KI ersetzen kann.

22.5 Ganzheitliche Betrachtung und Diskussion

22.5.1 Zusammenführung der physischen und psychischen Auswirkungen

Ein Blick auf die bisherigen Befunde zeigt, dass körperliche und seelische Belastungen selten isoliert auftreten. Monotone Bildschirmarbeit kann beispielsweise Nacken- und Rückenschmerzen auslösen; die dabei empfundene Anspannung senkt zugleich die Stressresistenz. Umgekehrt verstärken dauerhafte Sorgen oder Überforderungsgefühle den Muskeltonus und begünstigen Fehlhaltungen – ein klassischer psychosomatischer Zirkel. Entwickelt sich daraus eine chronische Erschöpfung, treffen zwei Dynamiken zusammen: Physische Müdigkeit durch Bewegungsmangel und psychische Ermattung durch Informationsflut. Die Folge ist ein erhöhtes Risiko für Burnout, Schlafstörungen und reduzierte Leistungsfähigkeit. Eine wirksame Gesundheitsstrategie muss deshalb beide Dimensionen stets gemeinsam adressieren.

22.5.2 Chancen und Potenziale von KI zur Gesundheitsförderung

Trotz der beschriebenen Risiken eröffnet KI bemerkenswerte Möglichkeiten, Prävention und Gesundheitsförderung gezielt zu unterstützen. Auf Basis individueller Daten kann sie personalisierte Empfehlungen aussprechen – von ergonomischen Einstellungen über Bewegungspausen bis hin zu Achtsamkeitsübungen. Algorithmen sind zudem in der Lage, Frühwarnsignale für Überlastung zu erkennen, etwa ungewöhnliche Kommunikationsspitzen oder erhöhte Tippgeschwindigkeit am späten Abend. Digitale Gesundheits-Apps und Chatbots stellen niederschwellige Hilfen bereit, wenn Mitarbeitende kurzfristig Entspannungs- oder Coachingangebote benötigen. Darüber hinaus erleichtern intelligente Zeitmanagement-Tools eine ausgewogene Work-Life-Balance, indem sie digitale Auszeiten vorschlagen oder Meetings auf produktive Zeitfenster verteilen.

Je individueller, autonomer und feedbackgesteuerter solche Tools genutzt werden können, desto stärker aktivieren sie Belohnungsnetzwerke und stärken die intrinsische Motivation.

22.5.3 Herausforderungen und ethische Implikationen

Diese Potenziale entfalten sich allerdings nicht automatisch. Der Einsatz personenbezogener

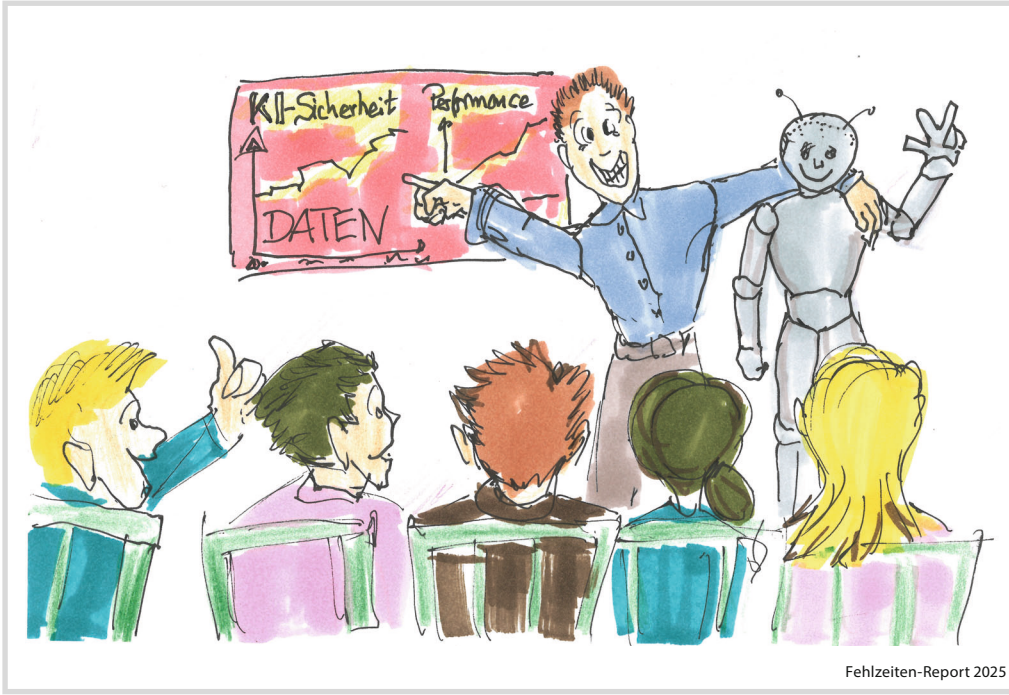


Abb. 22.4 KI-Schulungen. (Quelle: Christian Jauch)

Daten erfordert höchste Sorgfalt: Datenschutz und Privatsphäre müssen gewahrt und die Vorgaben der Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO; Europäische Union 2016) eingehalten werden. Ebenso entscheidend ist Transparenz: Beschäftigte müssen nachvollziehen können, nach welchen Kriterien Algorithmen Entscheidungen treffen, damit Vertrauen entstehen kann.

Und ohne psychologische Sicherheit – also die Erfahrung, auch Fehler machen zu dürfen – wird Innovation zur Bedrohung. Vertrauen und ethischer Rahmen sind zentrale Voraussetzungen für Veränderung. Ethisch problematisch wäre es, wenn KI ungewollt Diskriminierung verstärkt oder Mitarbeitende zu bloßen „Datenquellen" degradiert. Menschliche Kontrolle bleibt daher unverzichtbar, ebenso wie klare Verantwortlichkeiten. Ein weiterer Stolperstein ist die sogenannte digitale Spaltung – nicht alle Mitarbeitenden verfügen über die gleichen technischen Kompetenzen. Ohne Schulung droht eine Überforderung weniger technikaffiner Personen (Abb. 22.4).

22.5.4 Handlungsempfehlungen für Unternehmen und Führungskräfte

Zuallererst sollten Unternehmen eine Kultur der Achtsamkeit etablieren, in der physische und psychische Gesundheit als zentrale Werte verankert sind. Dazu gehört eine klare Kommunikation, dass Gesundheit Vorrang vor reiner Effizienz besitzt. Zweitens empfiehlt es sich, KI-gestützte Programme in die Betriebliche Gesundheitsförderung zu integrieren – zum Beispiel Apps, die ergonomische Tipps geben oder Stressindikatoren messen. Drittens sollten Arbeitsplätze ergonomisch gestaltet und digitale Auszeiten verbindlich eingeplant werden, um Regeneration zu ermöglichen. Viertens ist kontinuierliche Kompetenz-

Abb. 22.5 Schulungen zur Gesunderhaltung. (Quelle: Christian Jauch)

entwicklung essenziell: Schulungen vermitteln nicht nur technisches Know-how, sondern auch Strategien zur Selbstregulation in digitalen Umgebungen (Abb. 22.5).

Zu guter Letzt brauchen Unternehmen ethische Leitlinien, die den Umgang mit KI und Gesundheitsdaten regeln, Transparenz schaffen und Diskriminierung vorbeugen. Führungskräfte sind dabei in einer Schlüsselrolle: Sie leben gesunde Digitalisierung vor, moderieren Unsicherheiten und sorgen dafür, dass menschliche Begegnung trotz Technologie nicht zu kurz kommt.

22.6 Zusammenfassung

Unser Beitrag zeigt, dass KI Chancen zur Entlastung und Personalisierung bietet, aber auch körperliche und psychische Belastungen verursachen kann, wenn Prozesse unreflektiert gestaltet werden. Physisch führt der vermehrte Bildschirm- und Sitzanteil zu Muskel-Skelett-Beschwerden, Augenreizungen und Bewegungsmangel. Psychisch dominieren Leistungsdruck, ständige Erreichbarkeit, Informationsflut und Sinnverlust als Belastungsfaktoren, die Stressreaktionen auslösen und das Risiko für Burnout oder Depressionen erhöhen. Beide Dimensionen beeinflussen sich gegenseitig: Körperliche Beschwerden verringern die Stressresistenz, während anhaltender Stress den Muskeltonus verstärkt und die Regeneration erschwert. Verantwortungsbewusst eingesetzt, kann KI jedoch Gesundheitsangebote individuell zuschneiden, Frühindikatoren von Überlastung erkennen und repetitives Arbeiten automatisieren, sodass Raum für sinnstiftende Aufgaben entsteht. Gesundheit in der digitalen Arbeitswelt entsteht also nicht durch den Verzicht auf Technologie, sondern durch deren menschenzentrierte Gestaltung.

22.7 Fazit und Ausblick

22

Das Spannungsfeld zwischen Potenzial und Risiko verdeutlicht, dass die Einführung von KI nicht nur eine technologische, sondern vor allem eine gesundheitliche und ethische Aufgabe ist. Unternehmen müssen transparente und partizipative Rahmenbedingungen schaffen, die Autonomie ermöglichen, Datenschutz sichern und menschliche Begegnung fördern. Nur in einem solchen Kontext erleben Beschäftigte digitale Werkzeuge als Unterstützung statt als Bedrohung.

Für die berufliche Praxis ergeben sich drei zentrale Linien: Erstens bedarf es interdisziplinärer Studien, die differenzierte Erkenntnisse über die gesundheitlichen Effekte von KI in verschiedenen Branchen, Alters- und Kompetenzgruppen liefern. Zweitens sollten Pilotprojekte in Betrieben systematisch dokumentieren, wie KI-gestützte Gesundheitsprogramme in der Praxis wirken und wo Nachsteuerungsbedarf besteht. Drittens muss der Gesetzgeber klare Leitplanken für die Nutzung personenbezogener Daten ziehen und damit Vertrauen fördern.

Mit Blick auf die Zukunft ist absehbar, dass KI-Systeme tiefer in Arbeitsprozesse eindringen und neue Formen der mensch-maschinellen Zusammenarbeit entstehen. Eine proaktive Gestaltung, die technische Innovation mit organisatorischer Verantwortung verknüpft, kann dafür sorgen, dass KI nicht zum Stressverstärker wird, sondern zu einer Ressource für eine gesunde und nachhaltige Arbeitswelt avanciert.

Konkret heißt das:

- Frühwarnsysteme etablieren, die psychische und physische Belastungen frühzeitig erkennen
- Gesundheit als Führungsaufgabe begreifen, nicht als Projekt der Personalabteilung
- KI gezielt zur Förderung von Selbstwahrnehmung, Selbststeuerung und Lernfreude einsetzen
- Psychologische Sicherheit schaffen, in der auch Überforderung oder Zweifel angesprochen werden dürfen
- Gesundheitskompetenz stärken – sowohl individuell (z. B. durch Schulung) als auch organisatorisch (z. B. durch digitale Tools und soziale Rituale)
- Partizipation ermöglichen: Wer Prozesse mitgestaltet, ist resilienter, motivierter und langfristig gesünder

Und nicht zuletzt: Gesundheit als strategischen Erfolgsfaktor verstehen – nicht als „nice to have".

So entsteht eine Arbeitswelt, in der Technologie den Menschen dient – und nicht umgekehrt. Eine Welt, in der KI uns hilft, gesund zu bleiben, zu lernen und unsere Potenziale zu entfalten. Nicht trotz, sondern mit der Maschine.

Literatur

AOK (2024) Fehlzeiten-Report 2024: Höchststände bei AU-Tagen und -Fällen. https://www.aok.de/pp/gg/daten-und-analysen/fehlzeiten-report/. Zugegriffen: 4. Febr. 2025

Babashahi L, Barbosa CE, Lima Y, Lyra A, Salazar H, Argôlo M, Almeida MAD, Souza JMD (2024) AI in the workplace: a systematic review of skill transformation in the industry. Adm Sci 14(6):127. https://doi.org/10.3390/admsci14060127

Barenkamp M (2025) Der Einfluss von KI auf Arbeit und Beschäftigung. In: Barenkamp M (Hrsg) Wertschöpfung durch KI. Springer Gabler, Wiesbaden, S 85–115 https://doi.org/10.1007/978-3-658-47482-9_4

BAuA – Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (2025) Künstliche Intelligenz in der Arbeitswelt. https://www.baua.de/DE/Themen/Arbeitsgestaltung/Digitalisierung-KI/Kuenstliche-Intelligenz/Kuenstliche-Intelligenz?nn=cc98d67d-ddda-4e31-9910-03791c86f1e1#Start. Zugegriffen: 23. Juni 2025

Benlian A, Wiener M, Cram WA, Krasnova H, Maedche A, Möhlmann M, Recker J, Remus U (2022) Algorithmic management: bright and dark sides, practical implications, and research opportunities. Bus Inf Syst Eng 64(6):825–839. https://doi.org/10.1007/s12599-022-00764-w

Bontrup C, Taylor WR, Fliesser M, Visscher R, Green T, Wippert PM, Zemp R (2019) Low back pain and its relationship with sitting behaviour among sedentary office workers. Appl Ergon 81:102894. https://doi.org/10.1016/j.apergo.2019.102894

Brod C (1984) Technostress: the human cost of the computer revolution. Addison-Wesley, Boston

BSI – Brand Science Institute (2025) Disziplin im Schatten der KI – Eine psychologische Analyse kognitiver Selbstaufgabe und ihrer Langzeitfolgen. https://www.bsi.ag/cases/101-case-studie-disziplin-ki-psychologie-der-kognitiven-selbstaufgabe.html. Zugegriffen: 23. Juni 2025

Bundesministerium für Arbeit und Soziales (2023) Künstliche Intelligenz wird den Arbeitsmarkt rasant verändern. https://www.bmas.de/DE/Ser-vice/Presse/Interviews/2023/2023-04-29-tagesspiegel.html. Zugegriffen: 2. Febr. 2025

Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz (2020) Künstliche Intelligenz gegen Burnout: Wie Technologie Gesundheit am Arbeitsplatz verbessern kann. https://www.bmas.de/SharedDocs/Downloads/DE/Pressemitteilungen/2020/strategie-kuenstliche-intelligenz-der-bundesregierung-fortschreibung-2020.html. Zugegriffen: 3. März 2025

Busch V (2021) Kopf frei! Wie Sie Klarheit, Konzentration und Kreativität gewinnen. Droemer, München

Cerasoli CP, Nicklin JM, Ford MT (2014) Intrinsic motivation and extrinsic incentives jointly predict performance: a 40-year meta-analysis. Psychol Bull 140(4):980–1008

Dettmers J, Bamberg E (2021) Digitale Erreichbarkeit und Erholung: Herausforderungen für die betriebliche Gesundheitsförderung. Präv Gesundheitsf 16(2):123–130. https://doi.org/10.1007/s11553-021-00840-7

Deutscher Gewerkschaftsbund (2022) Künstliche Intelligenz (KI) für gute Arbeit. https://www.dgb.de/gute-arbeit/digitalisierung-in-der-arbeitswelt/. Zugegriffen: 5. März 2025

Dragano N, Riedel-Heller S, Lunau T (2021) Haben digitale Technologien bei der Arbeit Einfluss auf die psychische Gesundheit? Nervenarzt 92:1111–1120

Dunstan DW, Howard B, Healy GN, Owen N (2012) Too much sitting – a health hazard. Diabetes Res Clin Pract 97(3):368–376. https://doi.org/10.1016/j.diabres.2012.05.020

Eidam B (2023) Digitale Empathie: Wie Technologie unsere sozialen Beziehungen beeinflusst. https://digitales-institut.de/digitale-empathie-wie-technologie-unsere-sozialen-beziehungen-beeinflusst/

Eisenberger NI, Lieberman MD (2004) Why it hurts to be left out: The neurocognitive overlap between physical and social pain. Trends Cogn Sci 8(7):294–300. https://doi.org/10.1016/j.tics.2004.05.010

Europäische Union (2016) Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO). Verordnung (EU) 2016/679 vom 27. April 2016. Amtsblatt der Europäischen Union, L 119:1–88. https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/PDF/?uri=CELEX:32016R0679

Hakamata Y, Komi S, Moriguchi Y, Izawa S, Motomura Y, Sato E, Mizukami S, Kim Y, Hanakawa T, Inoue Y, Tagaya H (2017) Amygdala-centred functional connectivity affects daily cortisol concentrations: a putative link with anxiety. Sci Rep 7(1):8313. https://doi.org/10.1038/s41598-017-08918-7

Hüther G (2016) Biologie der Angst: Wie aus Stress Gefühle werden. Vandenhoeck & Ruprecht, Göttingen

Kinner VL, Wolf OT, Merz CJ (2018) Cortisol increases the return of fear by strengthening amygdala signaling in men. Psychoneuroendocrinology 91:79–85. https://doi.org/10.1016/j.psyneuen.2018.02.020

Lanca C, Saw SM (2020) The association between digital screen time and myopia: a systematic review. Ophthalmic Physiol Opt 40(2):216–229. https://doi.org/10.1111/opo.12657

LeDoux JE (2000) Emotion circuits in the brain. Annu Rev Neurosci 23:155–184. https://doi.org/10.1146/annurev.neuro.23.1.155

Long D, Magerko B (2020) What is AI literacy? Competencies and design considerations. In: Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. Association for Computing Machinery, S 1–16 https://doi.org/10.1145/3313831.3376727

Lupien SJ, McEwen BS, Gunnar MR, Heim C (2009) Effects of stress throughout the lifespan on the brain, behaviour and cognition. Nat Rev Neurosci 10(6):434–445. https://doi.org/10.1038/nrn2639

MacEachen E, Kosny A, Scott-Dixon K, Facey M, Chambers L, Breslin C, Kyle N, Irvin E, Mahood Q (2010) Small Business Systematic Review Team. Workplace health understandings and processes in small businesses: a systematic review of the qualitative literature. J Occup Rehabil 20(2):180–198. https://doi.org/10.1007/s10926-009-9227-7

Manganello JA et al (2024) Screen use, physical injuries and ortopedic health. In: Christakis DA, Hale L (Hrsg) Handbook of children and screens – digital media, development, and well-being from birth through adolescence. Springer, Wiesbaden, S 109–116

Marcora SM, Staiano W, Manning V (2009) Mental fatigue impairs physical performance in humans. J Appl Physiol 106(3):857–864. https://doi.org/10.1152/japplphysiol.91324.2008

Nahavandi D, Alizadehsani R, Khosravi A, Acharya UR (2022) Application of artificial intelligence in wearable devices: opportunities and challenges. Comput Methods Programs Biomed 213:106541. https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2021.106541

OECD – Organisation for Economic Co-operation and Development (2025) Algorithmic management in the workplace. OECD Publishing. https://www.oecd.org/en/publications/algorithmic-management-in-the-workplace_287c13c4-en.html

Ophir E, Nass C, Wagner AD (2009) Cognitive control in media multitaskers. Proc Natl Acad Sci

USA 106(37):15583–15587. https://doi.org/10.1073/pnas.0903620106

Rauch R, Thiemann D, Kaiser S, Kozica A (2021) Die digitale Arbeitswelt in ihrer Mehrdimensionalität verstehen: Digitalisierungsatlas und -index. In: Kaiser S, Kozica A, Böhringer F, Wissinger J (Hrsg) Digitale Arbeitswelt. Springer Gabler, Wiesbaden, S 19–39 https://doi.org/10.1007/978-3-658-33224-2_2

Roberts AG, Peckins MK, Gard AM, Hein TC, Hardi FA, Mitchell C, Monk CS, Hyde LW, Lopez-Duran NL (2022) Amygdala reactivity during socioemotional processing and cortisol reactivity to a psychosocial stressor. Psychoneuroendocrinology 144:105855. https://doi.org/10.1016/j.psyneuen.2022.105855

Singla A et al (2025) The state of AI. https://www.mckinsey.com/capabilities/quan-tumblack/our-insights/the-state-of-ai#/. Zugegriffen: 3. März 2025

Sminkey PV (2015) The "whole-person" approach: understanding the connection between physical and mental health. Prof Case Manag 20(3):154–155. https://doi.org/10.1097/NCM.0000000000000094

Statista (2024a) Ausgaben für Künstliche Intelligenz in Deutschland in den Jahren 2022 bis 2025. https://de.statista.com/statistik/da-ten/studie/1452482/umfrage/ausgaben-fuer-kuenstliche-intelligenz-in-deutschland/#:~:text=Die%20Ausgaben%20f%C3%BCr%20K%C3%BCnstliche%20In-telligenz,jeweils%20rund%2030%20Prozent%20erwartet. Zugegriffen: 4. März 2025

Statista (2024b) Was bereitet Ihnen beim Einsatz von KI Sorgen? https://de.statista.com/statistik/daten/studie/1250932/umfrage/sorgen-beim-ein-satz-von-kuenstlicher-intelligenz/. Zugegriffen: 4. März 2025

Tarafdar M, Tu Q, Ragu-Nathan BS, Ragu-Nathan TS (2007) The impact of technostress on role stress and productivity. Info Systems J 17(4):317–342

Varnosfaderani SM, Forouzanfar M (2024) The role of AI in hospitals and clinics: transforming Healthcare in the 21st century. Bioengineering 11(4):337. https://doi.org/10.3390/bioengineering11040337

Weil AR (2017) The work/health relationship. Health Aff 36(2):199. https://doi.org/10.1377/hlthaff.2017.0059

Wijdicks EFM (2019) The ascending reticular activating system. Neurocrit Care 31(2):419–422. https://doi.org/10.1007/s12028-019-00687-7

Daten und Analysen zu krankheitsbedingten Fehlzeiten

Inhaltsverzeichnis

Kapitel 23 **Wie geht es den Beschäftigten in Deutschland – Ergebnisse aus Befragungen zwischen 2020 und 2025 – 319**
Johanna Baumgardt und Hannes Klawisch

Kapitel 24 **Krankheitsbedingte Fehlzeiten in der deutschen Wirtschaft im Jahr 2024 – 345**
Antje Schenkel, Markus Meyer, Antonia Düring und Johanna Baumgardt

Kapitel 25 **Krankheitsbedingte Fehlzeiten nach Branchen im Jahr 2024 – 423**
Antje Schenkel, Antonia Düring und Markus Meyer

Kapitel 26 **Entwicklung der Krankengeldfälle und -ausgaben bei AOK-Mitgliedern im Jahr 2024 – 643**
Miriam Räker und Reinhard Schwanke

Kapitel 27 **Krankheitsbedingte Fehlzeiten in der Bundesverwaltung und Bilanz von 15 Jahren Betrieblichen Gesundheitsmanagements in der unmittelbaren Bundesverwaltung – 657**
Annette Schlipphak und Björn Wegener

Kapitel 28 Karenztage und Absenkung der Lohnersatzrate – eine ökonomische Einordnung – 675
Nicolas R. Ziebarth

Wie geht es den Beschäftigten in Deutschland – Ergebnisse aus Befragungen zwischen 2020 und 2025

Johanna Baumgardt und Hannes Klawisch

Inhaltsverzeichnis

23.1 Theoretischer Hintergrund und Fragestellungen – 320

23.2 Methodik – 321

23.3 Ergebnisse und Diskussion – 325

23.4 Zusammenfassung und Ableitungen für die betriebliche Praxis – 338

23.5 Anhang: Klassifikation der Berufe – 340

Literatur – 341

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_23

Zusammenfassung

Die Förderung und Aufrechterhaltung der Gesundheit von Beschäftigten ist neben ethisch-moralischen Gesichtspunkten in Zeiten multipler gesellschaftlicher Krisen und Umbrüche, die gegenwärtig mit Fachkräftemangel, zahlreichen vakanten Stellen sowie hohen beruflichen Fehlzeiten einhergehen, wichtiger für das Bestehen, den Erfolg und die Weiterentwicklung von Organisationen denn je. Mit Blick auf die stetig steigenden Fallzahlen und Erkrankungsdauern aufgrund psychischer Erkrankungen müssen Arbeitgeber hier v. a. auch das psychosoziale Wohlergehen von Beschäftigten in den Blick nehmen. Vor diesem Hintergrund werden im vorliegenden Beitrag Ergebnisse einer repräsentativen, seit 2020 jährlich durchgeführten Trendstudie zu beruflichen Fehlzeiten, Präsentismus, dem Gesundheitszustand, beruflich bedingten gesundheitlichen Beeinträchtigungen, kognitiven Irritationen sowie zur Verfügbarkeit und Inanspruchnahme von Angeboten der betrieblichen Gesundheitsförderung präsentiert. Abschließend werden konkrete Ableitungen zum Erhalt und zur Stärkung der Gesundheit von Beschäftigten für die berufliche Praxis dargelegt.

23.1 Theoretischer Hintergrund und Fragestellungen

Gesellschaftliche Krisen und Umbrüche ebenso wie technische Entwicklungen wirken gegenwärtig massiv auf die Arbeitswelt und damit jeden Betrieb und jedes Unternehmen. Organisationale Veränderungen wiederum können – sofern nicht entsprechend flankiert – potenziell negative Auswirkungen auf den Gesundheitszustand von Arbeitnehmerinnen und Arbeitnehmern haben (Pietzonka und Oberbeck 2023; Quinlan et al. 2001). So können sie bspw. das Risiko, an Depressionen, Angststörungen oder Burnout zu erkranken, erhöhen (Greenglas und Burke 2000) und korrelieren mit Zynismus, Absentismus und psychischer Beanspruchung (Kalimo et al. 2003). Beschäftigte können dabei sowohl direkt, z. B. durch neue Aufgaben und Anpassungsprozesse, als auch indirekt, z. B. durch Rollenkonflikte oder Arbeitsplatzunsicherheit, betroffen sein (Robblee 1998; Swanson und Power 2001). Somit sollten Arbeitgeber aktuell mehr denn je ein hohes Interesse an der Erhaltung, Stärkung und schnellen Wiederherstellung der Gesundheit der Beschäftigten haben – u. a. da diese auch explizit in engem Zusammenhang mit einer positiven Entwicklung der eigenen Organisation steht (Freuding und Wohlrabe 2021). Mit Blick auf die seit vielen Jahren steigenden beruflichen Fehlzeiten aufgrund psychischer Erkrankungen (Schenkel et al. 2024) sollten Organisationen dabei v. a. das psychosoziale Wohlbefinden von Beschäftigten in den Blick nehmen, denn ungünstige psychosoziale Arbeitsbedingungen können ein Risiko für das Auftreten psychischer Erkrankungen darstellen (Seidler et al. 2022; Niedhammer et al. 2021). Eine aktuelle Befragung von 79.416 Beschäftigten aus 357 Unternehmen hat zudem erneut belegt, dass arbeitsbedingte psychische Belastungen kein Randphänomen mehr sind und Arbeitsbedingungen wie Zeitdruck, emotionale Anforderungen, Arbeitsdichte und häufige Unterbrechungen zu den stärksten arbeitsbedingten Belastungsfaktoren mentaler Gesundheit zählen (Dear Employee 2025). Mögliche Folgen solcher Belastungen können sich von kurz- bis mittelfristigen Stressreaktionen wie z. B. Anspannung, Ärger oder Gereiztheit bis zu manifesten, mitunter langfristigen Erkrankungen wie bspw. Depressionen, Angsterkrankungen oder Anpassungsstörungen erstrecken (Zapf und Semmer 2004). Unter dem Begriff *Belastungen* werden an dieser Stelle grundsätzlich alle von außen auf einen Menschen einwirkenden Faktoren verstanden, während der Begriff *Beanspruchung* die Auswirkungen der Belastung auf einen Organismus adressiert. Insbesondere die Verfügbarkeit personen- und situationsbezogener Bewältigungsmöglichkeiten bzw. Ressourcen entscheidet dann darüber, ob eine Belastung positiv als Herausforderung wahrgenommen oder im negativen Sinn als Stress erlebt und zu einer Beanspruchung wird

(Bakker und Demerouti 2007). Psychischer Stress ist dabei eine aversiv erlebte und von negativen Gefühlen begleitete Beanspruchung, für deren Bewältigung ein Mensch keine ausreichenden Ressourcen zur Verfügung hat.[1] Psychische Beeinträchtigungen des Befindens wie bspw. Ärger, Wut oder Gereiztheit können als mittel- bis langfristige Folgen von Stressoren verstanden werden, die in psychische Erschöpfungszustände münden können, die in Arbeitspausen, nach Feierabend oder am Wochenende nicht mehr abgebaut werden können (Mohr 1986). Den Zustand zwischen psychischer Erschöpfung und psychischer Erkrankung haben Mohr, Rigotti und Müller (2005) als *kognitive Irritation* bezeichnet. *Kognitive Irritationen* werden dabei als tätigkeitsspezifischer Indikator psychischer (Fehl-)Beanspruchung infolge von Belastungen durch Arbeit definiert (Mohr et al. 2005). Sie zeigen sich beispielsweise darin, dass Erwerbstätige auch nach Feierabend noch gedanklich mit Problemen aus dem Arbeitsalltag beschäftigt sind. Da kognitive Irritationen potenziell Vorläufer manifester psychischer Beeinträchtigungen sind und das Risiko für manifeste psychische oder psychosomatische Erkrankungen erhöhen, kann durch deren frühzeitige Diagnostik und Behandlung weiteren gesundheitlichen Beeinträchtigungen vorgebeugt werden.

Hier können Arbeitgeber sowohl mit verhaltens- als auch mit verhältnisbezogenen Maßnahmen der betrieblichen Gesundheitsförderung ansetzen, um die Gesundheit von Beschäftigten zu schützen, zu erhalten und zu fördern. Als erster Schritt entsprechender Aktivitäten sollte dabei immer eine Evaluation der gesundheitlichen Lage und des konkreten Bedarfs der Beschäftigten stehen. Vor diesem Hintergrund werden in der vorliegenden Studie folgende gesundheitsbezogene Fragestellungen untersucht:

- Wie oft fehlen Beschäftigte nach eigenen Aussagen erkrankungsbedingt bei ihrer Arbeit (Absentismus)?
- Wie häufig arbeiten sie trotz Erkrankung (Präsentismus)?
- Wie schätzen Beschäftigte ihren gesundheitlichen Zustand ein?
- Wie häufig erleben sie Beeinträchtigungen des psychischen Befindens und somatische Beschwerden? Wie stark sind diese ausgeprägt?
- Wie stark sind Beschäftigte auch nach Feierabend noch gedanklich mit Problemen aus dem Arbeitsalltag beschäftigt?
- Inwieweit sind Beschäftigten Maßnahmen der betrieblichen Gesundheitsförderung bekannt? Wie häufig nutzen sie diese?
- Wie haben sich Absentismus, Präsentismus, Gesundheitszustand und die Bekanntheit und Nutzung von BGF-Angeboten in den zurückliegenden Jahren entwickelt?

23.2 Methodik

Im Auftrag des Wissenschaftlichen Instituts der AOK (WIdO) wurden durch das Befragungsinstitut *forsa* im Rahmen des Fehlzeiten-Reports jährlich Befragungen unter abhängig Beschäftigten durchgeführt (vgl. bspw. Baumgardt 2023; Waltersbacher et al. 2018; Zok und Dammasch 2012). In die Analysen des vorliegenden Beitrags wurden Erhebungen aus den Jahren 2020 bis 2025 einbezogen. Zur Gewährleistung der Vergleichbarkeit wurden zum einen aus diesen Datensätzen nur Angaben von Befragten eingeschlossen, die zwischen 20 und 65 Jahren alt und zum Zeitpunkt der Befragung abhängig beschäftigt waren. Zum anderen wurden die einzelnen Datensätze durch das Befragungsinstitut *forsa* mit Blick auf die mittels Mikrozensus ermittelte gesamtdeutsche Verteilung der Variablen Alter, Geschlecht und Bundesland dem Erhebungsjahr

1 Als Beeinträchtigung des Befindens ist psychischer Stress dabei von psychischen Erkrankungen abzugrenzen: Während Menschen bei Erstgenanntem in der Regel arbeitsfähig bleiben, sind letztgenannte behandlungsbedürftige Krankheitsbilder, die mit klinischen Diagnosen, entsprechenden Behandlungen und beruflichen Fehlzeiten einhergehen.

Tab. 23.1 Formulierung, Herkunft und Antwortmöglichkeiten der Fragestellungen

Item	Antwortmöglichkeiten	Herkunft
Soziodemographische und arbeitsbezogene Aspekte		
Wie alt sind Sie?	Alter in Jahren	Selbstentwickelt
Welche Erwerbssituation trifft auf Sie zu?	0 = Vollzeit 1 = Teilzeit 2 = Auszubildende/r oder dual Studierende/r	
Welchem Geschlecht fühlen Sie sich zugehörig?	1 = Männlich 2 = Weiblich 3 = Divers	GESIS (2024)
Welchen höchsten berufsqualifizierenden oder akademischen Abschluss haben Sie?	1 = Lehre, Berufsfachschule, Handelsschule 2 = Fachschule, Berufs- oder Fachakademie 3 = Fachhochschule bzw. Ingenieurschule 4 = eine Universität, Hochschule 5 = noch in Ausbildung oder im Studium 6 = keinen beruflichen Abschluss	
Welche berufliche Tätigkeit üben Sie derzeit in Ihrem Hauptberuf aus?	Siehe ▶ Abschn. 23.5	Statistik der Bundesagentur für Arbeit (2020)
Wie hoch ist Ihr persönliches monatliches Netto-Einkommen?	1 = unter 1.000 € 2 = 1.000 bis unter 1.500 € 3 = 1.500 bis unter 2.000 € 4 = 2.000 bis unter 2.500 € 5 = 2.500 bis unter 3000 € 6 = 3.000 bis unter 4.500 € 7 = 4.500 € oder mehr	Selbstentwickelt
Wie viele Mitarbeitende hat Ihre Organisation?	1 = 1–9 2 = 10–49 3 = 50–249 4 = 250–999 5 = 1000 oder mehr	Selbstentwickelt

Tab. 23.1 (Fortsetzung)

Item	Antwortmöglichkeiten	Herkunft
Haben Sie eine Leitungsfunktion mit Personalführungsaufgaben in Ihrer Organisation inne?	0 = Nein 1 = Ja	Selbstentwickelt
Wie viele Personen, außer Ihnen selbst, umfasst die Organisationseinheit, für das Sie diese Leitungsfunktion innehaben?	1 = 1–9 2 = 10–19 3 = 20–29 4 = 30 oder mehr	Selbstentwickelt
Wie viele Jahre arbeiten Sie schon bei Ihrer derzeitigen Organisation?	Anzahl Jahre	Selbstentwickelt
Sind Sie gegenwärtig in einem befristeten oder einem unbefristeten Arbeitsverhältnis?	0 = Befristet 1 = Unbefristet	
Wie zufrieden sind Sie alles in allem gesehen mit Ihrer Arbeit?	1 = Ganz und gar nicht zufrieden 2 = Eher nicht zufrieden 3 = Weder zufrieden noch unzufrieden 4 = Eher zufrieden 5 = Voll und ganz zufrieden	Selbstentwickelt
Wie stark fühlen Sie sich mit Ihrer Organisation verbunden?	1 = Ganz und gar nicht verbunden 2 = Eher nicht verbunden 3 = Weder verbunden noch unverbunden 4 = Eher verbunden 5 = Sehr stark verbunden	Selbstentwickelt
Gesundheitsbezogene Aspekte		
Wie bewerten Sie Ihren Gesundheitszustand im Allgemeinen?	1 = Sehr schlecht 2 = Eher schlecht 3 = Mittelmäßig 4 = Eher gut 5 = Sehr gut	Nach Cox et al. (2009)
Leiden Sie unter chronischen Beschwerden oder Erkrankungen?	0 = Nein 1 = Ja	

Tab. 23.1 (Fortsetzung)

Item	Antwortmöglichkeiten	Herkunft
Es fällt mir schwer, nach der Arbeit abzuschalten.	1 = Trifft überhaupt nicht zu 2 = Trifft eher nicht zu 3 = Trifft teilweise zu 4 = Trifft eher zu 5 = Trifft voll und ganz zu	Nach Mohr et al. (2005)
Ich muss auch außerhalb der Arbeitszeit an Schwierigkeiten bei der Arbeit denken.		
Beschwerden, die durch die Arbeit entstanden sind: Kopfschmerzen; Lustlosigkeit, wie „ausgebrannt“ sein; Infektionserkrankungen; Nervosität und Reizbarkeit; Konzentrationsprobleme; Rücken- oder Gelenkbeschwerden; Angstgefühle vor, bei, oder nach der Arbeit; Herz-Kreislauf-Beschwerden; Erschöpfung; Niedergeschlagenheit; Magen-Darm-Beschwerden; Zweifel an den eigenen Fähigkeiten; Atemwegserkrankungen; Wut und Verärgerung; Schlafstörungen	1 = Nie 2 = Selten 3 = Ab und zu 4 = Häufig 5 = Immer	BAuA (2013)
Wie viele Tage haben Sie in den letzten 12 Monaten krankheitsbedingt nicht gearbeitet?	Anzahl Tage	Nach Aronsson et al. (2000)
An wie vielen Tagen ist es in den letzten 12 Monaten vorgekommen, dass Sie entgegen ärztlichem Rat krank zur Arbeit gegangen sind bzw. im Homeoffice gearbeitet haben?		
An wie vielen Tagen ist es in den letzten 12 Monaten vorgekommen, dass Sie entgegen dem Rat von Freunden, Familie oder entgegen Ihrer eigenen Einschätzung zur Arbeit gegangen sind bzw. im Homeoffice gearbeitet haben?		
Gibt es folgende Angebote der Betrieblichen Gesundheitsförderung in Ihrer Organisation: Analysen der betrieblichen Situation, Maßnahmen zur Verbesserung der Arbeitssituation, Maßnahmen zur Verbesserung der Arbeitsumgebung, Maßnahmen zur Verbesserung des Betriebsklimas und der Gesprächskultur?	0 = Nein 1 = Ja	Selbstentwickelt
Haben Sie bereits Angebote der Betrieblichen Gesundheitsförderung in Anspruch genommen oder nehmen Sie sie zurzeit in Anspruch?		
Aus welchem Grund nehmen Sie keine Angebote der Betrieblichen Gesundheitsförderung in Anspruch?	1 = Ich schaffe es nicht, mir ausreichend Zeit dafür einzuräumen 2 = Es gibt keine Angebote, die mich interessieren 3 = Ich halte nichts von Betrieblicher Gesundheitsförderung 4 = Meine/r Vorgesetzte/r würde meine Teilnahme nicht gutheißen 5 = Ich kenne die einzelnen Angebote nicht 6 = Sonstiges und zwar TEXTFELD	Selbstentwickelt

entsprechend gewichtet.[2] Somit können die untersuchten Stichproben bzgl. dieser Aspekte als repräsentativ für die erwerbstätige Bevölkerung in Deutschland betrachtet werden (Hundenborn und Enderer 2019).

Alle Erhebungen wurden entsprechend dem internationalen Kodex zur Markt-, Meinungs- und Sozialforschung und Datenanalytik des Arbeitskreises Deutscher Markt- und Sozialforschungsinstitute (ADM e. V.) konzipiert und realisiert (ADM 2023).

Die Formulierung, Herkunft und Antwortmöglichkeiten der Fragen sind in Tab. 23.1 dargelegt. Die Befragungen beziehen sich jeweils auf die zwölf Monate vor dem jeweiligen Erhebungszeitpunkt. Alle eingesetzten Fragebögen wurden im WIdO entwickelt und durch das GESIS – Leibniz-Institut für Sozialwissenschaften in Mannheim supervidiert und vom Befragungsinstitut *forsa* im Rahmen eines Pretests vorab validiert (GESIS 2024).

Die vorliegenden Befragungsdaten wurden sowohl deskriptiv (Anzahl, prozentualer Anteil, Minimum, Maximum, Mittelwert[3], Standardabweichung[4]) als auch mittels des dem Skalenniveau entsprechenden Zusammenhangsmaßes (Chi-Quadrat-Test, Produkt-Moment-Korrelation, Kendalls Rangkorrelation, Punkt-biseriale Korrelation) ausgewertet.

Die verwendeten Likert-Skalen mit Antwortmöglichkeiten von „*1 = nie/(trifft) überhaupt nicht (zu)/sehr schlecht/ganz und gar nicht zufrieden bzw. verbunden*“ bis „*5 = trifft voll und ganz zu/immer/sehr gut/voll und ganz zufrieden bzw. verbunden*“ wurden als quasimetrisch behandelt und entsprechend analysiert (Bortz und Schuster 2010). Anwendung und Interpretation der berichteten Zusammenhangsmaße orientierten sich dabei an einschlägigen Quellen (ebenda). Das Signifikanzniveau wurde auf 5 % festgelegt. Zur besseren Lesbarkeit wurden signifikante Gruppenunterschiede im vorliegenden Beitrag wie folgt berichtet: $p < 0{,}05$ = *; $p < 0{,}01$ = **; $p < 0{,}001$ = ***. Alle statistischen Analysen erfolgten mit der Statistik-Software IBM SPSS 27.

23.3 Ergebnisse und Diskussion

Wie in vielen gesundheitsbezogene Studien der letzten Jahre sind auch in der vorliegenden v. a. die Daten aus den Jahren 2021 bis 2024 vor dem Hintergrund der Covid-19-Pandemie zu interpretieren. Da die im Rahmen der Zeitreihen analysierten Befragungen des Jahres 2020 vor Beginn der Pandemie und die Befragungen der Jahre 2023 und 2024 zu bzw. nach deren unmittelbarem Ende durchgeführt wurden, kann auf Basis der vorliegenden Daten ein vorsichtiger Vergleich der unterschiedlichen Pandemiephasen gewagt werden. So können Werte aus dem Jahr 2020 als Aussagen für die Zeit „vor der Pandemie“, Werte aus den Jahren 2021 und 2022 als Aussagen „während der Pandemie“ und Werte aus den Jahren 2023 bis 2024 als Aussagen „nach der Pandemie“ eingeordnet werden. Es ist davon auszugehen, dass die Daten aus dem Jahr 2025 nur noch in geringem Ausmaß von der Covid-19-Pandemie beeinflusst sind. Mit dieser Betrachtungsweise erschließen sich viele der präsentierten Ergebnisse inhaltlich, worauf in deren Einordnung an vielen Stellen hingewiesen wird.

Tab. 23.2 zeigt soziodemographische und arbeitsbezogene Charakteristika der ein-

2 Die Struktur-Gewichtung der Stichprobenergebnisse nach Alter, Geschlecht und Bundesland erfolgte auf Grundlage des Mikrozensus 2018–2023 des Statistischen Bundesamtes. Die Gewichte wurden basierend auf dem Mikrozensus berechnet, welcher zwei Jahre vor den jeweils hier untersuchten Stichproben erhoben wurde. Siehe auch: ▶ https://erhebungsportal.estatistik.de/Erhebungsportal/informationen/informationen-zum-mikrozensus-3629.

3 Der Mittelwert gehört zu den statistischen Lageparametern und beschreibt den statistischen Durchschnittswert. Um ihn zu berechnen, werden alle Werte einer Fragestellung addiert und die Summe durch die Anzahl aller Werte geteilt.

4 Die Standardabweichung beschreibt die durchschnittliche Entfernung aller gemessenen Ausprägungen eines Merkmals von deren Mittel- bzw. Durchschnittswert. Sie gehört zu den Streuungsmaßen, da sie ein Maß für die Streubreite der Werte eines Merkmals um dessen Mittelwert ist.

Tab. 23.2 Soziodemographische und arbeitsgebogene Kennzahlen der Befragungskohorten

	2020	2021	2022	2023	2024[d]	2025
Anzahl der Befragten	N = 2.468	N = 2.501	N = 2.480	N = 2.486	N = 2.485	N = 2.490
Alter (standarisiert)[b]	43,1 ± 11,7	43,5 ± 11,5	43,9 ± 11,9	43,6 ± 11,7	43,6 ± 11,7	43,08 ± 12,4
Geschlecht (standarisiert)[a]						
männlich	51,7 % (n = 1.277)	51,7 % (n = 1.293)	51,8 % (n = 1.283)	51,5 % (n = 1.281)	51,6 % (n = 1.283)	51,9 % (n = 1.292)
weiblich	48,2 % (n = 1.190)	48,2 % (n = 1.204)	48,2 % (n = 1.194)	48,3 % (n = 1.202)	48,2 % (n = 1.197)	48,1 % (n = 1.196)
divers	0,0 % (n = 1)	0,1 % (n = 3)	0,1 % (n = 2)	0,1 % (n = 3)	0,2 % (n = 4)	
Höchster Abschluss[a]						
Lehre	33,9 % (n = 835)	32,6 % (n = 815)	33,0 % (n = 818)	31,5 % (n = 783)	31,6 % (n = 785)	33,0 % (n = 822)
Fachschule	13,4 % (n = 331)	12,9 % (n = 321)	12,3 % (n = 305)	10,5 % (n = 262)	10,8 % (n = 268)	9,6 % (n = 239)
Fachhochschule	11,0 % (n = 271)	12,7 % (n = 318)	13,4 % (n = 331)	12,9 % (n = 320)	13,5 % (n = 335)	11,8 % (n = 295)
Universität	32,9 % (n = 812)	37,1 % (n = 928)	36,8 % (n = 911)	40,4 % (n = 1.005)	39,6 % (n = 985)	39,6 % (n = 985)
Noch in Ausbildung/Studium/u. ä.	2,9 % (n = 71)	2,5 % (n = 62)	0,8 % (n = 20)	1,5 % (n = 37)	1,2 % (n = 29)	3,2 % (n = 80)
Kein beruflicher Abschluss	1,6 % (n = 41)	1,1 % (n = 27)	1,7 % (n = 43)	1,4 % (n = 35)	2,3 % (n = 56)	1,9 % (n = 48)
Vollzeit erwerbstätig[a]	74,2 % (n = 1.831)	77,4 % (n = 1.937)	76,6 % (n = 1.901)	75,8 % (n = 1.885)	75,7 % (n = 1.882)	73,7 % (n = 1.834)
Jahre bei derzeitigem Arbeitgeber[b]	12,2 ± 11,0 (0–50)	12,7 ± 10,8 (1–48)	n. e.	n. e.	12,9 ± 10,8 (1–50)	11,8 ± 10,6 (1–49)
Unbefristetes Arbeitsverhältnis[a]	89,4 % (n = 2.205)	n. e.	n. e.	n. e.	93,6 % (n = 2.326)	92,8 % (n = 2.309)

Tab. 23.2 (Fortsetzung)

	2020	2021	2022	2023	2024[d]	2025
Häufigste Berufe[a,c]						
Informatik-, Informations- und Kommunikationstechnologie	6,0 % (n = 147)	9,9 % (n = 248)	7,9 % (n = 195)	9,9 % (n = 246)	7,5 % (n = 185)	9,7 % (n = 241)
Recht und Verwaltung	10,0 % (n = 246)	11,5 % (n = 286)	10,2 % (n = 252)	11,8 % (n = 294)	11,5 % (n = 285)	9,1 % (n = 226)
Finanzdienste, Rechnungswesen und Steuerberatung	5,4 % (n = 133)	7,2 % (n = 180)	7,9 % (n = 195)	5,1 % (n = 127)	9,3 % (n = 229)	7,8 % (n = 194)
Medizin und Gesundheit	9,3 % (n = 229)	8,6 % (n = 214)	8,1 % (n = 200)	7,7 % (n = 190)	7,0 % (n = 174)	7,7 % (n = 192)
Lehre und (Aus-)Bildung	7,8 % (n = 192)	7,9 % (n = 197)	7,1 % (n = 174)	8,0 % (n = 198)	8,2 % (n = 203)	7,4 % (n = 183)
Netto-Einkommen[a]						
Unter 1000 €	6,0 % (n = 144)	n. e.	n. e.	n. e.	1,8 % (n = 45)	2,2 % (n = 53)
1000–1499 €	11,7 % (n = 278)				5,9 % (n = 143)	7,0 % (n = 171)
1500–1999 €	17,2 % (n = 409)				10,2 % (n = 249)	9,8 % (n = 239)
2000–2499 €	19,9 % (n = 475)				19,3 % (n = 469)	15,6 % (n = 380)
2500–2999 €	16,6 % (n = 395)				17,9 % (n = 435)	18,3 % (n = 447)
3000 € oder mehr	28,6 % (n = 682)				44,8 % (n = 1.089)	47,1 % (n = 1.150)

[a] Prozentangabe (Anzahl)
[b] = Mittelwert ± Standardabweichung (Minimum-Maximum)
[c] Die Aufzählung entspricht den fünf häufigsten Berufsfeldern im Jahr 2025
[d] z. T. leicht abweichende Häufigkeiten gegenüber den bei Krist und Baumgardt (2024) berichteten Ergebnissen ergeben sich aus den unterschiedlichen Filterkriterien für die ausgewerteten Stichproben
n. e. = nicht erhoben

zelnen Befragungskohorten. Wie dort ersichtlich, ist der Anteil an Fachhochschul- und Universitätsabschlüssen im Vergleich zum Vorjahr unverändert hoch, während er zwischen 2020 und 2024 ansteigend war. Dies spiegelt den allgemeinen Anstieg der Akademikerquote und der Akademisierung in Deutschland wider, gemäß welchem aktuell mehr Personen höhere Bildungsabschlüsse anstreben und erreichen können als dies in der Vergangenheit der Fall war (Blaeschke und Freitag 2021; Destatis 2024a; Anger und Geis 2017). Da höhere Bildungsabschlüsse im Regelfall zu höheren Verdiensten bei Beschäftigten führen, zeigt sich dieser Trend auch indirekt im Anstieg der Gehälter der Befragten über die Zeit (Anger und Geis 2017). Hier ist der Anteil derer mit einem Nettoeinkommen von 3.000 € oder mehr seit 2020 von 28,6 % auf 47,1 % gestiegen, während sich der Anteil der Geringverdiener mit einem Einkommen unter 1.500 € von 17,7 % auf 9,2 % reduziert hat.

Ebenfalls zu beachten ist, dass die vorliegenden Daten nicht repräsentativ für die Verteilung der Berufe in der erwerbstätigen Bevölkerung von Deutschland sind. Hier entfielen die „Top 5" auf Berufe in Unternehmensführung und -organisation (12,42 %), Medizinische Gesundheitsberufe (7,55 %), Verkaufsberufe (6,57 %), Maschinen- und Fahrzeugtechnikberufe (5,36 %) sowie Verkehrs- und Logistikberufe (5,2 %; TU Braunschweig 2020). Hierdurch sind berufsgruppenspezifische Verzerrungen möglich, die bei der Interpretation der Ergebnisse zu beachten sind.

Berufliche Fehlzeiten

Im Erhebungsjahr 2025 gaben die Befragten (n = 2.466) für die zurückliegenden zwölf Monate durchschnittlich 13,4 (± 27,3) Arbeitsunfähigkeitstage (AU-Tage) an. 19,0 % (n = 469) der Befragten waren dabei nie arbeitsunfähig geschrieben. Abb. 23.1a zeigt die Entwicklung der AU-Tage seit 2020. Abb. 23.1b zeigt die durchschnittliche selbstberichtete AU-Dauer derjenigen, die mindestens an einem Tag im jeweiligen Erhebungsjahr arbeitsunfähig waren. An dieser Stelle werden beide Werte berichtet, da Abb. 23.1a auch diejenigen Beschäftigten beinhaltet, die **keine** beruflichen Fehlzeiten berichtet haben, was den Gesamtmittelwert nach unten verzerrt. Abb. 23.1b ist entsprechend näher an der realen Dauer der Fehlzeiten, da sie nur die Angaben derjenigen berücksichtigt, die **tatsächlich** bei ihrer Arbeit fehlten.

Die absoluten AU-Tage lagen in den vorliegenden Befragungen unter denen anderer Studien (Schenkel et al. 2025; Techniker Krankenkasse 2025; IAB 2025). Dies kann dadurch bedingt sein, dass in vielen öffentlichen Gesundheitsberichterstattungen Wochenenden bei der Anzahl der AU-Tage mitgezählt werden. Bei der vorliegenden Befragung ist jedoch naheliegend, dass sich die persönlich erinnerten Fehlzeiten nur auf Werktage beziehen. Zudem beruhen die Ergebnisse der vorliegenden Erhebungen im Unterschied zu Statistiken von Krankenkassen nicht auf abgerechneten AU-Bescheinigungen, sondern auf der persönlichen Erinnerung der Befragten. Da es sich bei der Befragung zudem um eine retrospektive Messung handelt, die sich auf einen Zeitraum von mehr als sechs Monaten bezog, sind auch Verzerrungen der Erinnerung der Befragten denkbar (Johns 2011; Skagen und Collins 2016).

Auch der Rückgang der selbstberichteten AU-Tage im Jahr 2021 ist vor dem Hintergrund der dann in Kraft getretenen pandemiebedingten Schutzmaßnahmen plausibel, da durch diese Maßnahmen soziale Kontakte stark eingeschränkt wurden und damit das Risiko für Infektionskrankheiten sank. Mit dem Rückgang dieser Maßnahmen war folglich ein Anstieg der AU-Tage zu erwarten, der sich auch in anderen Studien zeigte (Meyer et al. 2023; Destatis 2024b). Dass seither verhältnismäßig hohe, über das Ausgangsniveau im Jahr 2020 hinausreichende Krankenstände zu beobachten sind (Schenkel et al. 2024; Meyer et al. 2023) wird zum einen durch den starken Anstieg von Atemwegserkrankungen erklärt (Schenkel et al. 2024). Dieser wiederum wird u. a. mit einer vermehrten Zirkulation respiratorischer Erreger und einer erhöhten Emp-

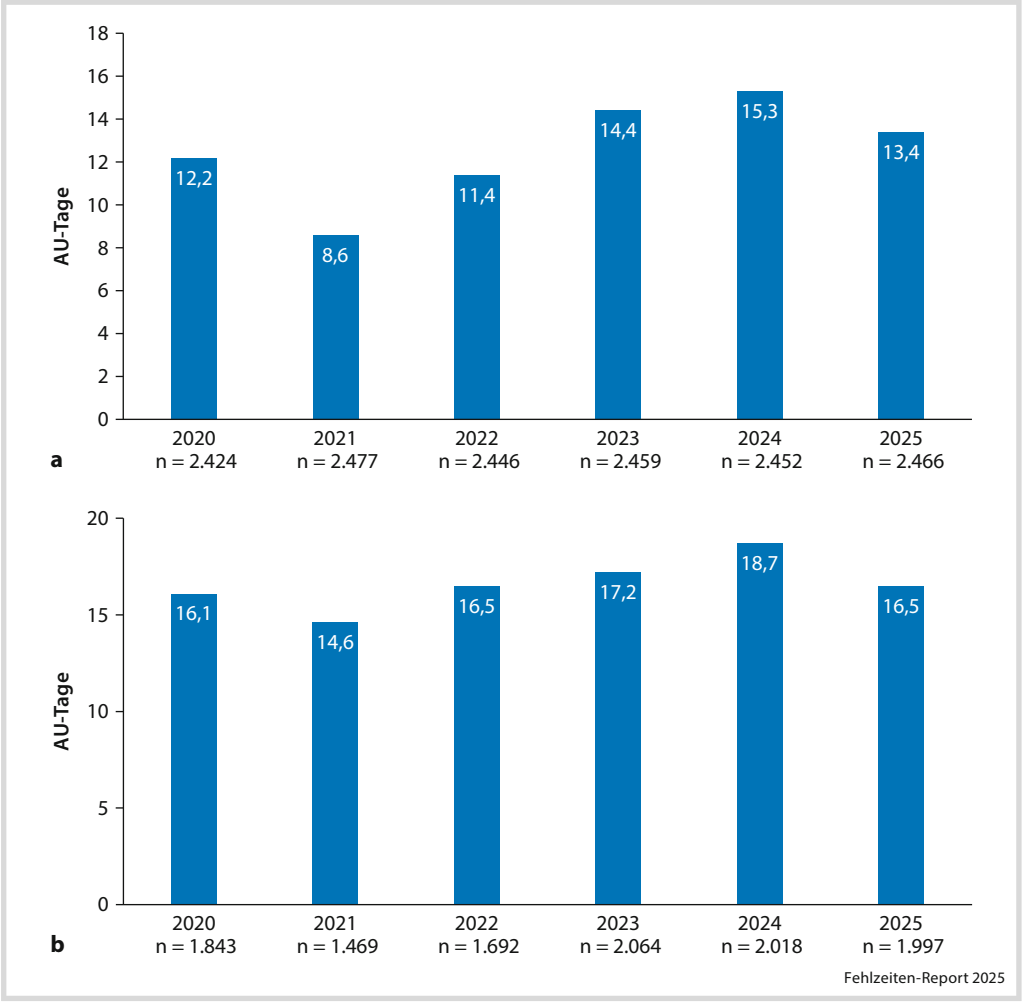


Abb. 23.1 **a** Anzahl der von allen Befragten selbstberichteten AU-Tage in den letzten zwölf Monaten (Mittelwert); **b** Anzahl der selbstberichteten AU-Tage derjenigen Befragten, die mindestens an einem Tag in den zurückliegenden zwölf Monaten arbeitsunfähig waren (Mittelwert)

fänglichkeit nach dem Ende der Covid-19-Infektionsschutzmaßnahmen begründet (Singer et al. 2024). Zum anderen ist in den letzten Jahren ein stetiger Anstieg der Krankheitstage und -fälle aufgrund psychischer Erkrankungen zu beobachten (WHO 2022; Baumgardt und Klawisch 2024). Als Ursachen hierfür werden neben umfassenden gesellschaftlichen Herausforderungen und Krisen, wie bspw. Klimawandel, stärker werdendem Nationalismus und kriegerischen Auseinandersetzungen, auch ein Anstieg beruflicher Überlastung (Pronova BKK 2024) sowie der Abbau von Stigmatisierung psychischer Erkrankungen und die damit verbundene frühere und zielgerichtete Inanspruchnahme des Hilfesystems (Clement et al. 2015) diskutiert. Der Rückgang der selbstberichteten AU-Tage zwischen 2024 und 2025 deckt sich mit ersten Vergleichsdaten anderer Veröffentlichungen (IAB 2025), die zum Zeitpunkt der Erstellung dieser Publikation jedoch nur vereinzelt verfügbar waren.

Präsentismus

Als Präsentismus wird das Verhalten von Erwerbstätigen bezeichnet, trotz Erkrankungssymptomen oder Krankheit am Arbeitsplatz zu erscheinen bzw. im Homeoffice zu arbeiten (Aronsson et al. 2000; Miraglia und Johns 2016). Im Befragungsjahr 2025 gab fast ein Viertel der Befragten (23,8 %, n = 588) an, in den zurückliegenden zwölf Monaten mindestens einmal entgegen ärztlichen Rats gearbeitet zu haben (Abb. 23.2a); im Durchschnitt war dies 2025 an 9,3 Tagen (±21,0) der Fall (Abb. 23.2b). Auch an dieser Stelle werden wieder beide Werte berichtet, da Abb. 23.2a auch diejenigen Beschäftigten ohne Präsentismus-Tage beinhaltet, was den Gesamtmittelwert auch an dieser Stelle nach unten verzerrt. Abb. 23.2b ist entsprechend näher an der realen Präsentismus-Häufigkeit bzw. Dauer, da sie nur die Angaben derjenigen berücksichtigt, die tatsächlich trotz Erkrankung gearbeitet haben.

Damit ist der Anteil derjenigen Beschäftigten, die von Präsentismus betroffen sind, mit Blick auf das Vorjahr rückläufig und liegt ca. 4 Prozentpunkte unter dem Wert der ersten Messung im Jahr 2020. Mit Blick auf die zurückliegenden fünf Jahre zeigt sich ein wellenförmiger Verlauf, der bis dato mit 27,5 % seinen Höhepunkt im Jahr 2020 und mit 13 % seinen Tiefpunkt im Jahr 2021 erreicht hatte. Der hohe Abfall kann maßgeblich auf die Covid-19-Pandemie zurückgeführt werden, in der zahlreiche Beschäftige per Gesetz nicht zur Arbeit gehen durften, was die Wahrscheinlichkeit von Präsentismus bereits verringert; v. a. da zum damaligen Zeitpunkt die Möglichkeiten zum mobilen Arbeiten vielerorts noch nicht optimal ausgebaut waren. Die Anzahl der Präsentismus-Tage hat sich in diesem Jahr in etwa wieder auf das Niveau von vor der Covid-19-Pandemie eingependelt.

Da Präsentismus nicht mit einer ärztlichen Einschätzung einhergehen *muss*, sondern auch im Abgleich mit der eigenen Einschätzung oder der von Freunden und Familienangehörigen detektiert werden kann, ist ein Abgleich mit Aussagen zu solch einer Situation zielführend. Dieser zeigte für das Jahr 2025 denselben Wert, während in den Jahren 2023 und 2024 z. T. deutlich mehr Befragte angaben, trotz Erkrankung gearbeitet zu haben (Abb. 23.2d). Dies zeigt, dass es wohlmöglich eine gewissen „Dunkelziffer" bzgl. der Prävalenz von Präsentismus geben kann, wenn dieser auf erstgenannte Weise erfasst wird. Viele Studien zu Präsentismus berücksichtigen dies und erfragen deshalb bspw., wie oft die Befragten im Messzeitraum (häufig zwölf Monate) zur Arbeit gegangen sind, obwohl es ihr gesundheitlicher Zustand gerechtfertigt hätte, sich krank zu melden (Aronsson und Gustafsson 2005). Nach einem Abgleich mit einer ärztlichen Einschätzung wird entsprechend eher selten gefragt (Hägerbäumer 2017; Lohaus und Habermann 2018).

Unabhängig von der Art der Fassung von Präsentismus fanden andere Studien ebenfalls Hinweise darauf, dass Beschäftigte aktuell seltener krank bei der Arbeit erscheinen als in den zurückliegenden Jahren (Pronova BKK 2024). Dies ist nicht nur unter gesundheitlichen, sondern auch unter ökonomischen Gesichtspunkten ein sehr zu begrüßender Fund, da auf lange Sicht hoher Präsentismus u. a. mit geringerer Produktivität und mit längeren Erkrankungsdauern (Miraglia und Johns 2016) einhergeht und bspw. bei einem eher schlechten Gesundheitszustand langfristig das Risiko von Herz-Kreislauf-Erkrankungen erhöht (Steidelmüller et al. 2020). Auch in den Daten der vorliegenden Studie zeigten sich derartige Zusammenhänge, bspw. in mittlerer Stärke zwischen hohem Präsentismus und mehr gesundheitlichen Beschwerden ($r_{\text{ärztlicher Rat}} = 0{,}218^{***}$; $r_{\text{Freunde/Familie/Selbst}} = 0{,}342^{***}$), mehr AU-Tagen ($r_{\text{ärztlicher Rat}} = 0{,}126^{***}$; $r_{\text{Freunde/Familie/Selbst}} = 0{,}153^{***}$) und häufigeren chronischen Erkrankungen ($r_{\text{ärztlicher Rat}} = 0{,}095^{***}$; $r_{\text{Freunde/Familie/Selbst}} = 0{,}121^{***}$). Des Weiteren zeigten Zusammenhangsanalysen, dass Präsentismus unter Frauen häufiger verbreitet ist als unter Männern ($r_{\text{Freunde/Familie/Selbst}} = 0{,}137^{***}$). Andere Untersuchungen fanden ebenfalls, dass Frauen und Personen mit schlechterer Gesundheit

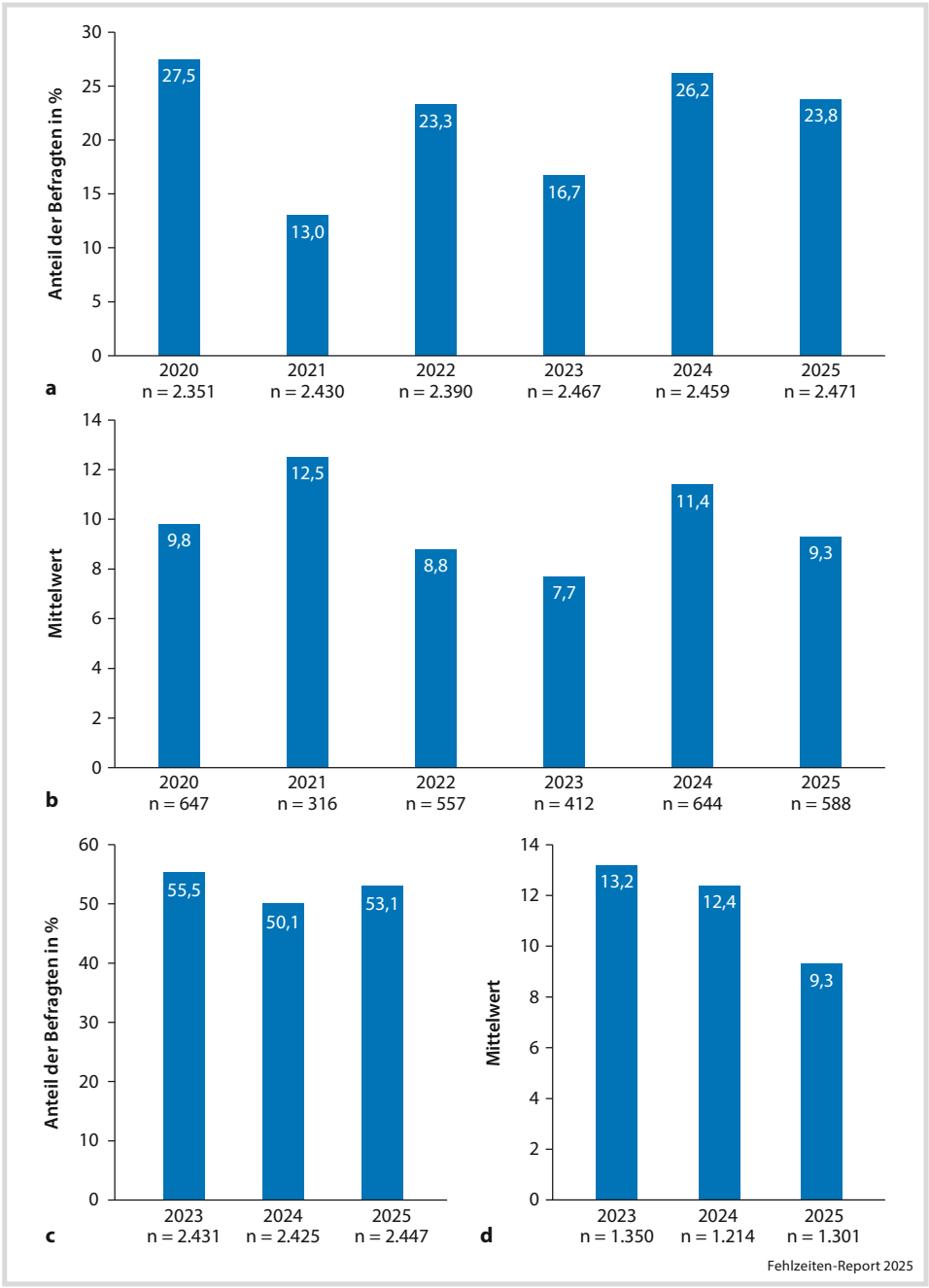


Abb. 23.2 **a** Anteil der Befragten, die mindestens an einem Tag in den zurückliegenden zwölf Monaten gegen ärztlichen Rat gearbeitet haben (Prozent); **b** Anzahl der Präsentismus-Tage derjenigen Befragten, die mindestens an einem Tag in den zurückliegenden zwölf Monaten gegen ärztlichen Rat gearbeitet haben (Mittelwert); **c** Anteil der Befragten, die mindestens an einem Tag in den zurückliegenden zwölf Monaten gegen den Rat von Freunden, Familie oder entgegen der eigenen Einschätzung gearbeitet haben (Prozent); **d** Anzahl der Präsentismus-Tage derjenigen Befragten, die mindestens an einem Tag in den zurückliegenden zwölf Monaten gegen den Rat von Freunden, Familie oder entgegen der eigenen Einschätzung gearbeitet haben (Mittelwert)

und erhöhtem Stress bei der Arbeit eher Präsentismus angeben (Gilbreath und Karimi 2012; Scuffham et al. 2013; McGregor et al. 2014; Kwon 2020). Zudem zeigte sich, dass Beschäftigte, die BGF-Angebote nutzen, tendenziell seltener zu Präsentismus neigen ($r_{Freunde/Familie/Selbst} = 0{,}081^{***}$).

Gesundheitszustand

Im Erhebungsjahr 2025 lag bei 34 % der Befragten (n = 844) eine chronische Erkrankung vor. Dieser Wert ist ähnlich dem des Vorjahres, in dem dies auf 32,2 % (n = 799) der Befragten zutraf. Die subjektive Einschätzung der eigenen Gesundheit im Jahr 2025 lag bei der deutlichen Mehrheit (> 74,3 %) zwischen eher bis sehr gut (Abb. 23.3). Nur ein sehr kleiner Teil der Befragten (< 7 %) hat diese als eher schlecht bis sehr schlecht einstuft. In den Vorjahren zeigte sich eine ähnliche Verteilung (Abb. 23.3). Diese positive Bewertung des eigenen Gesundheitszustands korrespondiert mit anderen Studien (Pronova BKK 2024). Im Vergleich zu älteren Erhebungen ist zudem eine Verbesserung zu verzeichnen (Zok 2010; BAuA 2013).

Die subjektive Einschätzung des eigenen Gesundheitszustands korrelierte mit der selbst angegebenen Anzahl der AU-Tage: Je höher diese war, umso weniger berufliche Fehltage wurden berichtet ($r_{AU\text{-}Tage} = -0{,}326^{***}$). Dieses Ergebnis unterstreicht die Validität der Methodik zur Erfassung der subjektiven Einschätzung der eigenen Gesundheit, obgleich sie nur ein Item umfasst. Auch die vorab berichteten Zusammenhänge zwischen Präsentismus und Gesundheit zeigten sich hier wieder: Je häufiger Befragte trotz Erkrankung gearbeitet haben, umso schlechter wurde die eigene Gesundheit bewertet ($r_{ärztlicher\ Rat} = 0{,}156^{***}$; $r_{Freunde/Familie/Selbst} = 0{,}215^{***}$).

Da durch die Arbeit entstandene gesundheitliche Beschwerden i. d. R. auf dem Wechselspiel zwischen Belastungen und Ressourcen der Beschäftigten beruhen, sind selbst berichtete arbeitsbedingte gesundheitliche Beschwerden ein guter Indikator, um deren Gesundheitszustand abzubilden. Abb. 23.4a zeigt, inwieweit die Befragten von somatischen Beeinträchtigungen des Befindens, die durch die Arbeit entstanden sind, in den vier Wochen vor dem jeweiligen Erhebungszeitpunkt in den unterschiedlichen Befragungsjahren betroffen waren. Wie dort ersichtlich, waren Atemwegserkrankungen und Infektionserkrankungen in den Pandemie-Jahren rückläu-

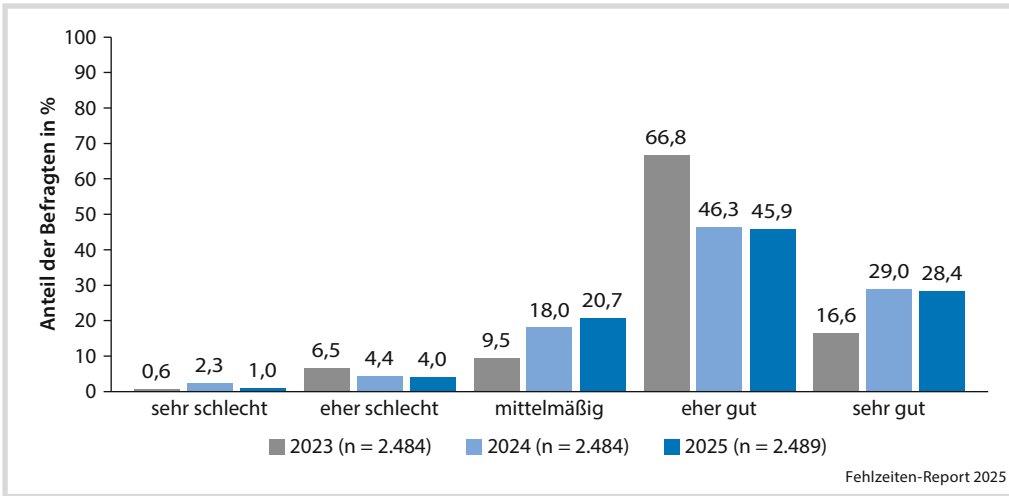


Abb. 23.3 Subjektive Einschätzung des eigenen Gesundheitszustands

fig. Dies lässt sich durch die zu der Zeit geltenden umfassenden Hygienemaßnahmen und Abstandsregeln erklären – was sich auch in dem erneuten Anstieg dieser Beeinträchtigungen in den Jahren 2024 und 2025, in denen diese Regeln nicht mehr galten und es zu entsprechend mehr Ansteckungen kommen konnte, zeigt.

Da wie im Jahr 2025 zudem die Mittelwerte aller durch die Arbeit entstandenen Beeinträchtigungen im unteren Bereich der Antwortskala angesiedelt waren, kann geschlussfolgert werden, dass die befragten Beschäftigten in diesem Jahr durch ihre Arbeit insgesamt weniger gesundheitlich belastet waren. Diese Interpretation wird gestützt von dem Befund, dass der Gesamtmittelwert im Jahr 2025 über alle abgefragten Beschwerden hinweg 1,8 beträgt und die Standardabweichung mit 0,6 eher gering ist. Der Median von 1,7 zeigt zudem an, dass sich 50 % der Befragten unter diesem Wert befinden.

Abb. 23.4b zeigt, inwieweit die Befragten von psychischen Beeinträchtigungen des Befindens, die durch die Arbeit entstanden sind, in den vier Wochen vor dem jeweiligen Erhebungszeitpunkt betroffen waren. Insgesamt waren alle Beeinträchtigungen über die verschiedenen Jahre hinweg eher schwach ausgeprägt. Dass Beschäftigte ihre Tätigkeit nicht als seelisch belastend empfinden, ist ein sehr erfreuliches Ergebnis. Sofern seelische Belastungen auf die Arbeit attribuiert wurden, haben diese sich als Erschöpfung, Wut, Verärgerung, Lustlosigkeit, Nervosität und Reizbarkeit ausgedrückt.

Bei den meisten seelischen Beeinträchtigungen zeigte sich ein leichter Anstieg in den

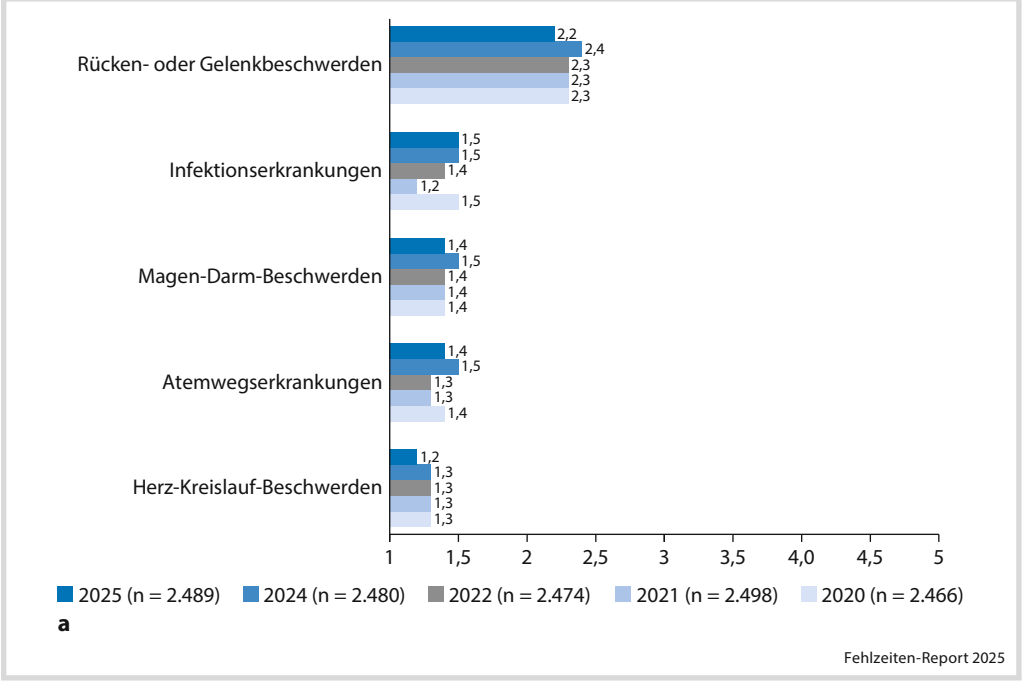


Abb. 23.4 **a** Mittelwerte der somatischen Beeinträchtigungen, die durch die Arbeit entstanden sind (Antwortoptionen 1 = nie bis 5 = immer); **b** Mittelwerte der psychischen Beeinträchtigungen, die durch die Arbeit entstanden sind (Antwortoptionen 1 = nie bis 5 = immer). Zur besseren Vergleichbarkeit der unterschiedlichen Jahreswerte wurden die Daten in ein einheitliches Antwortformat transformiert

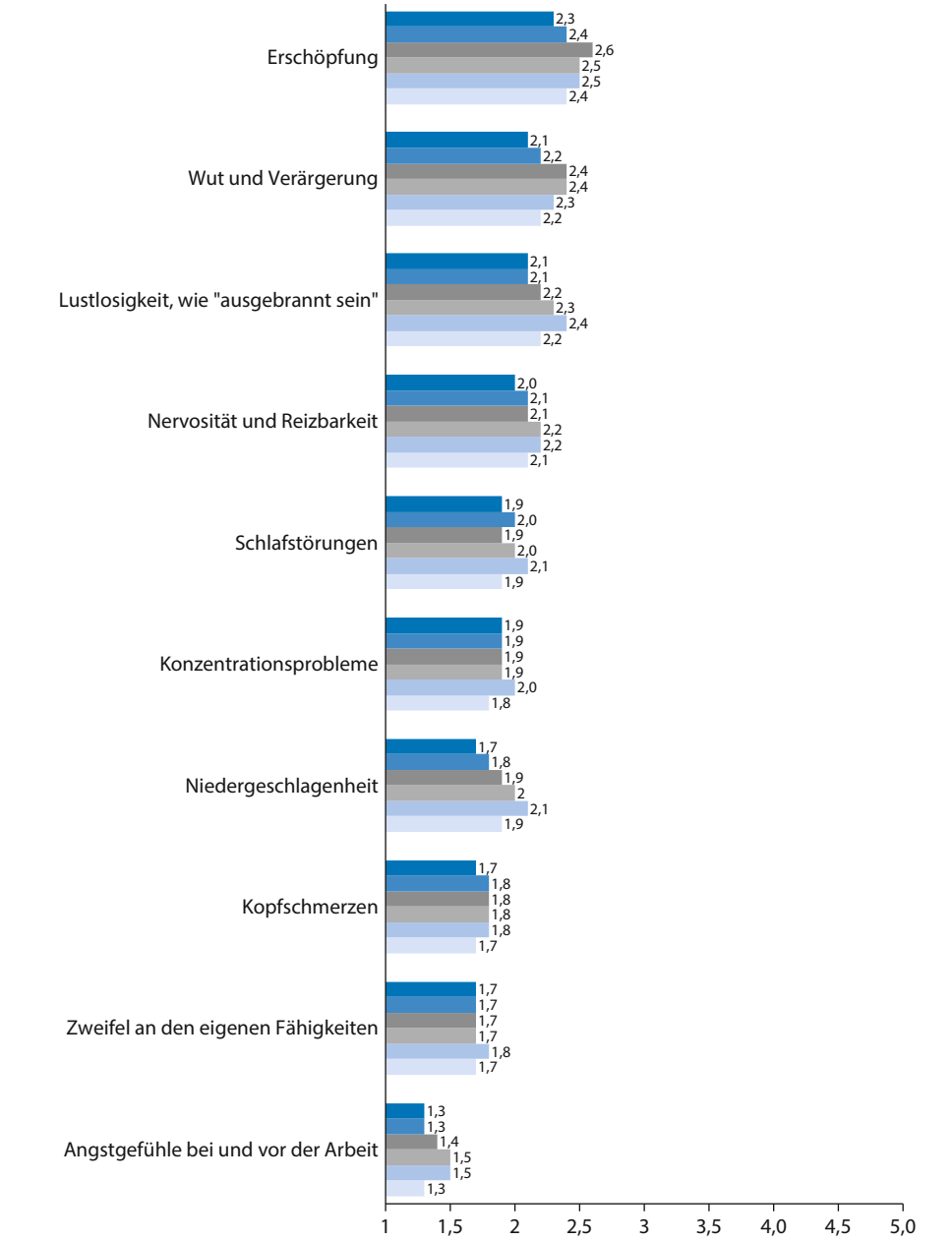


Abb. 23.4 (Fortsetzung)

von der Covid-19-Pandemie geprägten Jahren 2021 und 2022. Dass die Pandemie von vielen Menschen als belastend erlebt wurde, zeigte sich auch in den erhöhten Prävalenzen manifester psychischer Erkrankungen in dieser Zeit (WHO 2022; Mauz et al. 2023). In den Jahren 2023 und 2024 waren die Ausprägungen der meisten und im Jahr 2025 aller Beschwerden rückläufig, was auch von anderen Studien berichtet wird (Novaković et al. 2025; Patzina et al. 2025).

Ein Vergleich von psychischen und somatischen arbeitsbedingten Beeinträchtigungen zeigt, dass die Erstgenannten durchgehend stärker ausgeprägt sind. Dies kann zum einen dadurch bedingt sein, dass unter den Befragten weniger Beschäftigte aus körperlich belastenden Berufen wie bspw. Baugewerbe, Handwerk, Gastronomie o. ä. vertreten waren, sondern eher sogenannte v. a. „Kopfarbeiter und -arbeiterinnen". Eine andere Erklärung ist die über alle Berufsgruppen hinweg seit vielen Jahren steigende Prävalenz psychischer Erkrankungen (Baumgardt und Klawisch 2024; WHO 2022; RKI 2024).

Kognitive Irritationen

Die Abb. 23.5a und 23.5b zeigen die Ausprägungen kognitiver Irritationen „Distanz zur Arbeit (Detachment)" und „Affektive Rumination". Wie dort ersichtlich, fiel es aktuell über der Hälfte der Beschäftigten nicht schwer, in ihrer Freizeit nicht an die Arbeit zu denken und nur ca. ein Viertel der Befragten berichtete, auch außerhalb der Arbeitszeit an Schwierigkeiten bei der Arbeit denken zu müssen. Ein ähnliches Ergebnis zeigte die Studie *social-health@work* (Böhm und Schepp 2024). Der zeitliche Vergleich der vorliegenden Ergebnisse weist auf stärker ausgeprägte kognitive Irritationen während der Covid-19-Pandemie sowie einen Rückgang mit deren Abklingen hin. Dies kann bspw. durch die starke räumliche Nähe von Wohnen und Arbeiten, die bei vielen Beschäftigte vorhanden war und ein „Abschalten" nach der Arbeit für viele erschwert, bedingt gewesen sein. In den letzten beiden Erhebungsjahren haben sich die Werte auf einem vergleichbaren Niveau gehalten.

Zusammenhangsanalysen zeigten, dass Frauen häufiger von kognitiven Irritationen betroffen sind als Männer ($r_{Detachement}$ = 0,110***). Zudem ging eine stärkere Ausprägung kognitiver Irritationen leicht mit mehr AU-Tagen ($r_{Detachement}$ = 0,109**; $r_{Affektive\ Rumination}$ = 0,062***) und einem schlechteren subjektiv eingeschätzten Gesundheitszustand ($r_{Detachement}$ = −0,210***; $r_{Affektive\ Rumination}$ = 0,154***) einher. In höherem Ausmaß gingen mehr kognitive Irritationen mit mehr gesundheitlichen Beeinträchtigungen, die durch die Arbeit entstanden sind ($r_{Detachement}$ = 0,453***; $r_{Affektive\ Rumination}$ = 0,385**), einher. Auch Gralla et al. (2023) fanden diverse positive Korrelationen zwischen kognitiver Irritation und gesundheitlichen Beeinträchtigungen bzw. Erkrankungen. Gleichgerichtete Zusammenhänge zwischen affektiver Rumination und Gesundheit fanden auch Pauli et al. (2023), u. a. zu höherer Depressivität, mehr Schlafproblemen, höherer Burnout-Rate und mehr körperlichen Erkrankungen.

Betriebliche Gesundheitsförderung

Im Erhebungsjahr 2025 gab die deutliche Mehrheit der Befragten (89,4 %, n = 2.221) an, dass der eigene Arbeitgeber BGF-Maßnahmen anbietet. In Abb. 23.6 wird dargelegt, welche Maßnahmen jeweils konkret angeboten wurden. Wie dort ersichtlich, boten Arbeitgeber allem voran Maßnahmen zur Verbesserung des Betriebsklimas und der Gesprächskultur an. Hierzu gehören bspw. regelmäßige Team- oder Mitarbeitendengespräche, Bewegungsförderungsangebote wie bspw. Entspannungs- oder Rückenkurse oder Maßnahmen zur Verbesserung der Verpflegungssituation in der Organisation, wie bspw. die Etablierung einer organisationsinternen Kantine mit gesunden Essensangeboten. Maßnahmen zur Verbesserung der Arbeitssituation wie bspw. hinsichtlich einer Optimierung von Arbeitsabläufen, zum Verhindern von Termin- und Zeitdruck oder zum Abbau von Arbeits-

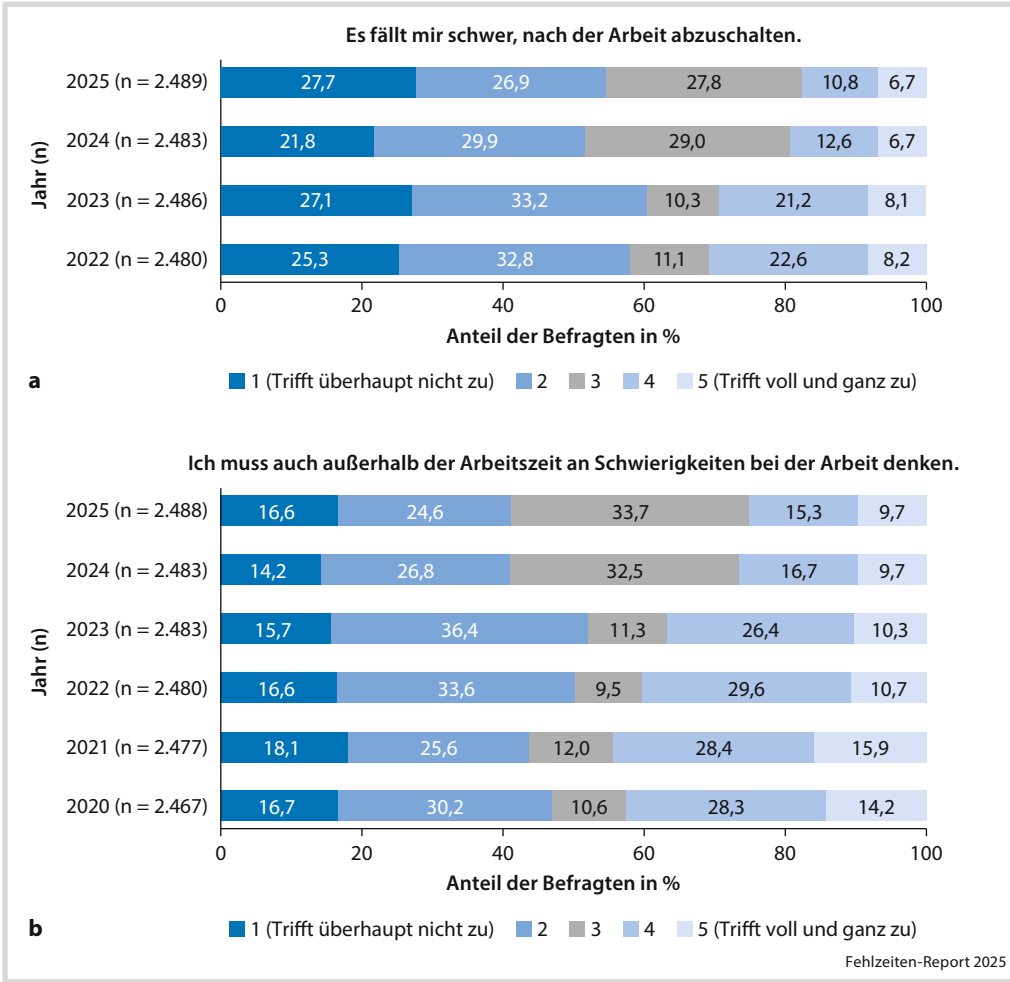


Abb. 23.5 **a** Ausprägung kognitiver Irritationen „Distanz zur Arbeit (*Detachment*)"; **b** Ausprägung kognitiver Irritationen „Affektive Rumination"

unterbrechungen wurden am seltensten angeboten.

Die aktuelle Situation liegt geringfügig unter den Werten des Vorjahres, in dem 91,9 % (n = 2.278) der Befragten angaben, dass der eigene Arbeitgeber BGF-Maßnahmen anbietet und sich dies ebenfalls allem voran auf Maßnahmen zur Verbesserung des Betriebsklimas und der Gesprächskultur bezog (Baumgardt und Klawisch 2024). Der Rückgang ist ebenfalls bei fast allen Arten von BGF-Angeboten zu beobachten. Dieser liegt zwischen knapp 2 % hinsichtlich Maßnahmen zur Verbesserung des Betriebsklimas und der Gesprächskultur und knapp 7 % bei Maßnahmen zur Verbesserung der Arbeitssituation.

Insgesamt lassen die vorliegenden Ergebnisse jedoch darauf schließen, dass aktuell mehr BGF-Angebote vorhanden sind als bspw. im Jahr 2023, in dem nur 57,9 % der befragten Beschäftigten angaben, dass ihre Organisation Angebote der betrieblichen Gesundheitsförderung zur Verfügung stellt (Baumgardt 2023). Auch andere Studien berichten

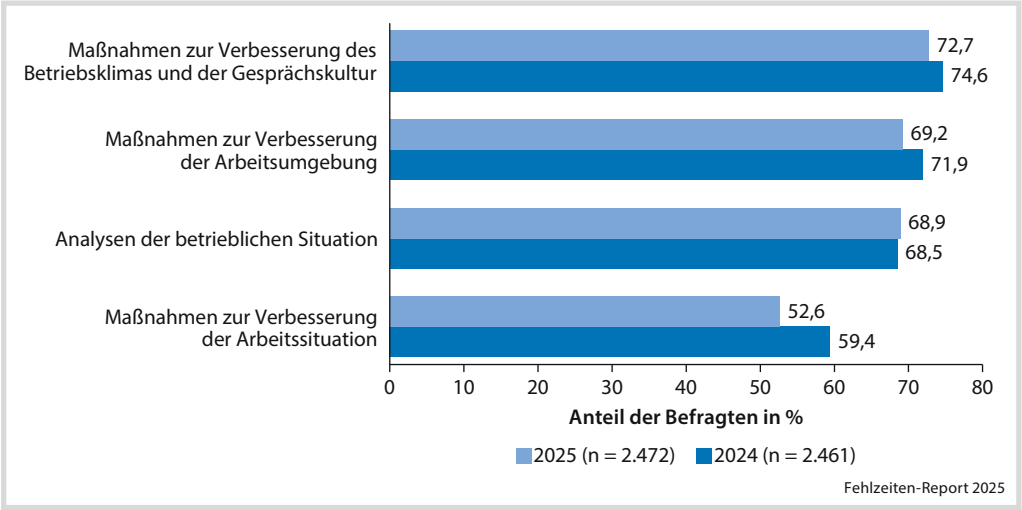


Abb. 23.6 Art der angebotenen BGF-Maßnahmen

niedrigere Werte als die vorliegende (Hollederer 2023; Lück et al. 2019). Dies kann dadurch bedingt sein, dass seit Durchführung der Vergleichsstudien die Bedeutung der betrieblichen Gesundheitsförderung im Zuge von Fachkräftemangel, demographischem Wandel und Erhöhung der Lebensarbeitszeit zugenommen hat und entsprechend ausgebaut wurde (Hollederer 2023; BAuA 2022). Eine weitere Erklärung für die höheren Werte könnte die detailliertere Fragestellung sein, die in der vorliegenden und der Erhebung im Jahr 2024 erstmals angewendet wurde. In dieser wurden explizit die unterschiedlichen Formen von BGF-Maßnahmen erfragt, die in Abb. 23.6 dargestellt sind, während im Jahr 2023 die Inanspruchnahme von BGF-Maßnahmen nur allgemein erfragt wurde. Dies könnte ein Hinweis darauf sein, dass vielen Menschen häufig nicht bewusst war und ggfs. noch ist, wie breit das Spektrum von BGF-Maßnahmen gemäß der Luxemburger Deklaration zur betrieblichen Gesundheitsförderung ist (ENWHP 2007).

Fast die Hälfte der Beschäftigten (47,6 %, n = 1.056), in deren Organisation Maßnahmen der betrieblichen Gesundheitsförderung angeboten wurden, hatte im aktuellen Befragungsjahr mindestens eins dieser Angebote in Anspruch genommen (siehe Abb. 23.6). Dies sind nur minimal weniger als im Vorjahr, in dem dies auf 50 % (n = 1.138) der Befragten zutraf. Beide Ergebnisse liegen prozentual betrachtet unter den Werten aus der Erhebung im Jahr 2023, in der fast 54 % der Beschäftigten angaben, Angebote der betrieblichen Gesundheitsförderung in Anspruch genommen zu haben. Bei diesem Vergleich ist zu beachten, dass die absolute Anzahl der BGF-Nutzenden in den Jahren 2024 und 2025 um ein Vielfaches höher liegt als im Jahr 2023, in dem nur 770 Personen BGF-Angebote nutzten. Somit ist auf Personenebene ein Anstieg der Inanspruchnahme zu verzeichnen. Da wie oben beschrieben im Befragungsjahr 2024 jedoch erstmals eine detailliertere Fragestellung genutzt wurde, kann dieses Ergebnis auch durch das erhöhte Bewusstsein über die Vielfältigkeit von BGF-Maßnahmen verzerrt sein.

Gründe für eine Nicht-Inanspruchnahme im Befragungsjahr 2025 waren allem voran, dass es keine Angebote gab, die die Befragten interessiert hätten (43,3 %, n = 503) und dass es ihnen nicht möglich war, sich dafür ausreichend Zeit einzuräumen (29,2 %, n = 340; Abb. 23.7). Dies waren bereits in den Beschäftigtenbefragungen des WIdO zum

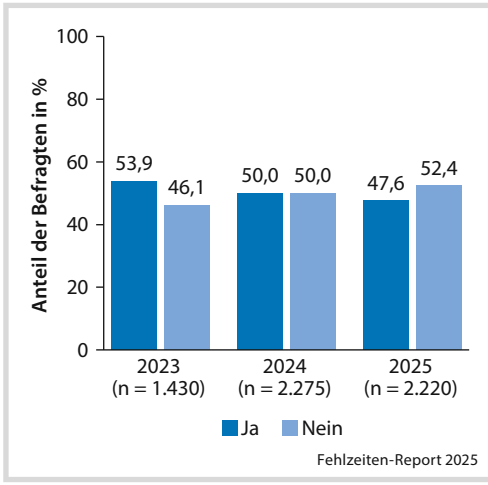


Abb. 23.7 Inanspruchnahme von BGF-Angeboten

Fehlzeiten-Report 2023 und 2024 die häufigsten Gründe für eine Nicht-Inanspruchnahme von BFG-Angeboten (Baumgardt 2023; Baumgardt und Klawisch 2024). Sie decken sich zudem mit Ergebnissen anderer Studien (Sargent et al. 2016; Smit et al. 2022).

Zusammenhangsanalysen zeigten, dass der subjektiv selbsteingeschätzte Gesundheitszustand signifikant höher war, wenn Befragte BGF-Angebote nutzen ($r_{\text{Allgemeiner Gesundheitszustand}} = 0{,}06^{***}$; $r_{\text{Beeinträchtigungen des Befindens}} = -0{,}047^{*}$). Dieser Befund kann auf zweierlei Art interpretiert werden: Zum einen ist es naheliegend und auch intendiert, dass die Inanspruchnahme von BGF-Angeboten sich förderlich auf die Gesundheit der Beschäftigten auswirkt. Andererseits ist es nachgewiesen, dass Beschäftigte mit besserer Gesundheit auch ein höheres Gesundheitsbewusstsein oder auch eine höhere Gesundheitskompetenz haben, sich entsprechend stärker für diese engagieren könnten und somit eher BGF-Angebote wahrnehmen als Beschäftigte, bei denen diese geringerer ausgeprägt ist. Die letztgenannte Erklärung wird bspw. von einer Studie von Berkman et al. (2011) gestützt, die einen Zusammenhang zwischen geringer Gesundheitskompetenz bzw. geringem Wissenstand zu gesundheitlichen Themen und schlechterer Gesundheit berichtet haben. Eine Studie von Jordan und Hoebel (2015) weist in die gleiche Richtung: In dieser ist eine schlechtere Gesundheitskompetenz assoziiert mit schlechterer subjektiver Gesundheit, mehr chronischen Krankheiten bzw. gesundheitlichen Problemen, mehr körperlichen Schmerzen und einer erhöhten depressiven Symptomatik.

Des Weiteren zeigte sich, dass BGF-Angebote umso häufiger genutzt wurden, je größer eine Organisation ($r = 0{,}175^{***}$) und je höher das Netto-Einkommen des bzw. der Befragten ($r = 0{,}144^{***}$) war. Hieraus kann abgeleitet werden, dass betriebliche Gesundheitsförderung v. a. in kleineren Unternehmen und bei Tätigkeiten mit geringerem Lohn stärker in den Blick bzw. ausgebaut und gefördert werden sollte, um auch diese Beschäftigten zu erreichen. Da eine höhere BGF-Nutzung ebenfalls mit zufriedeneren Beschäftigten ($r = 0{,}095^{***}$) und einer stärkeren Unternehmensverbundenheit einher ging ($r = 0{,}071^{***}$), belegt, dass dies neben der Gesundheit auch den Verbleib der Beschäftigten in der Organisation stärken würde.

23.4 Zusammenfassung und Ableitungen für die betriebliche Praxis

Ziel des vorliegenden Beitrags war es, mit einer seit 2020 jährlich durchgeführten Trendstudie Einblicke in die Entwicklung der Gesundheit von Beschäftigten in Deutschland zu erhalten. Ein besonderer Fokus wurde dabei auf die arbeitsbedingten Beeinträchtigungen des psychischen Befindens sowie das Vorhandensein und die Nutzung von Maßnahmen der betrieblichen Gesundheitsförderung gelegt.

Die vorliegende Studie zeigte einen wellenförmigen Verlauf der selbstberichteten beruflichen Fehltage seit dem Jahr 2020 auf. Dabei wurden die höchsten Werte im Jahr 2024 und die niedrigsten im Jahr 2021 berichtet; im Befragungsjahr 2025 waren die selbstberichteten AU-Tage fast wieder auf das

Niveau der Jahres 2020 gesunken. Da die Werte sich je nach Organisation, Branche und Tätigkeiten stark unterscheiden (können), ist eine regelhafte Evaluation der Fehlzeiten der eigenen Belegschaft angezeigt. Hier können bspw. entsprechende Auswertungsangebote und Berichtsprojekte von Krankenkassen dienlich sein, da diese objektiv und unter Einhaltung von geltenden Datenschutzbestimmungen eine Zusammenstellung und Analyse der Fehlzeiten in der eigenen Organisation ermöglichen.[5] Die Ergebnisse solcher Evaluationen sind Teil von zeitgemäßem betrieblichem Gesundheitsmanagement; sie können Ausgangspunkt für eine vertiefende Analyse konkreter Problemlagen sein, bspw. ein erhöhter Krankenstand unter Beschäftigten einer bestimmten Abteilung, mit bestimmten Tätigkeiten oder bestimmten sozio-demographischen Merkmalen oder auch für die Entwicklung konkreter BGF-Maßnahmen.

Dass der ebenfalls wellenförmige Verlauf von Präsentismus im Jahr 2025 erfreulicherweise geringer ausfällt als zum Zeitpunkt der ersten Befragung im Jahr 2020, ist eine positive Nachricht. Da er dennoch in nicht unwesentlichem Ausmaß gegeben ist, sollten Arbeitgeber diesen im Blick haben und ihm aktiv entgegensteuern, bspw. durch die Stärkung der Führungskräfte, hier Vorbild zu sein und selbst nicht erkrankt zu arbeiten sowie Beschäftigte bei Anzeichen von Erkrankungen bzw. dem Verdacht auf Präsentismus direkt darauf anzusprechen und sie zu ermutigen, erst nach ihrer Genesung wieder bei der Arbeit zu erscheinen.

Die Mehrheit der Beschäftigten hat ihre eigene Gesundheit in allen Erhebungsjahren eher gut bis sehr gut eingeschätzt; im Vergleich zu 2023 gab es 2024 und 2025 sogar eine kleine Verbesserung. Dieser ebenfalls positive Befund sollte Arbeitgeber ermutigen, auch in die Aufrechterhaltung der Gesundheit ihrer Beschäftigten bzw. die Prävention von Erkrankungen zu investieren und nicht erst im Beschwerde- oder Krankheitsfall tätig zu werden. Hierzu zählen bspw. gesunde Ernährung während der Arbeitszeit durch eine hauseigene Kantine, einen Essensautomaten oder einen Kiosk o. ä. anzubieten, die – um die Inanspruchnahme weiter zu erhöhen – auch finanziell vom Arbeitgeber gefördert werden können. Eine weitere Möglichkeit sind „Gesundheitstage“, die ebenfalls von BGF-Referentinnen und -Referenten der Krankenkassen unterstützt werden und i. d. R. in den Räumlichkeiten der Organisation selbst stattfinden. Beschäftigte können dabei unentgeltlich Gesundheitschecks bspw. hinsichtlich Sehkraft, Blutdruck, Beweglichkeit und Koordination in Anspruch nehmen. Mit Aktionstagen und Informations-Kampagnen gegen das Stigma psychischer Erkrankungen kann über unterschiedliche Bewältigungsstrategien und die vielfältigen psychosozialen Hilfsangebote inner- und außerhalb der eigenen Organisation aufmerksam gemacht sowie zum gemeinsamen Austausch und gegenseitiger Unterstützung bei seelischen Schwierigkeiten aufgerufen werden. Am wirksamsten sind nach wie vor Maßnahmen zum Abbau von arbeitsbedingten Belastungen, wie z. B. Reduktion von Zeitdruck öder Vermeidung von Störungen und Unterbrechungen. Was konkret aus der Vielzahl präventiver BGF-Maßnahmen für die eigene Organisation angezeigt ist, muss nach eingehender Analyse und Beratung durch entsprechende Experten individuell entschieden werden.

Mit Blick auf arbeitsbedingte gesundheitliche Beeinträchtigungen wurden unter den somatischen Beschwerdebildern über alle Erhebungsjahre hinweg v. a. Rücken- und Gelenkbeschwerden genannt. Dies unterstreicht die Wichtigkeit ergonomisch ausgerichteter Arbeitsplätze und -abläufe, was bei sitzenden Tätigkeiten erreicht werden kann, indem bspw. höhenverstellbare Schreibtische, ergonomische Bürostühle sowie ausreichende und blendfreie Beleuchtung des Arbeitsorts zur Verfügung gestellt werden und die Möglichkeit zu regelmäßigen Bewegungspausen besteht, um die Muskulatur zu entspannen und die Konzentration zu fördern. Bei Arbeitsplät-

5 Ansprechpersonen für die Erstellung von AU-Analysen sind i. d. R. die BGF-Referenten der lokalen Krankenkassen.

zen in Montage und Produktion sollte bspw. darauf geachtet werden, dass nach Möglichkeit sowohl im Sitzen als auch im Stehen gearbeitet werden kann, dass Arbeitsgegenstände möglichst so angebracht sind, dass sie eine aufrechte und natürliche Haltung gestatten bzw. längeres oder häufiges Beugen, Verdrehungen von Kopf und Oberkörper, eine ausgeprägte Streckhaltung des Kopfes oder das Hochziehen der Schultern vermieden werden können. Der Rückgang von Atemwegs- und Infektionserkrankungen während der Covid-19-Pandemie kann als Indikator der Wirksamkeit der damals angewendeten Schutz-, Abstands- und Hygienemaßnahmen gewertet werden. Für die betriebliche Gesundheitsförderung lässt sich daraus ableiten, dass die (erneute) Anwendung entsprechender Maßnahmen in den klassischen Erkältungszeiten bzw. in den Monaten mit den häufigsten Infektions- und Atemwegserkrankungen zielführend sein kann, um berufliche Fehlzeiten zu reduzieren. Je nach Arbeitssituation kann dies bspw. bedeuten, Beschäftigten ein Arbeiten im Homeoffice zu ermöglichen um Ansteckungen auf dem Dienstweg und in den Räumlichkeiten der Organisation vermeiden, vermehrt und niedrigschwellig Desinfektionsmittel zur Verfügung zu stellen – bspw. in allen sanitären Anlagen der Organisation –, Treffen vorwiegend digital stattfinden zu lassen oder zum Tragen von Schutzmasken zu ermutigen und dies zu fördern, bspw. durch deren unentgeltliche Bereitstellung.

Hinsichtlich arbeitsbedingter Beeinträchtigungen des psychischen Befindens wurden 2025 ähnlich wie in den zurückliegenden Jahren v. a. Erschöpfung, Wut und Verärgerung sowie Lustlosigkeit, Nervosität und Reizbarkeit am häufigsten von Beschäftigten erlebt; der Anstieg zur Zeit der Covid-19-Pandemie war dabei in fast allen Bereichen fast durchgehend rückläufig. Auch mit Blick auf kognitive Irritationen ist seit 2020 erfreulicherweise eine rückläufige Tendenz zu beobachten, allerdings muss beachtet werden, dass diese nach wie vor von der Mehrheit der Beschäftigten erlebt werden.

Im Rahmen der betrieblichen Gesundheitsförderung sollten Arbeitgeber deshalb einen besonderen Fokus auf diesen Bereich legen. Ein Instrument zur Ermittlung und Bewertung psychischer Belastungen am Arbeitsplatz ist bspw. die psychische Gefährdungsbeurteilung, zu der Organisationen durch das Arbeitsschutzgesetz verpflichtet sind (§ 5 (3) ArbSchG). Diese dient dazu, psychische Belastungen zu ermitteln und die Arbeitsbedingungen entsprechend gesundheitserhaltend und -fördernd zu gestalten. Eine psychische Gefährdungsbeurteilung bewertet dabei nicht die psychische Gesundheit der Beschäftigten, sondern die Gestaltung der Arbeit in Bezug auf psychische Belastungen. Der Prozess umfasst in der Regel sieben Schritte, die auf die konkreten Arbeitsbedingungen fokussieren (GDA 2022). Nachdem spezifische Stressoren am Arbeitsplatz identifiziert wurden, können geeignete Maßnahmen zur Verbesserung der Arbeitsbedingungen abgeleitet und umgesetzt werden.

Obgleich Arbeitgeber im Erhebungsjahr 2025 mehr Angebote der betrieblichen Gesundheitsförderung vorhielten als im Vorjahr, wurden diese jedoch insgesamt seltener in Anspruch genommen. Dies sollte auf Arbeitgeberseite dahingehend Beachtung finden, den Bedarf an BGF-Angeboten genauer zu ermitteln, diesen passgenau auf die Bedürfnisse der Beschäftigten auszurichten und sicherzustellen, dass Beschäftigte über diese informiert sind und es ihnen zeitlich möglich ist bzw. gemacht wird, sie zu nutzen.

23.5 Anhang: Klassifikation der Berufe

(1) Land-, Tier- und Forstwirtschaftsberufe
(2) Gartenbauberufe und Floristik
(3) Rohstoffgewinnung und -aufbereitung, Glas- und Keramikbe- und -verarbeitung
(4) Kunststoffherstellung und -verarbeitung, Holzbe- und -verarbeitung
(5) Papier- und Druckberufe, technische Mediengestaltung

(6) Metallerzeugung und -bearbeitung, Metallbauberufe
(7) Maschinen- und Fahrzeugtechnikberufe
(8) Mechatronik-, Energie- und Elektroberufe
(9) Technische Forschungs-, Entwicklungs-, Konstruktions- und Produktionssteuerungsberufe
(10) Textil- und Lederberufe
(11) Lebensmittelherstellung und -verarbeitung
(12) Bauplanungs-, Architektur- und Vermessungsberufe
(13) Hoch- und Tiefbauberufe
(14) (Innen-)Ausbauberufe
(15) Gebäude- und versorgungstechnische Berufe
(16) Mathematik-, Biologie-, Chemie- und Physikberufe
(17) Geologie-, Geografie- und Umweltschutzberufe
(18) Informatik-, Informations- und Kommunikationstechnologieberufe
(19) Verkehrs- und Logistikberufe (außer Fahrzeugführung)
(20) Führer/innen von Fahrzeug- und Transportgeräten
(21) Schutz-, Sicherheits- und Überwachungsberufe
(22) Reinigungsberufe
(23) Einkaufs-, Vertriebs- und Handelsberufe
(24) Verkaufsberufe
(25) Tourismus-, Hotel- und Gaststättenberufe
(26) Berufe in Unternehmensführung und -organisation
(27) Berufe in Finanzdienstleistungen, Rechnungswesen und Steuerberatung
(28) Berufe in Recht und Verwaltung
(29) Medizinische Gesundheitsberufe
(30) Nichtmedizinische Gesundheits-, Körperpflege- und Wellnessberufe, Medizintechnik
(31) Erziehung, soziale und hauswirtschaftliche Berufe, Theologie
(32) Lehrende und ausbildende Berufe
(33) Sprach-, literatur-, geistes-, gesellschafts- und wirtschaftswissenschaftliche Berufe
(34) Werbung, Marketing, kaufmännische und redaktionelle Medienberufe
(35) Produktdesign und kunsthandwerkliche Berufe, bildende Kunst, Musikinstrumentenbau
(36) Darstellende und unterhaltende Berufe
(37) Angehörige der regulären Streitkräfte
(38) Sonstige

Literatur

ADM (2023) ICC/ESOMAR Internationaler Kodex zur Markt-, Meinungs- und Sozialforschung und Datenanalytik. https://www.adm-ev.de/standards-richtlinien/. Zugegriffen: 30. Mai 2024

Anger C, Geis W (2017) Bildungsstand, Bildungsmobilität und Einkommen: Neue Herausforderungen durch die Zuwanderung. IW-Trends 44(1):43–57

Aronsson G, Gustafsson K (2005) Sickness presenteeism: prevalence, attendance-pressure factors, and an outline of a model for research. J Occup Environ Med 47(9):958–966. https://doi.org/10.1097/01.jom.0000177219.75677.17

Aronsson G, Gustafsson K, Dallner M (2000) Sick but yet at work. An empirical study of sickness presenteeism. J Epidemiol Community Health 54(7):502–509. https://doi.org/10.1136/jech.54.7.502

Bakker AB, Demerouti E (2007) The Job Demands-Resources model: State of the art. JMP 22(3):309–328

BAuA (2013) Sicherheit und Gesundheit bei der Arbeit 2011. Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin, Dortmund

BAuA (2022) Sicherheit und Gesundheit bei der Arbeit – Berichtsjahr 2021. Unfallverhütungsbericht Arbeit. Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin, Dortmund https://doi.org/10.21934/baua:bericht20220718

Baumgardt J (2023) Wie geht es Angestellten in Deutschland? Ergebnis repräsentativer Beschäftigtenbefragungen im Rahmen des Fehlzeiten-Reports 2020 bis 2023. In: Badura B, Ducki A, Baumgardt J, Meyer M, Schröder H (Hrsg) Zeitenwende – Arbeit gesund gestalten. Springer, Berlin, S 147–170

Baumgardt J, Klawisch H (2024) Seelische Gesundheit und Mitarbeitendenbindung – Ergebnisse repräsentativer Befragungen unter Beschäftigten zwischen 2020 und 2024. In: Badura B, Ducki A, Baumgardt J, Meyer M, Schröder H (Hrsg) Fehlzeiten-Report 2024. Springer, Berlin, Heidelberg, S 233–260 https://doi.org/10.1007/978-3-662-69620-0_15

Berkman ND, Sheridan SL, Donahue KE et al (2011) Low Health Literacy and Health Outcomes: An

Updated Systematic Review. Ann Intern Med 2011(155):97–107. https://doi.org/10.7326/0003-4819-155-2-201107190-00005

Blaeschke F, Freitag HW (2021) Kapitel 3.1: Bildungsbeteiligung, Bildungsniveau und Bildungsbudget. In: Bundeszentrale für politische Bildung (Hrsg) Datenreport 2021. Ein Sozialbericht für die Bundesrepublik Deutschland. Bundeszentrale für politische Bildung, Bonn, S 101–127

Böhm S, Schepp ST (2024) Studie: Social Health@Work. Wie sich die Arbeitswelt verändert, und was das für Beschäftigte und Unternehmen bedeutet. Barmer, Schwäbisch Gmünd Wuppertal

Bortz J, Schuster C (2010) Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler, 7. Aufl. Springer, Berlin Heidelberg

Braunschweig TU (2020) Berufshauptgruppen und ihre Verbreitung in Deutschland. Technische Universität (TU) Braunschweig; Abteilung für Soziologie. https://www.tu-braunschweig.de/sao/forschung/berufe-in-deutschland. Zugegriffen: 15. Juli 2025

Bundesagentur für Arbeit (2020) Klassifikation der Berufe 2010 (überarbeitete Fassung 2020: Systematisches Verzeichnis)

Clement S, Schauman O, Graham T, Maggioni F, Evans-Lacko S, Bezborodovs N, Morgan C, Rüsch N, Brown JSL, Thornicroft G (2015) What is the impact of mental health-related stigma on help-seeking? A systematic review of quantitative and qualitative studies. Psychol Med 45(1):11–27. https://doi.org/10.1017/S0033291714000129

Cox B, Oyen H, Cambois E, Jagger C, Roy S, Robine JM, Romieu I (2009) The reliability of the minimum European health module. Int J Public Health 54:55–60. https://doi.org/10.1007/s00038-009-7104-y

Dear Employee (2025) Workplace Insights 2025. Die mentale Gesundheit von Beschäftigten. https://dearemployee.de/workplace-insights. Zugegriffen: 15. Juli 2025

Destatis (2024a) Bildung, Forschung und Kultur – Bildungsstand. https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Bildung-Forschung-Kultur/Bildungsstand/_inhalt.html#%C3%9Cbersicht. Zugegriffen: 30. Mai 2024

Destatis (2024b) Qualität der Arbeit – Krankenstand. https://www.destatis.de/DE/Themen/Arbeit/Arbeitsmarkt/Qualitaet-Arbeit/Dimension-2/krankenstand.html. Zugegriffen: 3. Juni 2024

ENWHP – European Network for Workplace Health Promotion (2007) Luxemburger Deklaration zur betrieblichen Gesundheitsförderung in der Europäischen Union; 2. akt. Fassung [Luxembourg Declaration on Workplace Health Promotion in the European Union; übersetzt von der Nationalen Kontaktstelle Deutschland des ENWHP. https://www.dnbgf.de/fileadmin/user_upload/Luxemburger_Deklaration_2023.pdf. Zugegriffen: 28. Juni 2024

Freuding J, Wohlrabe K (2021) Arbeit in Zeiten von Gesundheitskrisen – Zahlen und Fakten. In: Badura B, Ducki A, Schröder H, Meyer M (Hrsg) Fehlzeiten. Report, Bd. 2021. Betriebliche Prävention stärken. Springer, Berlin Heidelberg, S 13–26

GDA (2022) Berücksichtigung psychischer Belastung in der Gefährdungsbeurteilung – Empfehlungen zur Umsetzung in der betrieblichen Praxis. Stand: 15. Juni 2022 (4., vollständig überarbeitete Auflage)

GESIS (2024) Demographische Standards. Ausgabe 2024, 7. Aufl. GESIS – Leibniz Institut für Sozialwissenschaften, Köln

Gilbreath B, Karimi L (2012) Supervisor Behavior and Employee Presenteeism. Int J Leadersh Stud 7(1):114–131

Gralla MS, Guendel H, Mueller A et al (2023) Validation of the irritation scale on a representative German sample: new normative data. Sci Rep 13:15374. https://doi.org/10.1038/s41598-023-41829-4

Greenglas ER, Burke RJ (2000) Hospital downsizing, individual resources, and occupational stressors in nurses. Anxiety Stress Coping 13:371–390

Hägerbäumer M (2017) Risikofaktor Präsentismus. Hintergründe und Auswirkungen des Arbeitens trotz Krankheit. Springer, Wiesbaden https://doi.org/10.1007/978-3-658-17457-6

Hollederer A (2023) Betriebliche Gesundheitsförderung in Deutschland für alle? Ergebnisse der BIBB-/BAuA-Erwerbstätigenbefragung 2018. Gesundheitswesen 85:277–288. https://doi.org/10.1055/a-1658-0125

Hundenborn J, Enderer J (2019) Die Neuregelung des Mikrozensus ab 2020. Wirtschaft Stat (Wista) 71(6):9–17

IAB – Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung (2025) IAB-Arbeitszeitrechnung. https://iab.de/daten/iab-arbeitszeitrechnung/. Zugegriffen: 25. Juni 2025

Johns G (2011) Attendance dynamics at work: the antecedents and correlates of presenteeism, absenteeism, and productivity loss. J Occup Health Psychol 16(4):483–500. https://doi.org/10.1037/a0025153

Jordan S, Hoebel J (2015) Gesundheitskompetenz von Erwachsenen in Deutschland. Ergebnisse der Studie „Gesundheit in Deutschland aktuell" (GEDA). Bundesgesundheitsblatt 58:942–950. https://doi.org/10.1007/s00103-015-2200-z

Kalimo R, Taris TW, Schaufeli WB (2003) The effects of past and anticipated future downsizing on survivor well-being: An equity perspective. J Occup Health Psychol 8(2):91–109

Krist K, Baumgardt J (2024) Mitarbeitendenbindung in Deutschland – Ergebnisse einer repräsentativen Beschäftigtenbefragung. In: Badura B, Ducki A, Baumgardt J, Meyer M, Schröder H (Hrsg) Fehlzeiten-Report 2024. Bindung und Gesundheit – Fachkräfte gewinnen und halten. Springer, Berlin, S 203–232

Kwon MJ (2020) Occupational Health Inequalities by Issues on Gender and Social Class in Labor Market: Absenteeism and Presenteeism Across 26 OECD Countries. Front Public Health 8:84. https://doi.org/10.3389/fpubh.2020.00084

Lohaus D, Habermann W (2018) Präsentismus. Krank zur Arbeit – Ursachen, Folgen, Kosten und Maßnahmen. Springer Berlin, Heidelberg https://doi.org/10.1007/978-3-662-55701-3

Lück M, Hünefeld L, Brenscheidt S, Bödefeld M, Hünefeld A (2019) Grundauswertung der BIBB/BAuA-Erwerbstätigenbefragung 2018. Vergleich zur Grundauswertung 2006 und 2012, 1. Aufl. Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BAuA), Dortmund Berlin Dresden https://doi.org/10.21934/baua:bericht20190603

Mauz E, Walther L, Junker S, Kersjes C, Damerow S, Eicher S, Hölling H, Müters S, Peitz D, Schnitzer S, Thom J (2023) Time trends in mental health indicators in Germany's adult population before and during the COVID-19. Pandemic Front Public Health 23(11):1065938. https://doi.org/10.3389/fpubh.2023

McGregor A, Iverson D, Caputi P, Magee C, Ashbury F (2014) Relationships Between Work Environment Factors and Presenteeism Mediated by Employees' Health: A Preliminary Study. Journal of Occupational and Environmental Medicine 56(12):1319–1324. https://doi.org/10.1097/JOM.0000000000000263

Meyer M, Meinicke M, Schenkel A (2023) Krankheitsbedingte Fehlzeiten in der deutschen Wirtschaft im Jahr 2022. In: Badura B, Ducki A, Baumgardt J, Meyer M, Schröder H (Hrsg) Fehlzeiten-Report 2023. Zeitenwende – Arbeit gesund gestalten. Springer, Berlin, S 435–520

Miraglia M, Johns G (2016) Going to work ill: A meta-analysis of the correlates of presenteeism and a dual-path model. J Occup Health Psychol 21(3):261–283. https://doi.org/10.1037/ocp0000015

Mohr G (1986) Die Erfassung psychischer Befindensbeeinträchtigungen bei Industriearbeitern. Peter Lang, Frankfurt am Main

Mohr G, Rigotti T, Müller A (2005) Irritation – ein Instrument zur Erfassung psychischer Beanspruchung im Arbeitskontext. Skalen- und Itemparameter aus 15 Studien. Z Arbeits Organisationspsychol 49(1):44–48. https://doi.org/10.1026/0932-4089.49.1.44

Niedhammer I, Bertrais S, Witt K (2021) Psychosocial work exposures and health outcomes: a meta-review of 72 literature reviews with meta-analysis. Scand J Work Environ Health 47:489–508

Novaković IZ, Ajduković D, Ajduković M, Kenntemich L, Lotzin A, Schäfer I, Anastassiou-Hadjicharalambous X, Evgeniou E, Borges C, Figueiredo-Braga M, Russo M, Lueger-Schuster B (2025) Mental health during and after the COVID-19 pandemic – a longitudinal study over 42 months in five European countries. Eur J Psychotraumatol 16(1):2488700. https://doi.org/10.1080/20008066.2025.2488700

Patzina A, Collischon M, Hoffmann R, Obrizan M (2025) Mental health in Germany before, during and after the COVID-19. Pandemic Plos One 20(1):e313689

Pauli R, Gaum PM, Cropley M, Lang J (2023) Antecedents, outcomes and measurement of work related-cognition in non-work time: A multistudy report using the work-related rumination questionnaire in two languages. Front Psychol 14:1013744. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1013744

Pietzonka M, Oberbeck Y (2023) Gereizt und grübelnd? Zusammenhänge zwischen den Merkmalen eines Change-Prozesses und der psychischen Beanspruchung der Beschäftigten sowie der moderierende Einfluss des Sozialkapitals. Z Arbeits Organisationspsychol 67(2):63–79

Pronova BKK (2024) Arbeiten 2023. Ergebnisse einer Befragung von Arbeitnehmer*innen. https://www.pronovabkk.de/unternehmen/presse/studien/. Zugegriffen: 11. Juni 2024

Quinlan M, Mayhew C, Bohle P (2001) The global expansion of precarious employment, work disorganization, and consequences for occupational health. A review of recent research. Int J Health Serv 31:335–414

Robblee MA (1998) Confronting the threat of organizational downsizing: Coping and health. Diss Abstr Int Sect B: Sci Eng 59(6-B):3072

Robert Koch-Institut (RKI) (2024) Psychische Störungen: Administrative Prävalenz (ab 18 Jahre). Gesundheitsberichterstattung des Bundes. https://gbe.rki.de. Zugegriffen: 8. Juli 2025

Sargent GM, Banwell C, Strazdins L, Dixon J (2016) Time and participation in workplace health promotion: Australian qualitative study. Health Promot Int 33(3):436–447. https://doi.org/10.1093/heapro/daw078

Schenkel A, Krist K, Meyer M, Baumgardt J (2024) Krankheitsbedingte Fehlzeiten in der deutschen Wirtschaft im. In: Badura B, Ducki A, Baumgardt J, Meyer M, Schröder H (Hrsg) Fehlzeiten-Report 2024. Bindung und Gesundheit – Fachkräfte gewinnen und halten. Jahr, Bd. 2023. Springer, Berlin, Heidelberg, S 339–426

Schenkel A, Meyer M, Düring A, Baumgardt J (2025) Krankheitsbedingte Fehlzeiten in der deutschen Wirtschaft im. In: Badura B, Ducki A, Baumgardt J, Meyer M, Schröder H (Hrsg) Fehlzeiten-Report 2025. Künstliche Intelligenz und Gesundheit – Möglichkeiten nutzen, Risiken bewältigen, Orientierung geben. Jahr, Bd. 2024. Springer, Berlin, S XXX

Scuffham PA, Vecchio N, Whiteford HA (2013) Exploring the Validity of HPQ-Based Presenteeism Measures to Estimate Productivity Losses in the Health and Education Sectors. Med Decis Making 34(1):127–137. https://doi.org/10.1177/0272989X13497996

Seidler A, Schubert M, Freiberg A, Drössler S, Hussenoeder FS, Conrad I, Riedel-Heller S, Starke RK (2022) Psychosocial occupational exposures and mental illness – a systematic review with meta-analyses. Dtsch Ärztebl Int 119:709–715. https://doi.org/10.3238/arztebl.m2022.0295

Singer R, Sin AM, Tenenbaum T, Toepfner N, Berner R, Buda S, Schlaberg J, Schönfeld V, Reinacher U, van der Linden M, Claus H, Lâm TT, Schneider M, Noll I, Haller S, von Laer A (2024) The Increase in Invasive Bacterial Infections With Respiratory Transmission in Germany, 2022/2023. Dtsch Ärztebl Int 121(4):114–120. https://doi.org/10.3238/arztebl.m2023.0261

Skagen K, Collins AM (2016) The consequences of sickness presenteeism on health and wellbeing over time. A systematic review. Soc Sci Med 161:169–177. https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2016.06.005

Smit DJM, Proper KI, Engels JA, Campmans JMD, van Oostrom SH (2022) Barriers and facilitators for participation in workplace health promotion programs: results from peer-to-peer interviews among employees. Int Arch Occup Environ Health 96:389–400. https://doi.org/10.1007/s00420-022-01930-z

Steidelmüller C, Meyer SC, Müller G (2020) Home-based telework and presenteeism across europe. J Occup Environ Med 62(12):998–1005. https://doi.org/10.1097/JOM.0000000000001992

Swanson V, Power K (2001) Employees' perceptions of organizational restructuring: The role of social support. Work Stress 15:161–178

Techniker Krankenkasse (2025) Gesundheitsreport 2025. Arbeitsunfähigkeiten. Techniker Krankenkasse, Hamburg

Waltersbacher A, Zok K, Böttger SJ, Klose J (2018) Sinnerleben in der Arbeitswelt und ihre Bedeutung für die Gesundheit. In: Badura B, Ducki A, Schröder H, Klose J (Hrsg) Fehlzeiten-Report 2018. Sinn erleben – Arbeit und Gesundheit. Springer, Berlin, S 23–46

WHO (2022) World mental health report: transforming mental health for all. World Health Organization, Genf

Zapf D, Semmer NK (2004) Stress und Gesundheit in Organisationen. In: Schuler H, Bierbaumer N, Frey D, Kuhl J, Schneider W, Schwarzer R (Hrsg) Organisationspsychologie – Grundlagen und Personalpsychologie. Hogrefe, Göttingen, S 1007–1112

Zok K (2010) Gesundheitliche Beschwerden und Belastungen am Arbeitsplatz. WIdO-Reihe. KomPart, Berlin

Zok K, Dammasch H (2012) Flexible Arbeitswelt: Ergebnisse einer Beschäftigtenbefragung. In: Badura B, Ducki A, Schröder H, Klose J, Meyer M (Hrsg) Fehlzeiten-Report 2012. Gesundheit in der flexiblen Arbeitswelt: Chancen nutzen – Risiken minimieren. Springer, Berlin, S 39–52

Krankheitsbedingte Fehlzeiten in der deutschen Wirtschaft im Jahr 2024

Antje Schenkel, Markus Meyer, Antonia Düring und Johanna Baumgardt

Inhaltsverzeichnis

24.1 Überblick über die krankheitsbedingten Fehlzeiten im Jahr 2024 – 347

24.2 Datenbasis und Methodik – 350

24.3 Allgemeine Krankenstandsentwicklung – 353

24.4 Verteilung der Arbeitsunfähigkeit – 356

24.5 Kurz- und Langzeiterkrankungen – 357

24.6 Krankenstandsentwicklung in den einzelnen Branchen – 358

24.7 Einfluss der Alters- und Geschlechtsstruktur – 363

24.8 Fehlzeiten nach Bundesländern – 366

24.9 Fehlzeiten nach Ausbildungsabschluss und Vertragsart – 371

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_24

24.10 Fehlzeiten nach Berufsgruppen – 374

24.11 Fehlzeiten nach Wochentagen – 375

24.12 Arbeitsunfälle – 377

24.13 Krankheitsarten im Überblick – 382

24.14 Die häufigsten Einzeldiagnosen – 388

24.15 Krankheitsarten nach Branchen und Berufen – 390

24.16 Langzeitfälle nach Krankheitsarten – 403

24.17 Krankheitsarten nach Diagnoseuntergruppen – 406

24.18 Burnout-bedingte Fehlzeiten – 409

24.19 Arbeitsunfähigkeiten nach Städten 2024 – 412

24.20 Inanspruchnahme von Krankengeld bei Erkrankung des Kindes – 415

Literatur – 421

Zusammenfassung

Der folgende Beitrag liefert umfassende und differenzierte Daten zu den krankheitsbedingten Fehlzeiten in der deutschen Wirtschaft im Jahr 2024. Datenbasis sind die Arbeitsunfähigkeitsmeldungen der ca. 15 Mio. erwerbstätigen AOK-Mitglieder in Deutschland. Ein einführendes Kapitel gibt zunächst einen Überblick über die allgemeine Krankenstandsentwicklung und wichtige Determinanten des Arbeitsunfähigkeitsgeschehens. Im Einzelnen werden u. a. die Verteilung der Arbeitsunfähigkeit, die Bedeutung von Kurz- und Langzeiterkrankungen und Arbeitsunfällen, regionale Unterschiede in den einzelnen Bundesländern sowie die Abhängigkeit des Krankenstandes von Faktoren wie Bildungsstand, Branchen und Berufszugehörigkeit und demographischen Faktoren dargestellt. In zwölf separaten Kapiteln wird dann detailliert die Krankenstandsentwicklung in den unterschiedlichen Wirtschaftszweigen beleuchtet.

24.1 Überblick über die krankheitsbedingten Fehlzeiten im Jahr 2024

Allgemeine Krankenstandsentwicklung

Der Krankenstand im Jahr 2024 veränderte sich im Vergleich zum Vorjahr kaum und lag bei 6,5 % (2023: 6,6 %). In Westdeutschland lag der Krankenstand mit 6,4 % um 0,7 Prozentpunkte niedriger als in Ostdeutschland (7,1 %). Bei den Bundesländern verzeichneten Sachsen-Anhalt mit 7,7 % sowie Thüringen und Mecklenburg-Vorpommern mit 7,5 % den höchsten Krankenstand. In Baden-Württemberg (6,0 %), Bayern (5,9 %) und Berlin (5,8 %) lag der Krankenstand am niedrigsten. Im Schnitt waren die AOK-versicherten Beschäftigten 23,9 Kalendertage arbeitsunfähig. Für fast zwei Drittel aller AOK-Mitglieder (63,6 %) wurde mindestens einmal im Jahr eine Arbeitsunfähigkeitsbescheinigung ausgestellt. Damit lag die Arbeitsunfähigkeitsquote um 0,3 Prozentpunkte niedriger als im Vorjahr (2023: 63,9 %).

Das Fehlzeitengeschehen wird hauptsächlich von sechs Krankheitsarten dominiert. Im Jahr 2024 gingen 19,8 % der Fehlzeiten auf Muskel- und Skelett-Erkrankungen und 15,1 % auf Atemwegserkrankungen zurück, danach folgten psychische Erkrankungen (12,5 %), Verletzungen (9,3 %) sowie Erkrankungen des Kreislaufsystems und der Verdauungsorgane (4,5 bzw. 3,9 %). Der Anteil der Atemwegserkrankungen an den Fehlzeiten ist im Vergleich zum Vorjahr um 0,3 Prozentpunkte gesunken. Gestiegen ist hingegen der Anteil der Muskel- und Skeletterkrankungen um 0,3 Prozentpunkte sowie der psychischen Erkrankungen um 0,6, der Verletzungen um 0,2 und der Verdauungserkrankungen um 0,1 Prozentpunkte. Der Anteil der Herz-Kreislauf-Erkrankungen blieb gleich.

Im Vergleich zu den anderen Krankheitsarten kommt den psychischen Erkrankungen nach wie vor eine besondere Bedeutung zu: Seit 2014 haben die Krankheitstage aufgrund psychischer Erkrankungen um 47 % zugenommen. Im Jahr 2024 wurden erneut mehr Fälle aufgrund psychischer Erkrankungen (12,5 %) als aufgrund von Herz- und Kreislauf-Erkrankungen (4,5 %) registriert. Die durchschnittliche Falldauer psychischer Erkrankungen war im Jahr 2024 mit 28,5 Tagen je Fall mehr als doppelt so lang wie der Durchschnitt mit 10,5 Tagen je Fall im Jahr 2024. Die durchschnittliche Anzahl der Tage je Fall im Vergleich zum Vorjahr bei den psychischen Erkrankungen ist leicht gestiegen (2023: 28,1 Fehltage; 2024: 28,5 Fehltage) und auch die Betroffenheit hat leicht zugenommen: So ist die Arbeitsunfähigkeitsquote um 0,1 Prozentpunkte auf 8,4 % angestiegen.

Neben den psychischen Erkrankungen verursachten insbesondere Verletzungen (19,2 Tage je Fall), Herz-Kreislauf-Erkrankungen (18,3 Tage je Fall) sowie Muskel-Skelett-Erkrankungen (15,7 Tage je Fall) lange Ausfallzeiten. Auf diese vier Erkrankungsarten gingen 2024 bereits 60 % der durch Langzeitfälle (> sechs Wochen) verursachten Fehlzeiten zurück.

Langzeiterkrankungen mit einer Dauer von mehr als sechs Wochen verursachten weit mehr als ein Drittel der Ausfalltage (39,9 % der AU-Tage). Ihr Anteil an den Arbeitsunfähigkeitsfällen betrug jedoch nur 3,3 %. Bei Kurzzeiterkrankungen mit einer Dauer von ein bis drei Tagen verhielt es sich genau umgekehrt: Ihr Anteil an den Arbeitsunfähigkeitsfällen lag bei 37,2 %, doch nur 7,1 % der Arbeitsunfähigkeitstage gingen auf sie zurück.

Schätzungen der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin zufolge verursachten im Jahr 2023 886,2 Mio. AU-Tage[1] volkswirtschaftliche Produktionsausfälle von 128 Mrd. € bzw. 220,9 Mrd. € Ausfall an Produktion und Bruttowertschöpfung (BMAS/BAuA 2021).

Die Ausgaben für Krankengeld sind im Jahr 2024 erneut gestiegen: Für das 1. bis 4. Quartal 2024 betrug das Ausgabenvolumen für Krankengeld rund 20,5 Mrd. €. Gegenüber dem Vorjahr bedeutet das einen Anstieg von 7,5 % (Bundesministerium für Gesundheit 2023).

Fehlzeitengeschehen nach Branchen

Im Jahr 2024 wurde in fast allen Branchen eine leichte Verringerung des Krankenstandes im Vergleich zum Vorjahr verzeichnet. In der Branche Gesundheits- und Sozialwesen lag der Krankenstand mit 7,4 % am höchsten. Ebenfalls hohe Krankenstände verzeichneten Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau (7,3 %), verarbeitendes Gewerbe (7,3 %) und Öffentliche Verwaltung/Sozialversicherung (7,3 %) gefolgt von der Branche Verkehr und Transport (7,1 %) und der Metallindustrie (6,9 %). Der niedrigste Krankenstand war mit 4,5 % in der Branche Banken und Versicherungen zu finden.

Bei den Branchen Land- und Forstwirtschaft, Baugewerbe sowie Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau handelt es sich um Bereiche mit hohen körperlichen Arbeitsbelastungen und überdurchschnittlich vielen Arbeitsunfällen. Im Bereich Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau gingen 2,7 % und im Baugewerbe 3,7 % der Arbeitsunfähigkeitsfälle auf Arbeitsunfälle zurück. In der Land- und Forstwirtschaft waren es sogar 5,4 %.

In den Branchen Baugewerbe, Metallindustrie, Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau und dem verarbeitenden Gewerbe sind viele Arbeitsunfähigkeitsfälle durch Verletzungen zu verzeichnen, in der Regel durch Arbeitsunfälle bedingt. Der Bereich Land- und Forstwirtschaft verzeichnet mit 22,2 Tagen je Fall die höchste Falldauer vor den Branchen Verkehr und Transport und Baugewerbe mit 21,7 und 21,1 Tagen je Fall.

Im Jahr 2024 ist der Anteil – bezogen auf die Fehltage – der Muskel- und Skelett-Erkrankungen mit 20 % an der Gesamtheit der Erkrankungen insgesamt am höchsten, gefolgt von Atemwegserkrankungen mit 15 % (2023: 19 % und 15 %). Besonders in den Branchen Erziehung und Unterricht sowie Banken und Versicherungen spielten die Atemwegserkrankungen eine zentrale Rolle (21 % und 20 % an allen Fehltagen). Muskel- und Skeletterkrankungen waren im Baugewerbe die wichtigste Erkrankungsart (25 % an allen Fehltagen) und die psychischen Erkrankungen spielten vor allem in der Branche Erziehung und Unterricht (17 % an allen Fehltagen), im Gesundheits- und Sozialwesen (16 % an allen Fehltagen), in den Banken und Versicherungen (16 % an allen Fehltagen) sowie in der öffentlichen Verwaltung und Sozialversicherung eine größere Rolle (15 % an allen Fehltagen).

Der Anteil der Arbeitsunfähigkeitsfälle aufgrund von psychischen Erkrankungen ist im Gesundheits- und Sozialwesen mit 19,9 Arbeitsunfähigkeitsfällen je 100 AOK-Mitglieder mehr als dreimal so hoch wie in der Land- und Forstwirtschaft (6,4 AU-Fälle je 100 AOK-Mitglieder). Danach steht der Bereich Erziehung und Unterricht mit 17,9 AU-Fällen pro 100 AOK-Mitglieder an zweiter Stelle, gefolgt von der Branche Öffentliche Verwaltung und Sozialversicherung mit 17,3 AU-Fällen je 100 AOK-Mitglieder.

1 Dieser Wert ergibt sich durch die Multiplikation von rund 31,0 Mio. Arbeitnehmenden mit durchschnittlich 21,3 AU-Tagen.

Fehlzeitengeschehen nach Altersgruppen

Zwar nimmt mit zunehmendem Alter die Zahl der Krankmeldungen ab, die Dauer der Arbeitsunfähigkeitsfälle dagegen steigt kontinuierlich an. Ältere Beschäftigte sind also seltener krank, fallen aber in der Regel länger aus als ihre jüngeren Kolleginnen und Kollegen. Dies liegt zum einen daran, dass Ältere häufiger von mehreren Erkrankungen gleichzeitig betroffen sind (Multimorbidität), aber auch daran, dass sich das Krankheitsspektrum verändert.

Bei den jüngeren Arbeitnehmenden zwischen 15 und 19 Jahren dominieren v. a. Atemwegserkrankungen und Verletzungen: 30,4 % der Ausfalltage gingen in dieser Altersgruppe auf Atemwegserkrankungen zurück, der Anteil der Verletzungen lag bei 13,7 % (zum Vergleich: 60- bis 64-Jährige: 8,8 % bzw. 7,7 %). Ältere Arbeitnehmende leiden dagegen zunehmend an Muskel- und Skelett- oder psychischen Erkrankungen. Diese Krankheitsarten sind häufig mit langen Ausfallzeiten verbunden. Im Schnitt fehlen Arbeitnehmende aufgrund einer Atemwegserkrankung lediglich 5,9 Tage, bei einer Muskel- und Skeletterkrankung fehlen sie hingegen 15,7 Tage. So gehen in der Gruppe der 60- bis 64-Jährigen fast ein Viertel der Ausfalltage (24,2 %) auf Muskel- und Skelett-Erkrankungen und 7,8 % auf Herz- und Kreislauf-Erkrankungen zurück. Bei den 15- bis 19-Jährigen hingegen sind es lediglich 7,3 bzw. 1,0 %.

Im Verhältnis zu den Fehltagen insgesamt entfallen auf psychische Erkrankungen die meisten Fehltage auf die 30- bis 34-Jährigen (14,7 %) sowie auf die 35- bis 39-Jährigen (14,5 %), die wenigsten auf die Altersgruppe der 15- bis 19-Jährigen (7,3 %).

Fehlzeitengeschehen nach Geschlecht

Im Fehlzeitengeschehen zeigen sich auch Unterschiede zwischen den Geschlechtern: Der Krankenstand liegt bei den Frauen mit 6,7 % höher als bei den Männern mit 6,4 %. Frauen waren mit einer AU-Quote von 66,5 % auch häufiger krankgemeldet als Männer (61,3 %).

Unterschiede zwischen den Geschlechtern finden sich bei Betrachtung der einzelnen Krankheitsarten und die beruflichen Tätigkeiten korrespondieren mit unterschiedlichen somatischen und psychischen Belastungen Bei Männern machen insbesondere Muskel- und Skelett-Erkrankungen und Verletzungen einen höheren Anteil an den Arbeitsunfähigkeitstagen aus als bei Frauen (Männer: 21,8 % bzw. 11,1 % an allen Fehltagen; Frauen: 17,6 % und 7,3 %). Dies dürfte damit zusammenhängen, dass Männer nach wie vor in größerem Umfang körperlich belastenderen und unfallträchtigeren Tätigkeiten nachgehen als Frauen. Der Großteil der männlichen AOK-Mitglieder arbeitet im Dienstleistungsbereich (26,5 %) und in der Metallindustrie (13,9 %). Männer sind zum großen Teil in Berufen der Lagerwirtschaft, als Berufskraftfahrer, als Köche, in Berufen in der Metallbearbeitung sowie in der Maschinenbau- und Betriebstechnik tätig. Der überwiegende Teil der Frauen ist ebenfalls im Dienstleistungsbereich beschäftigt (27,8 %), gefolgt von der Branche des Gesundheits- und Sozialwesens (25,1 %). Frauen sind verstärkt als Büro- und Sekretariatskräfte, in Reinigungsberufen, im Verkauf, in der Kinderbetreuung und -erziehung oder in der Gesundheits-, Alten- und Krankenpflege tätig. Bei Frauen liegen neben Muskel- und Skelett-Erkrankungen vor allem Atemwegserkrankungen (15,9 %; Männer: 14,5 %) und psychische Erkrankungen (15,4 %; Männer: 9,8 %) vor. Frauen gehen vor allem Berufen nach, die vermehrt Kontakte mit anderen Menschen wie Kunden und Patienten mit sich bringen. Dies steht in Verbindung mit mehr psychische Belastungen und erhöht zugleich die Wahrscheinlichkeit, sich mit einer Atemwegserkrankung wie etwa einer Erkältung anzustecken.

Im Bereich der Herz- und Kreislauf-Erkrankungen leiden Männer vermehrt an Hypertonie gefolgt von ischämischen Herzkrankheiten wie beispielsweise dem Myokardinfarkt. Etwas mehr als ein Fünftel aller Fehltage (22,0 %) innerhalb dieser Krankheitsart entfallen bei den Männern auf ischämische Herz-

krankheiten, bei den Frauen sind es lediglich 9,5 %.

Auch bei den psychischen Erkrankungen ergeben sich Unterschiede: 13,7 % aller diagnosebezogenen Fehlzeiten bei den Frauen gehen auf neurotische, Belastungs- und somatoforme Störungen zurück, bei den Männern sind es dagegen nur 7,6 % aller Fehltage.

24.2 Datenbasis und Methodik

Die folgenden Ausführungen zu den krankheitsbedingten Fehlzeiten in der deutschen Wirtschaft basieren auf einer Analyse der Arbeitsunfähigkeitsmeldungen aller erwerbstätigen AOK-Mitglieder. Die AOK ist nach wie vor die Krankenkasse mit dem größten Marktanteil in Deutschland. Sie verfügt daher über die umfangreichste Datenbasis zum Arbeitsunfähigkeitsgeschehen. Ausgewertet wurden die Daten des Jahres 2024. In diesem Jahr waren insgesamt 15 Mio. Beschäftigte bei der AOK versichert. Dies ist im Vergleich zum Vorjahr ein Rückgang um 0,5 %.

Datenbasis der Auswertungen sind sämtliche Arbeitsunfähigkeitsfälle, die der AOK im Jahr 2024 gemeldet wurden. Es werden sowohl Pflichtmitglieder als auch freiwillig Versicherte berücksichtigt, Arbeitslosengeld-I-Empfängerinnen und -Empfänger dagegen nicht. Unberücksichtigt bleiben auch Schwangerschafts- und Kinderkrankenfälle. Arbeitsunfälle gehen mit in die Statistik ein, soweit sie der AOK gemeldet werden. Kuren werden in den Daten berücksichtigt. Allerdings werden Kurzzeiterkrankungen bis zu drei Tagen von den Krankenkassen nur erfasst, soweit eine ärztliche Krankschreibung vorliegt. Der Anteil der Kurzzeiterkrankungen liegt daher höher, als dies in den Krankenkassendaten zum Ausdruck kommt. Hierdurch verringern sich die Fallzahlen und die rechnerische Falldauer erhöht sich entsprechend. Langzeitfälle mit einer Dauer von mehr als 42 Tagen wurden in die Auswertungen einbezogen, weil sie von entscheidender Bedeutung für das Arbeitsunfähigkeitsgeschehen in den Betrieben sind.

Die Arbeitsunfähigkeitszeiten werden von den Krankenkassen so erfasst, wie sie auf den Krankmeldungen angegeben sind. Auch Wochenenden und Feiertage gehen in die Berechnung mit ein, soweit sie in den Zeitraum der Krankschreibung fallen. Die Ergebnisse sind daher mit betriebsinternen Statistiken, bei denen lediglich die Arbeitstage berücksichtigt werden, nur begrenzt vergleichbar. Bei jahresübergreifenden Arbeitsunfähigkeitsfällen wurden ausschließlich Fehlzeiten in die Auswertungen einbezogen, die im Auswertungsjahr anfielen.

Tab. 24.1 gibt einen Überblick über die wichtigsten Kennzahlen und Begriffe, die in diesem Beitrag zur Beschreibung des Arbeitsunfähigkeitsgeschehens verwendet werden. Die Kennzahlen werden auf der Basis der Versicherungszeiten berechnet, d. h. es wird berücksichtigt, ob ein Mitglied ganzjährig oder nur einen Teil des Jahres bei der AOK versichert war bzw. als in einer bestimmten Branche oder Berufsgruppe beschäftigt geführt wurde. AOK-Mitglieder mit dem Geschlecht „divers“ werden aus Gründen des Datenschutzes grundsätzlich gemeinsam mit dem Geschlecht mit der größten Personenzahl ausgewiesen.

Aufgrund der speziellen Versichertenstruktur der AOK sind die Daten nur bedingt repräsentativ für die Gesamtbevölkerung in der Bundesrepublik Deutschland bzw. die Beschäftigten in den einzelnen Wirtschaftszweigen. Infolge ihrer historischen Funktion als Basiskasse weist die AOK einen überdurchschnittlich hohen Anteil an Versicherten aus dem landwirtschaftlichen Bereich, dem Bereich Verkehr und Transport sowie aus dem Baugewerbe auf.

Im Jahr 2008 fand eine Revision der Klassifikation der Wirtschaftszweige statt. Die Klassifikation der Wirtschaftszweige Ausgabe 2008 wird vom Statistischen Bundesamt veröffentlicht (▶ Anhang 2). Aufgrund der Revision kam es zu Verschiebungen zwischen den Branchen, eine Vergleichbarkeit mit den Daten vor 2008 ist daher nur bedingt gegeben. Daher werden bei Jahresvergleichen Kennzahlen für das Jahr 2008 sowohl für die Klassifikations-

Tab. 24.1 Kennzahlen und Begriffe zur Beschreibung des Arbeitsunfähigkeitsgeschehens

Kennzahl	Definition	Einheit, Ausprägung	Erläuterungen
AU-Fälle	Anzahl der Fälle von Arbeitsunfähigkeit	Je AOK-Mitglied* bzw. je 100 AOK-Mitglieder	Jede Arbeitsunfähigkeitsmeldung, die nicht nur die Verlängerung einer vorangegangenen Meldung ist, wird als ein Fall gezählt. Ein AOK-Mitglied kann im Auswertungszeitraum mehrere AU-Fälle aufweisen
AU-Tage	Anzahl der AU-Tage, die im Auswertungsjahr anfielen	Je AOK-Mitglied* bzw. je 100 AOK-Mitglieder	Da arbeitsfreie Zeiten wie Wochenenden und Feiertage, die in den Krankschreibungszeitraum fallen, mit in die Berechnung eingehen, können sich Abweichungen zu betriebsinternen Fehlzeitenstatistiken ergeben, die bezogen auf die Arbeitszeiten berechnet wurden. Bei jahresübergreifenden Fällen werden nur die AU-Tage gezählt, die im Auswertungsjahr anfielen
AU-Tage je Fall	Mittlere Dauer eines AU-Falls	Kalendertage	Indikator für die Schwere einer Erkrankung
Krankenstand	Anteil der im Auswertungszeitraum angefallenen Arbeitsunfähigkeitstage am Kalenderjahr	In %	War ein Versicherter nicht ganzjährig bei der AOK versichert, wird dies bei der Berechnung des Krankenstandes entsprechend berücksichtigt
Krankenstand, standardisiert	Nach Alter und Geschlecht standardisierter Krankenstand	In %	Um Effekte der Alters- und Geschlechtsstruktur bereinigter Wert
AU-Quote	Anteil der AOK-Mitglieder mit einem oder mehreren Arbeitsunfähigkeitsfällen im Auswertungsjahr	In %	Diese Kennzahl gibt Auskunft darüber, wie groß der von Arbeitsunfähigkeit betroffene Personenkreis ist
Kurzzeiterkrankungen	Arbeitsunfähigkeitsfälle mit einer Dauer von 1–3 Tagen	In % aller Fälle/Tage	Erfasst werden nur Kurzzeitfälle, bei denen eine Arbeitsunfähigkeitsbescheinigung bei der AOK eingereicht wurde
Langzeiterkrankungen	Arbeitsunfähigkeitsfälle mit einer Dauer von mehr als 6 Wochen	In % aller Fälle/Tage	Mit Ablauf der 6. Woche endet in der Regel die Lohnfortzahlung durch den Arbeitgeber, ab der 7. Woche wird durch die Krankenkasse Krankengeld gezahlt
Arbeitsunfälle	Durch Arbeitsunfälle bedingte Arbeitsunfähigkeitsfälle	Je 100 AOK-Mitglieder* in % aller AU-Fälle/-Tage	Arbeitsunfähigkeitsfälle, bei denen auf der Krankmeldung als Krankheitsursache „Arbeitsunfall“ angegeben wurde, nicht enthalten sind Wegeunfälle
AU-Fälle/ -Tage nach Krankheitsarten	Arbeitsunfähigkeitsfälle/-tage mit einer bestimmten Diagnose	Je 100 AOK-Mitglieder* in % aller AU-Fälle bzw. -Tage	Ausgewertet werden alle auf den Arbeitsunfähigkeitsbescheinigungen angegebenen ärztlichen Diagnosen, verschlüsselt werden diese nach der Internationalen Klassifikation der Krankheitsarten (ICD-10)

* umgerechnet in ganzjährig Versicherte

version 2003 als auch für die Version 2008 ausgewiesen.

Die Klassifikation der Wirtschaftszweigschlüssel in der Ausgabe 2008 enthält insgesamt fünf Differenzierungsebenen, von denen allerdings bei den vorliegenden Analysen nur die ersten drei berücksichtigt wurden. Es wird zwischen Wirtschaftsabschnitten, -abteilungen und -gruppen unterschieden. Ein Abschnitt ist beispielsweise die Branche „Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau". Diese untergliedert sich in die Wirtschaftsabteilungen „Bergbau und Gewinnung von Steinen und Erden", „Energieversorgung" und „Wasserversorgung, Abwasser- und Abfallentsorgung und Beseitigung von Umweltverschmutzungen". Die Wirtschaftsabteilung „Bergbau und Gewinnung von Steinen und Erden" umfasst wiederum die Wirtschaftsgruppen „Kohlenbergbau", „Erzbergbau" etc. Im vorliegenden Unterkapitel werden die Daten zunächst ausschließlich auf der Ebene der Wirtschaftsabschnitte analysiert (Anhang 2). In den folgenden Unterkapiteln wird dann auch nach Wirtschaftsabteilungen und teilweise auch nach Wirtschaftsgruppen differenziert. Die Metallindustrie, die nach der Systematik der Wirtschaftszweige der Bundesanstalt für Arbeit zum verarbeitenden Gewerbe gehört, wird, da sie die größte Branche des Landes darstellt, in einem eigenen Kapitel behandelt. Auch dem Bereich „Erziehung und Unterricht" wird angesichts der zunehmenden Bedeutung des Bildungsbereichs für die Produktivität der Volkswirtschaft ein eigenes Kapitel gewidmet (▶ Abschn. 25.5). Aus ◘ Tab. 24.2 ist die

◘ Tab. 24.2 AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabschnitten im Jahr 2024 nach der Klassifikation der Wirtschaftszweigschlüssel, Ausgabe 2008

Wirtschaftsabschnitte	Pflichtmitglieder		Freiwillige Mitglieder
	Absolut	Anteil an der Branche in %	Absolut
Banken und Versicherungen	177.398	18,1	26.211
Baugewerbe	1.066.277	54,0	20.469
Dienstleistungen	3.924.383	44,5	145.685
Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau	206.752	33,5	18.517
Erziehung und Unterricht	438.421	30,0	18.430
Gesundheits- und Sozialwesen	2.019.697	37,4	49.823
Handel	2.114.150	46,5	51.895
Land- und Forstwirtschaft	181.762	71,9	972
Metallindustrie	1.327.649	33,7	130.704
Öffentliche Verwaltung/Sozialversicherung	677.827	32,4	24.042
Verarbeitendes Gewerbe	1.227.642	43,8	50.748
Verkehr und Transport	1.077.267	55,0	14.618
Insgesamt	**14.491.318**	**41,6**	**553.545**

Fehlzeiten-Report 2025

Anzahl der AOK-Mitglieder in den einzelnen Wirtschaftsabschnitten sowie deren Anteil an den sozialversicherungspflichtig Beschäftigten insgesamt[2] ersichtlich.

Da sich die Morbiditätsstruktur in Ost- und Westdeutschland nach wie vor unterscheidet, werden neben den Gesamtergebnissen für die Bundesrepublik Deutschland die Ergebnisse für Ost und West separat ausgewiesen.

Die Verschlüsselung der Diagnosen erfolgt nach der 10. Revision der ICD (International Classification of Diseases)[3]. Teilweise weisen die Arbeitsunfähigkeitsbescheinigungen mehrere Diagnosen auf. Um einen Informationsverlust zu vermeiden, werden bei den diagnosebezogenen Auswertungen im Unterschied zu anderen Statistiken[4], die nur eine (Haupt-) Diagnose berücksichtigen, auch Mehrfachdiagnosen[5] in die Auswertungen einbezogen.

24.3 Allgemeine Krankenstandsentwicklung

Die krankheitsbedingten Fehlzeiten sind im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr nahezu unverändert. Bei den 15 Mio. erwerbstätigen AOK-Mitgliedern betrug der Krankenstand 6,5 % (Tab. 24.3). 63,6 % der AOK-Mitglieder meldeten sich mindestens einmal krank. Die Versicherten waren im Jahresdurchschnitt 10,5 Kalendertage krankgeschrieben[6]. 4,6 % der Arbeitsunfähigkeitstage waren durch Arbeitsunfälle bedingt.

Die Zahl der krankheitsbedingten Ausfalltage nahm im Vergleich zum Vorjahr um 0,1 % ab. Im Osten sanken die Ausfalltage um 0,7 % und im Westen stiegen sie um 0,1 %. Die Zahl der Arbeitsunfähigkeitsfälle ist im Vergleich zum Vorjahr sowohl im Westen (um 1,6 %), als auch im Osten (um 1,2 %) gestiegen. Insgesamt beträgt der Anstieg 1,5 %. Der Krankenstand ist im Osten um 0,1 Prozentpunkte auf 7,1 % gesunken und im Westen bei 6,4 % geblieben. Die durchschnittliche Dauer der Krankmeldungen sank sowohl in Ostdeutschland (um 1,9 %) als auch in Westdeutschland (um 1,5 %). Die Zahl der von Arbeitsunfähigkeit betroffenen AOK-Mitglieder (AU-Quote: Anteil der AOK-Mitglieder mit mindestens einem AU-Fall) sank im Jahr 2024 um 0,3 Prozentpunkte auf 63,6 %.

Im Jahresverlauf wurde der höchste Krankenstand mit 7,7 % im Februar erreicht, während der niedrigste Wert im Mai (5,8 %) zu verzeichnen war. Der Krankenstand lag insbesondere im Juni und Juli 2024 über dem Wert des Vorjahres (Abb. 24.1).

Abb. 24.2a zeigt die längerfristige Entwicklung des Krankenstandes in den Jahren 2005 bis 2024. Seit Ende der 1990er Jahre konnte ein Rückgang der Krankenstände bis zum Jahr 2006 verzeichnet werden. Danach stieg der Krankenstand sukzessive an und lag im Jahr 2024 im Bundesdurchschnitt mit 6,5 % auf ähnlich hohem Niveau wie im Vorjahr.

Nachdem der Krankenstand in den Jahren 2003 bis 2008 durchgehend in Ostdeutschland unter dem Westdeutschlands lag, ist seither mit Ausnahme der Jahre 2009 und 2011 in Ostdeutschland wieder ein höherer Krankenstand zu konstatieren: Im Jahr 2024 lag der Krankenstand im Osten Deutschlands mit 7,1 % deutlich höher als im Westen Deutschlands mit 6,4 %.

Wie ist die Krankenstandsentwicklung in Deutschland insgesamt – unabhängig von der Kassenzugehörigkeit (Abb. 24.2b)? Die Krankenkassen sind nach § 79 SGB IV verpflichtet, Übersichten über ihre Rechnungs- und Geschäftsergebnisse sowie sonstige Statistiken zu erstellen und über den GKV-Spit-

2 Errechnet auf der Basis der Beschäftigtenstatistik der Bundesagentur für Arbeit, Stichtag: 30. Juni 2024 (Bundesagentur für Arbeit 2025).
3 International übliches Klassifikationssystem der Weltgesundheitsorganisation (WHO).
4 Beispielsweise die von den Krankenkassen im Bereich der gesetzlichen Krankenversicherung herausgegebene Krankheitsartenstatistik.
5 Leidet eine Person an unterschiedlichen Krankheitsbildern (Multimorbidität), kann eine Arbeitsunfähigkeitsbescheinigung mehrere Diagnosen aufweisen. Insbesondere bei älteren Beschäftigten kommt dies häufiger vor.
6 Wochenenden und Feiertage eingeschlossen.

Tab. 24.3 Krankenstandskennzahlen 2024 im Vergleich zum Vorjahr

	Kranken-stand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder				Tage je Fall	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Quote in %
		AU-Fälle	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Tage	Veränd. z. Vorj. in %			
West	6,4	229,2	1,6	2.344,7	0,1	10,2	−1,5	63,0
Ost	7,1	224,0	1,2	2.612,2	−0,7	11,7	−1,9	66,9
Bund	**6,5**	**228,2**	**1,5**	**2.390,1**	**−0,1**	**10,5**	**−1,6**	**63,6**

Fehlzeiten-Report 2025

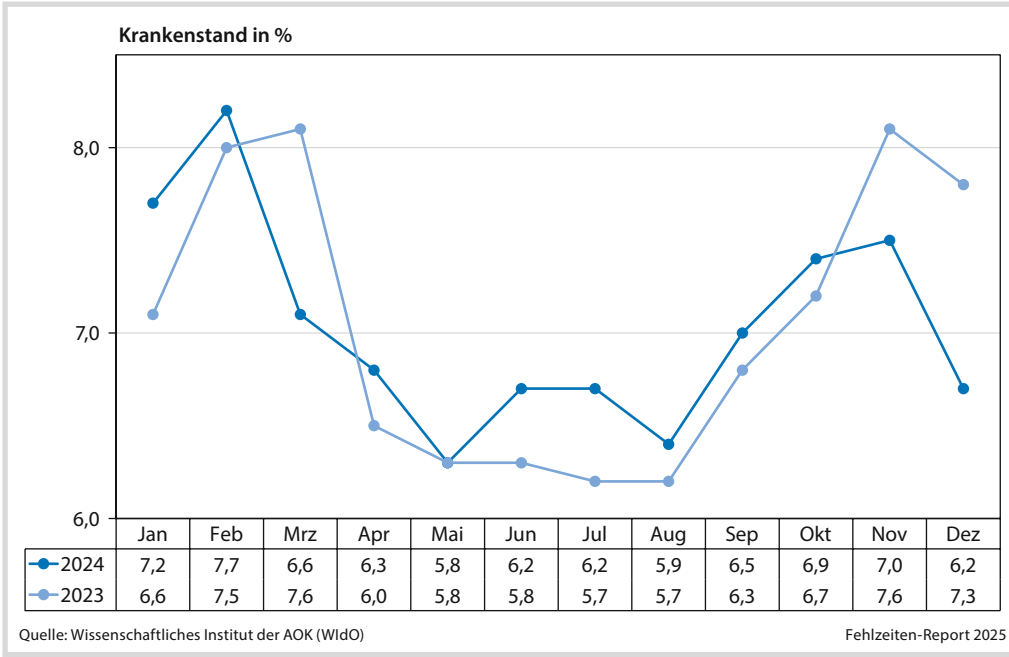
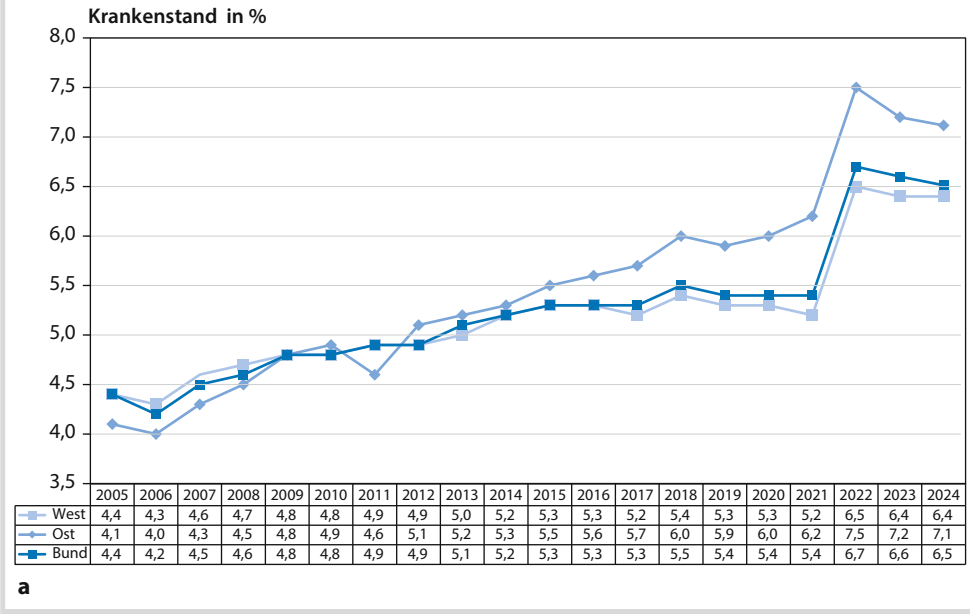


Abb. 24.1 Krankenstand im Jahr 2024 im saisonalen Verlauf im Vergleich zum Vorjahr, AOK-Mitglieder

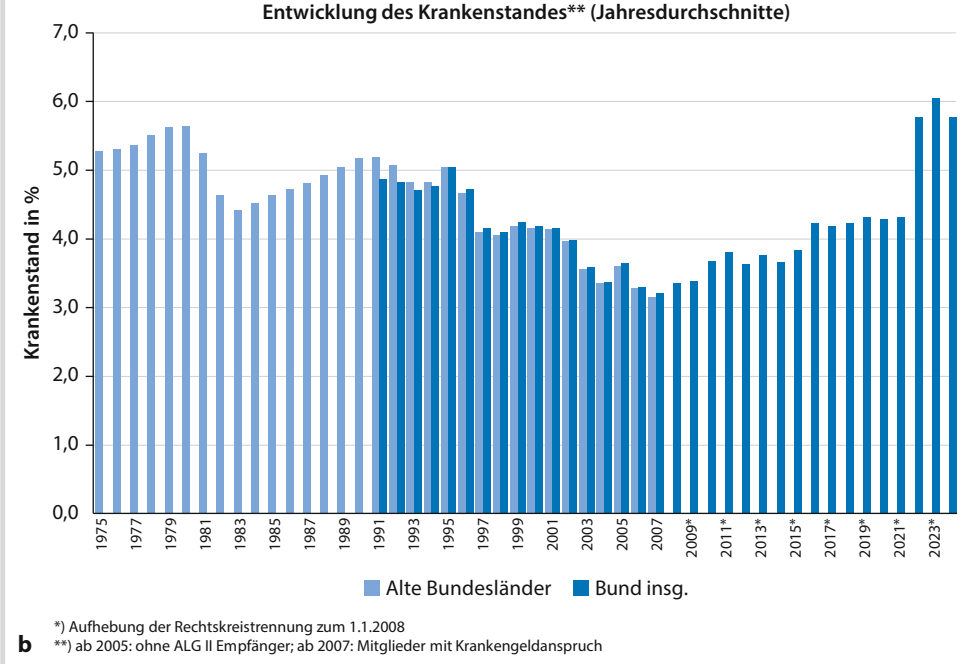
zenverband an das Bundesministerium für Gesundheit (BMG) zu liefern. Die Meldung des Krankenstandes ist Bestandteil der sogenannten monatlichen Mitgliederstatistik KM 1. Dies ist die einzige Statistik in Deutschland, die kassenartenübergreifend den jährlichen Krankenstand veröffentlicht.[7] Allerdings wird hier der Krankenstand in unterschiedlichem Ausmaß systematisch unterschätzt, da nur Krankenstände am jeweils Ersten eines Monats, also an zwölf Stichtagen innerhalb eines Jahres gemeldet werden. Die Krankenkasse ermittelt im Rahmen ihrer Mitgliederstatistik die zu diesem Zeitpunkt arbeitsunfähig kranken Pflicht- und freiwilligen Mitglieder mit einem Krankengeldanspruch. Allerdings

7 ► https://www.bundesgesundheitsministerium.de/themen/krankenversicherung/zahlen-und-fakten-zur-krankenversicherung/mitglieder-und-versicherte.html.



	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
West	4,4	4,3	4,6	4,7	4,8	4,8	4,9	4,9	5,0	5,2	5,3	5,3	5,2	5,4	5,3	5,3	5,2	6,5	6,4	6,4
Ost	4,1	4,0	4,3	4,5	4,8	4,9	4,6	5,1	5,2	5,3	5,5	5,6	5,7	6,0	5,9	6,0	6,2	7,5	7,2	7,1
Bund	4,4	4,2	4,5	4,6	4,8	4,8	4,9	4,9	5,1	5,2	5,3	5,3	5,3	5,5	5,4	5,4	5,4	6,7	6,6	6,5

a



*) Aufhebung der Rechtskreistrennung zum 1.1.2008
**) ab 2005: ohne ALG II Empfänger; ab 2007: Mitglieder mit Krankengeldanspruch

b

Quelle: Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO) Fehlzeiten-Report 2025

Abb. 24.2 **a** Entwicklung des Krankenstandes in den Jahren 2005–2024, AOK-Mitglieder; **b** Entwicklung des Krankenstandes seit 1975 unabhängig von der Kassenzugehörigkeit, Jahresdurchschnitte (Stichtagserhebung)

sind zwei Monatserste im Jahr grundsätzlich Feiertage (1. Januar und 1. Mai), an denen typischerweise relativ wenig Arbeitnehmende krankgeschrieben sind. Zudem kann die Zahl der Sonn- und Feiertage, die auf einen Monatsersten fallen, von Jahr zu Jahr variieren. Weitere Verzerrungen entstehen dadurch, dass Werte der Stichtagsstatistik von Jahr zu Jahr aufgrund der unterschiedlichen Zusammensetzung der jeweils kalenderabhängig berücksichtigten Wochentage (mit wochentagstypischen Krankenständen) in den Krankenstand eingehen. Die dadurch im Vergleich zu den gesetzlichen Krankenkassen deutlich niedrigeren Krankenstände des BMG können daher bei Nicht-Experten zu Verwirrung führen (vgl. Meyer 2015). Busch verweist darauf, dass die Zwölf-Monats-Stichtagsbetrachtung nur jeden 30. Kalendertag erfasst, mit der Folge, dass z. B. eine Grippewelle möglicherweise nur deswegen nicht erfasst werden könnte, weil ihr Höhepunkt zufällig in den Zeitraum zwischen zwei Stichtagen fällt (Busch 2021). Allerdings können anhand der Krankenstandsentwicklung durch die amtliche Statistik durchaus zeitliche Tendenzen abgelesen werden.

Ein Blick auf den Zehn-Jahres-Verlauf rückblickend ab dem Jahr 2024 zeigt, dass der allgemeine Krankenstand in der Tendenz angestiegen ist und im Jahr 2022 sogar den Höchstwert seit Beginn der Aufzeichnung erreicht hat. Für das Jahr 2025 ist ein weiterhin hoher Krankenstand zu erwarten.

24.4 Verteilung der Arbeitsunfähigkeit

Der Anteil der Arbeitnehmenden, die in einem Jahr mindestens einmal krankgeschrieben wurden, wird als Arbeitsunfähigkeitsquote bezeichnet. Diese lag 2024 bei 63,6 % (Abb. 24.3). Der Anteil der AOK-Mitglieder, die das ganze Jahr überhaupt nicht krankgeschrieben waren, lag somit bei 36,4 %.

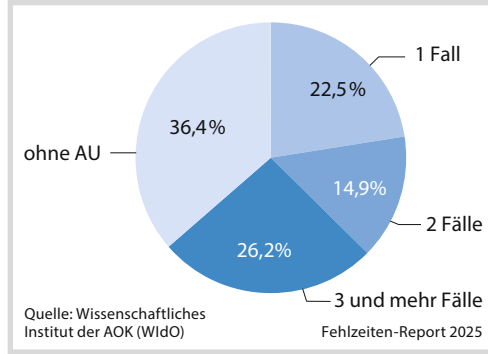


Abb. 24.3 Arbeitsunfähigkeitsquote der AOK-Mitglieder im Jahr 2024

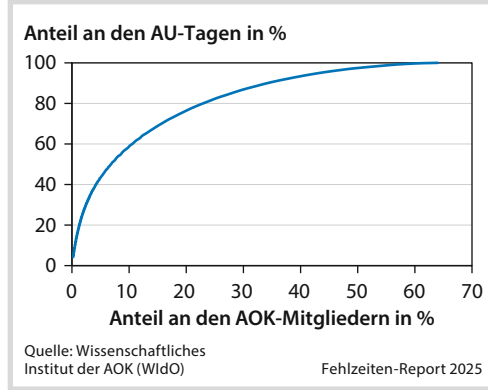


Abb. 24.4 Lorenzkurve zur Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage der AOK-Mitglieder im Jahr 2024

Abb. 24.4 zeigt die Verteilung der kumulierten Arbeitsunfähigkeitstage auf die AOK-Mitglieder in Form einer Lorenzkurve. Daraus ist ersichtlich, dass sich die überwiegende Anzahl der Tage auf einen relativ kleinen Teil der AOK-Mitglieder konzentriert. Die folgenden Zahlen machen dies deutlich:

- Rund ein Viertel der Arbeitsunfähigkeitstage entfällt auf nur 1,8 % der Mitglieder.
- Die Hälfte der Tage wird von lediglich 6,8 % der Mitglieder verursacht.
- 80 % der Arbeitsunfähigkeitstage gehen auf nur 22,3 % der AOK-Mitglieder zurück.

24.5 Kurz- und Langzeiterkrankungen

Die Höhe des Krankenstandes wird entscheidend durch Fälle mit länger dauernder Arbeitsunfähigkeit bestimmt. Die Zahl dieser Erkrankungsfälle ist zwar relativ gering, aber für eine große Zahl von Ausfalltagen verantwortlich (Abb. 24.5). 2024 waren fast die Hälfte aller Arbeitsunfähigkeitstage (47,5 %) auf lediglich 5,6 % der Arbeitsunfähigkeitsfälle zurückzuführen. Dabei handelt es sich um Fälle mit einer Dauer von mehr als vier Wochen. Besonders zu Buche schlagen Langzeitfälle, die sich über mehr als sechs Wochen erstrecken. Obwohl ihr Anteil an den Arbeitsunfähigkeitsfällen im Jahr 2024 nur 3,3 % betrug, verursachten sie 39,3 % des gesamten AU-Volumens. Langzeitfälle sind häufig auf chronische Erkrankungen zurückzuführen. Der Anteil der Langzeitfälle nimmt mit steigendem Alter deutlich zu.

Kurzzeiterkrankungen wirken sich zwar oft sehr störend auf den Betriebsablauf aus, spielen aber – anders als häufig angenommen – für den Krankenstand nur eine untergeordnete Rolle. Auf Arbeitsunfähigkeitsfälle mit einer Dauer von 1 bis 3 Tagen gingen 2024 lediglich 7,1 % der Fehltage zurück, obwohl ihr Anteil an den Arbeitsunfähigkeitsfällen 37,2 % betrug. Insgesamt haben sich die Kurzzeiterkrankungen im Vergleich zum Vorjahr bezogen auf die Arbeitsunfähigkeitstage und Arbeitsunfähigkeitsfälle um 0,5 Prozentpunkte bzw. um 2,0 Prozentpunkte erhöht. Da viele Arbeitgeber in den ersten drei Tagen einer Erkrankung keine ärztliche Arbeitsunfähigkeitsbescheinigung verlangen, liegt der Anteil der Kurzzeiterkrankungen allerdings in der Praxis höher, als dies in den Daten der Krankenkassen zum Ausdruck kommt.

2024 war der Anteil der Langzeiterkrankungen mit 50,5 % in der Land- und Forstwirtschaft sowie im Baugewerbe (47,1 %) am höchsten und in der Branche Banken und Versicherungen mit 33,2 % am niedrigsten. Der Anteil der Kurzzeiterkrankungen schwankte in den einzelnen Wirtschaftszweigen zwischen 9,7 % im Bereich Banken und Versicherungen und 4,8 % im Bereich Land- und Forstwirtschaft (Abb. 24.6).

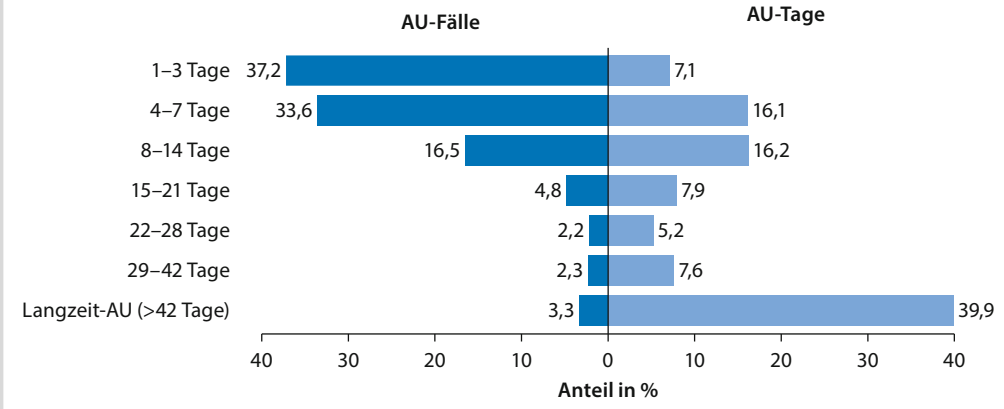


Abb. 24.5 Arbeitsunfähigkeitstage und -fälle der AOK-Mitglieder im Jahr 2024 nach Dauer

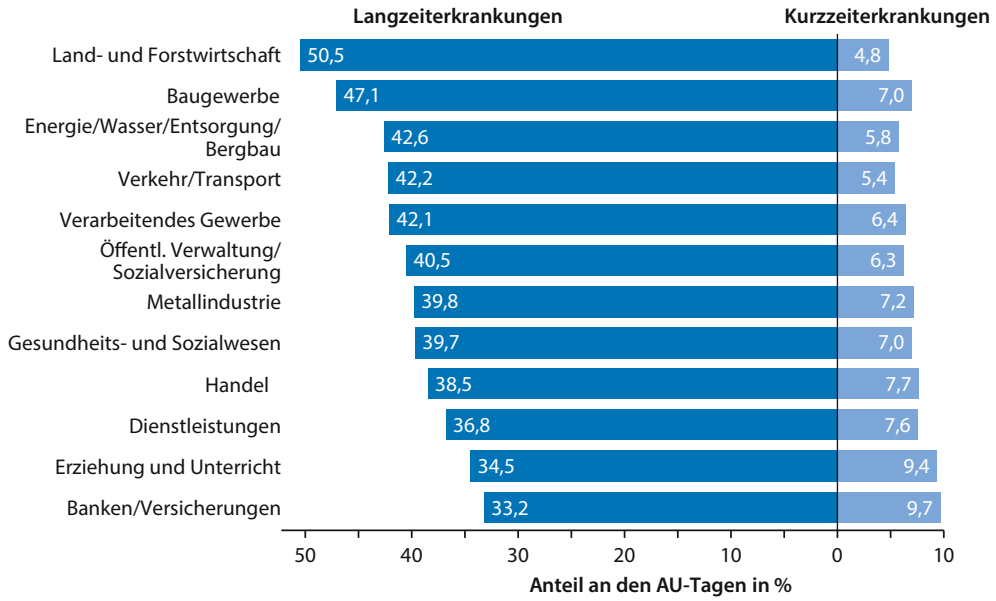


Abb. 24.6 Anteil der Kurz- und Langzeiterkrankungen an den Arbeitsunfähigkeitstagen nach Branchen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

24.6 Krankenstandsentwicklung in den einzelnen Branchen

Im Jahr 2024 wies die Branche Gesundheits- und Sozialwesen mit 7,4 % den höchsten Krankenstand auf, während die Banken und Versicherungen mit 4,5 % den niedrigsten Krankenstand hatten (Abb. 24.7). Bei dem ebenfalls hohen Krankenstand in der Branche Öffentliche Verwaltung und Sozialversicherung (7,3 %) muss berücksichtigt werden, dass ein großer Teil der in diesem Sektor beschäftigten AOK-Mitglieder keine Bürotätigkeiten ausübt, sondern in gewerblichen Bereichen mit teilweise sehr hohen Arbeitsbelastungen tätig ist, wie z. B. im Straßenbau, in der Straßenreinigung und Abfallentsorgung, in Gärtnereien etc. Insofern sind die Daten, die der AOK für diesen Bereich vorliegen, nicht repräsentativ für die gesamte öffentliche Verwaltung. Hinzu kommt, dass die in den öffentlichen Verwaltungen beschäftigten AOK-Mitglieder eine im Vergleich zur freien Wirtschaft ungünstige Altersstruktur aufweisen, die zum Teil für die erhöhten Krankenstände mitverantwortlich ist. Schließlich spielt auch die Tatsache, dass die öffentlichen Verwaltungen ihrer Verpflichtung zur Beschäftigung Schwerbehinderter stärker nachkommen als andere Branchen, eine erhebliche Rolle. Mit einem Anteil von knapp einem Fünftel aller schwerbehinderten Beschäftigten stellt der öffentliche Dienst einen bedeutsamen Arbeitgeber für schwerbehinderte Menschen dar (Bundesagentur für Arbeit 2020). Es kann vermutet werden, dass die höhere Zahl von Arbeitsunfähigkeitsfällen im öffentlichen Dienst unter anderem auf die hohe Anzahl an schwerbehin-

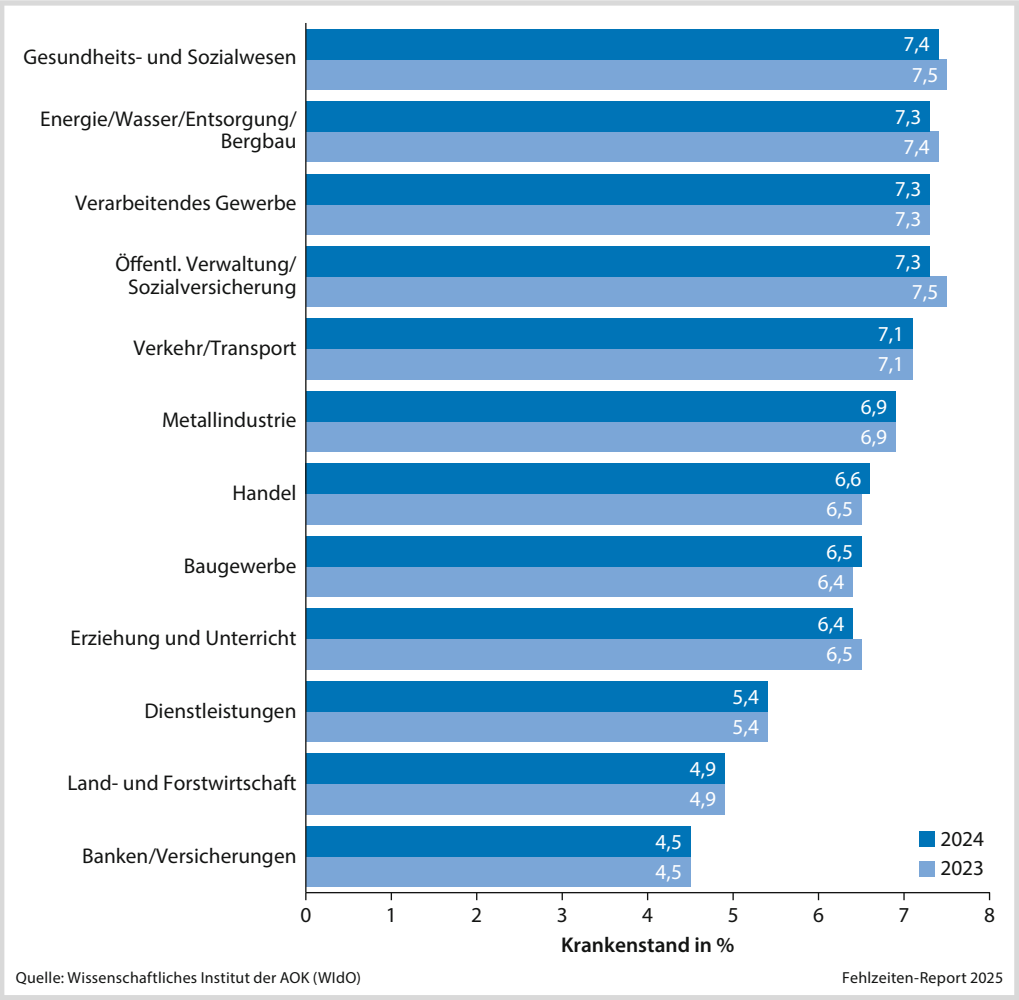


Abb. 24.7 Krankenstand der AOK-Mitglieder nach Branchen im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr

derten Beschäftigten zurückzuführen ist (vgl. Benz 2010)[8].

Die Höhe des Krankenstandes resultiert aus der Zahl der Krankmeldungen und deren Dauer. Im Jahr 2024 lagen im Bereich der öffentlichen Verwaltung/Sozialversicherung (7,3 %), im Verarbeitenden Gewerbe (7,3 %) sowie im Gesundheits- und Sozialwesen (7,4 %) sowohl die Zahl der Krankmeldungen als auch die mittlere Dauer der Krankheitsfälle über dem Durchschnitt (Abb. 24.8). Der überdurchschnittlich hohe Krankenstand in den Bereichen Verkehr und Transport sowie Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau war dagegen auf die lange Dauer (11,9 bzw. 11,8 Tage je Fall) der Arbeitsunfähigkeitsfälle zurückzuführen. In der Branche Land- und Forstwirtschaft betrug die mittlere Dauer der Fälle sogar 14 Tage. Auf den hohen Anteil der Langzeitfälle in diesen Branchen wurde bereits in ▶ Abschn. 24.5 hingewiesen.

8 Vgl. dazu: Marstedt et al. (2002). Weitere Ausführungen zu den Bestimmungsfaktoren des Krankenstandes in der öffentlichen Verwaltung finden sich in: Oppolzer 2000.

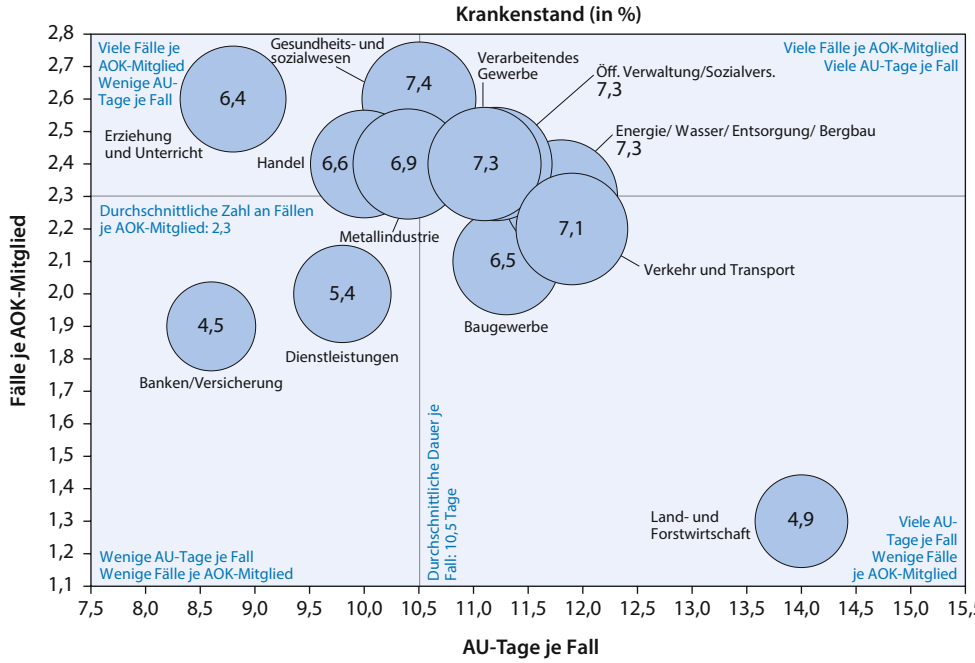


Abb. 24.8 Krankenstand der AOK-Mitglieder nach Branchen im Jahr 2024 nach Bestimmungsfaktoren

Tab. 24.4 zeigt die Krankenstandsentwicklung in den einzelnen Branchen in den Jahren 2005 bis 2024 differenziert nach West- und Ostdeutschland. Im Vergleich zum Vorjahr ist der Krankenstand im Jahr 2024 in den meisten Branchen leicht gesunken. Bundesweit ist der Krankenstand am niedrigsten in den Branchen Banken und Land- und Forstwirtschaft (4,5 % bzw. 4,9 %).

Tab. 24.4 Entwicklung des Krankenstandes der AOK-Mitglieder in den Jahren 2005–2024

Wirtschaftsabschnitte		Krankenstand in %																				
		2005	2006	2007	2008 (WZ03)	2008 (WZ08)*	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
Banken und Versicherungen	West	3,1	2,7	3,1	3,1	3,1	3,2	3,2	3,3	3,2	3,2	3,4	3,6	3,7	3,6	3,7	3,6	3,5	3,3	4,6	4,3	4,3
	Ost	3,3	3,2	3,4	3,6	3,6	3,9	4,0	3,9	4,1	4,1	4,2	4,4	4,5	4,8	4,9	4,8	4,9	5,0	6,3	5,7	5,6
	Bund	3,1	2,8	3,1	3,2	3,2	3,3	3,3	3,3	3,4	3,4	3,5	3,7	3,8	3,8	3,9	3,8	3,7	3,6	4,9	4,5	4,5
Baugewerbe	West	4,8	4,6	4,9	5,1	5,0	5,1	5,1	5,2	5,3	5,4	5,5	5,5	5,5	5,3	5,4	5,4	5,5	5,3	6,4	6,3	6,5
	Ost	4,0	3,8	4,2	4,5	4,4	4,7	4,7	4,4	5,1	5,2	5,4	5,6	5,5	5,5	5,7	5,7	5,8	6,0	7,0	6,9	6,8
	Bund	4,7	4,4	4,8	4,9	4,9	5,1	5,1	5,1	5,3	5,3	5,5	5,5	5,5	5,4	5,5	5,4	5,5	5,4	6,5	6,4	6,5
Dienstleistungen	West	3,8	3,7	4,0	4,2	4,1	4,2	4,2	4,3	4,3	4,3	4,3	4,4	4,3	4,3	4,4	4,3	4,2	4,1	5,3	5,2	5,2
	Ost	3,9	3,8	4,1	4,3	4,2	4,5	4,6	4,4	4,7	4,7	4,8	4,9	5,0	5,1	5,3	5,2	5,1	5,1	6,4	6,3	6,2
	Bund	3,8	3,8	4,1	4,2	4,1	4,2	4,2	4,3	4,4	4,4	4,4	4,5	4,4	4,4	4,5	4,5	4,4	4,2	5,4	5,4	5,4
Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau	West	4,8	4,4	4,8	4,9	5,6	5,8	6,0	6,1	6,0	6,4	6,5	6,7	6,7	6,7	6,8	6,7	6,6	6,4	7,7	7,5	7,4
	Ost	3,7	3,6	3,7	3,9	4,9	5,3	5,5	4,9	5,4	5,7	5,7	5,9	5,9	6,2	6,3	6,3	6,1	6,3	7,4	7,1	7,0
	Bund	4,6	4,3	4,6	4,7	5,4	5,7	5,9	5,8	5,9	6,2	6,3	6,5	6,5	6,6	6,7	6,6	6,5	6,4	7,6	7,4	7,3
Erziehung und Unterricht	West	4,6	4,4	4,7	5,0	5,0	5,2	5,1	4,6	4,8	4,4	4,6	4,8	4,8	4,8	4,9	4,8	4,9	4,8	6,6	6,3	6,2
	Ost	6,6	6,1	6,1	6,2	6,2	6,5	5,7	5,1	5,8	4,9	4,9	5,0	5,0	5,2	5,4	5,3	5,5	5,7	7,4	7,1	7,0
	Bund	5,4	5,1	5,3	5,4	5,4	5,6	5,3	4,7	5,0	4,5	4,6	4,8	4,8	4,8	5,0	4,9	5,0	5,0	6,7	6,5	6,4
Gesundheits- und Sozialwesen	West	4,6	4,5	4,8	4,9	4,9	5,1	5,2	5,3	5,3	5,5	5,7	5,9	5,8	5,8	6,0	5,9	6,1	6,0	7,6	7,4	7,2
	Ost	4,1	3,9	4,2	4,5	4,5	4,9	5,1	4,8	5,2	5,4	5,5	5,7	5,9	6,1	6,4	6,4	6,7	7,0	8,5	8,2	8,0
	Bund	4,6	4,4	4,7	4,8	4,8	5,0	5,2	5,2	5,3	5,5	5,6	5,8	5,8	5,9	6,0	6,0	6,2	6,2	7,8	7,5	7,4

Tab. 24.4 (Fortsetzung)

Wirtschaftsabschnitte		Krankenstand in %																				
		2005	2006	2007	2008 (WZ03)	2008 (WZ08)*	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
Handel	West	3,8	3,7	3,9	4,1	4,1	4,2	4,3	4,4	4,4	4,7	4,8	5,0	5,0	4,9	5,1	5,1	5,1	5,0	6,5	6,4	6,5
	Ost	3,3	3,3	3,6	3,8	3,7	4,1	4,1	3,9	4,4	4,6	4,7	4,9	5,1	5,3	5,5	5,5	5,6	5,8	7,2	7,1	7,0
	Bund	3,7	3,6	3,9	4,0	4,0	4,2	4,3	4,3	4,4	4,7	4,8	5,0	5,0	5,0	5,2	5,2	5,2	5,1	6,6	6,5	6,6
Land- und Forstwirtschaft	West	3,5	3,3	3,6	3,7	3,1	3,0	3,3	3,4	3,2	3,3	3,4	3,4	3,5	3,5	3,6	3,5	3,6	3,6	4,2	4,1	4,1
	Ost	4,3	4,1	4,4	4,6	4,6	5,0	5,1	4,9	5,4	5,5	5,5	5,7	5,9	6,0	6,2	6,3	6,2	6,3	6,9	6,6	6,5
	Bund	3,9	3,7	3,9	4,1	3,9	4,0	4,2	4,0	4,1	4,2	4,2	4,3	4,4	4,4	4,5	4,5	4,5	4,5	5,1	4,9	4,9
Metallindustrie	West	4,8	4,5	4,8	5,0	5,0	4,9	5,1	5,2	5,3	5,5	5,6	5,9	5,8	5,7	5,9	5,9	5,8	5,8	7,1	6,8	6,9
	Ost	4,1	4,0	4,3	4,5	4,5	4,7	4,9	4,8	5,3	5,6	5,6	5,8	6,0	6,0	6,2	6,2	6,0	6,5	7,6	7,3	7,3
	Bund	4,7	4,5	4,8	4,9	5,0	4,9	5,1	5,2	5,3	5,5	5,6	5,9	5,8	5,8	5,9	5,9	5,8	5,9	7,2	6,9	6,9
Öffentliche Verwaltung/ Sozialversicherung	West	5,3	5,1	5,3	5,3	5,3	5,5	5,5	5,6	5,5	5,6	5,9	6,2	6,2	6,3	6,5	6,4	6,4	6,1	7,7	7,3	7,2
	Ost	4,5	4,7	4,8	4,9	4,9	5,3	5,7	5,5	5,5	5,9	6,1	6,5	6,6	6,9	7,2	7,0	7,4	7,4	8,6	8,1	7,9
	Bund	5,1	5,0	5,2	5,2	5,2	5,4	5,5	5,6	5,5	5,7	5,9	6,3	6,3	6,4	6,6	6,5	6,6	6,4	7,9	7,5	7,3
Verarbeitendes Gewerbe	West	4,8	4,6	4,9	5,0	5,0	5,0	5,2	5,4	5,5	5,7	5,8	6,0	6,0	6,0	6,1	6,1	6,1	6,1	7,4	7,2	7,2
	Ost	4,2	4,1	4,9	4,6	4,6	4,9	5,1	5,0	5,6	5,8	6,0	6,2	6,2	6,4	6,7	6,7	6,6	7,0	8,1	7,7	7,8
	Bund	4,7	4,5	4,8	5,0	5,0	5,0	5,2	5,3	5,5	5,7	5,8	6,0	6,0	6,0	6,2	6,2	6,1	6,3	7,5	7,3	7,3
Verkehr und Transport	West	4,8	4,7	4,9	5,1	5,1	5,3	5,5	5,5	5,6	5,7	5,8	6,0	5,9	5,9	5,9	5,9	5,8	5,8	7,0	7,0	7,0
	Ost	4,2	4,1	4,3	4,5	4,5	5,0	5,2	4,8	5,4	5,8	5,9	6,0	6,1	6,3	6,5	6,5	6,4	6,6	7,7	7,5	7,5
	Bund	4,7	4,6	4,8	4,9	5,0	5,3	5,5	5,4	5,5	5,7	5,8	6,0	6,0	6,0	6,0	6,0	5,9	5,9	7,1	7,1	7,1

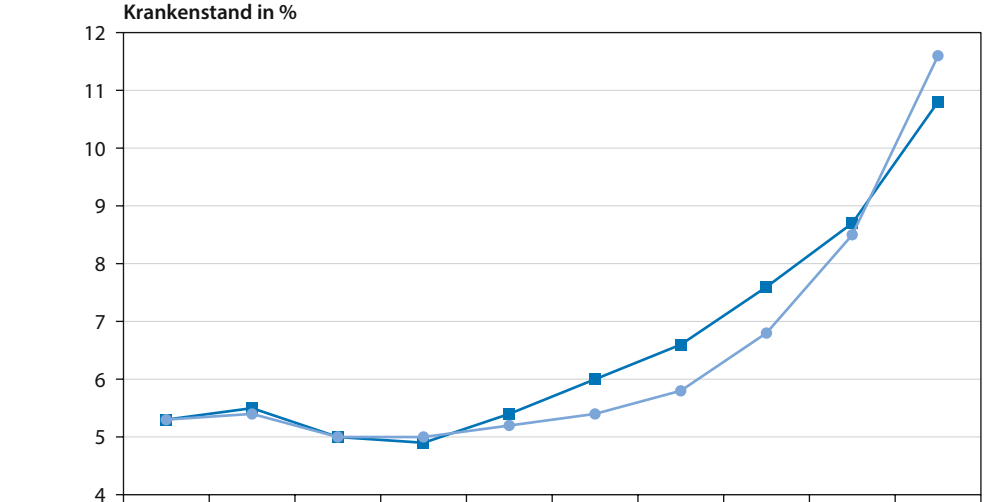
* Aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich.

24.7 Einfluss der Alters- und Geschlechtsstruktur

Die Höhe des Krankenstandes hängt entscheidend vom Alter der Beschäftigten ab. Die krankheitsbedingten Fehlzeiten nehmen mit steigendem Alter deutlich zu. Die Höhe des Krankenstandes variiert ab dem 40. Lebensjahr in Abhängigkeit vom Geschlecht deutlich, wobei Frauen zwischen 40 und 55 Jahre systematisch einen höheren Krankenstand aufweisen (Abb. 24.9).

Zwar ist die Zahl der Krankmeldungen in den jüngeren Altersgruppen deutlich höher als in den älteren Altersgruppen, die durchschnittliche Dauer der Arbeitsunfähigkeitsfälle steigt hingegen kontinuierlich mit der Höhe des Alters an (Abb. 24.10). Ältere Beschäftigte sind also tendenziell nicht unbedingt häufiger krank als ihre jüngeren Kolleginnen und Kollegen, fallen aber bei einer Erkrankung in der Regel wesentlich länger aus. Der starke Anstieg der Falldauer hat zur Folge, dass der Krankenstand mit zunehmendem Alter deutlich ansteigt, obwohl die Anzahl der Krankmeldungen nur minimal zunimmt. Hinzu kommt, dass ältere Arbeitnehmende im Unterschied zu jüngeren häufiger von mehreren Erkrankungen gleichzeitig betroffen sind (Multimorbidität). Auch dies kann längere Ausfallzeiten mit sich bringen.

Da die Krankenstände in Abhängigkeit vom Alter und Geschlecht sehr stark variieren, ist es sinnvoll, beim Vergleich der Krankenstände unterschiedlicher Branchen oder Regionen die Alters- und Geschlechtsstruktur zu berücksichtigen. Mithilfe von Standardisierungsverfahren lässt sich berechnen, wie der Krankenstand in den unterschiedlichen Bereichen ausfiele, wenn man eine durchschnittli-



	15–19	20–24	25–29	30–34	35–39	40–44	45–49	50–54	55–59	60–64
Frauen	5,3	5,5	5,0	4,9	5,4	6,0	6,6	7,6	8,7	10,8
Männer	5,3	5,4	5,0	5,0	5,2	5,4	5,8	6,8	8,5	11,6

Quelle: Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO) Fehlzeiten-Report 2025

Abb. 24.9 Krankenstand der AOK-Mitglieder im Jahr 2024 nach Alter und Geschlecht

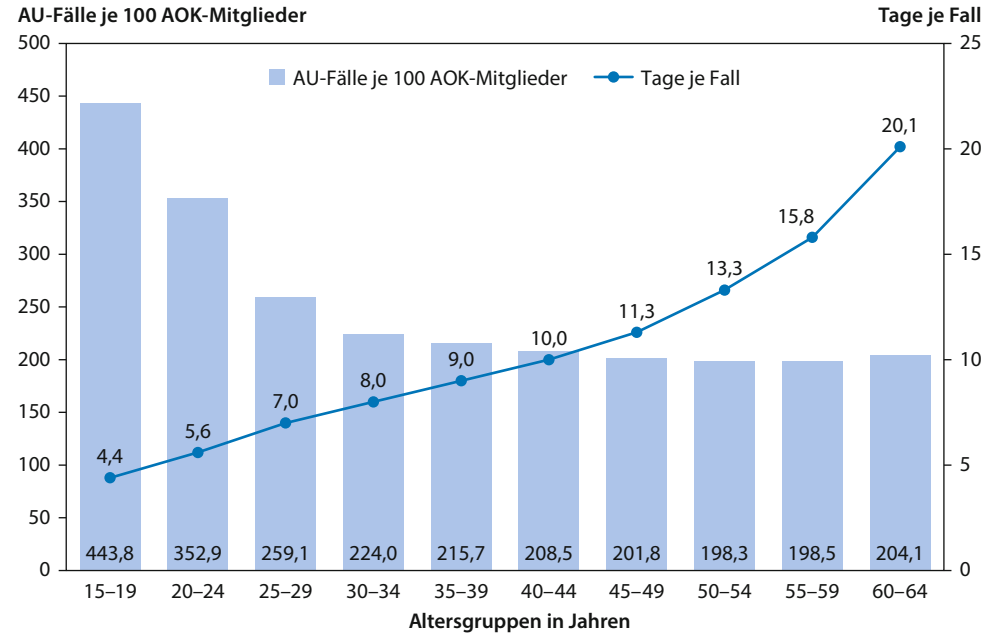


Abb. 24.10 Anzahl der Fälle und Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder im Jahr 2024 nach Alter

che Alters- und Geschlechtsstruktur zugrunde legen würde. Abb. 24.11 zeigt die standardisierten Werte für die einzelnen Wirtschaftszweige im Vergleich zu den nicht standardisierten Krankenständen[9].

In den meisten Branchen zeigen die standardisierten Werte Abweichungen von den nicht standardisierten Werten: In der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau (0,7 Prozentpunkte), im Baugewerbe (0,7 Prozentpunkte), in der Öffentlichen Verwaltung und in Erziehung und Unterricht (jeweils 0,3 Prozentpunkte) ist der überdurchschnittlich hohe Krankenstand zu einem erheblichen Teil auf die Alters- und Geschlechtsstruktur in diesen Bereichen zurückzuführen. In den Branchen Verkehr und Transport (0,2 Prozentpunkt), Dienstleistungen sowie Handel (jeweils 0,1 Prozentpunkte Unterschied) ist es hingegen genau umgekehrt: Dort wäre bei einer durchschnittlichen Alters- und Geschlechtsstruktur ein etwas höherer Krankenstand zu erwarten.

Abb. 24.12 zeigt die Abweichungen der standardisierten Krankenstände vom Bundesdurchschnitt. In den Bereichen Gesundheits- und Sozialwesen, Öffentliche Verwaltung und Sozialversicherung, Verkehr und Transport, Verarbeitendes Gewerbe, Metallindustrie, Handel sowie im Bereich Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau liegen die standardisierten Werte über dem Durchschnitt. Hingegen ist der standardisierte Krankenstand in der Branche Banken und Versicherung um 28,8 % deutlich geringer als im Bundesdurchschnitt. Dies ist vermutlich in erster Linie auf den hohen Angestelltenanteil mit vorwiegend sitzenden Tätigkeiten in dieser Branche zurückzuführen.

9 Berechnet nach der Methode der direkten Standardisierung – zugrunde gelegt wurde die Alters- und Geschlechtsstruktur der Beschäftigten im Jahr 2024. Quelle: Bundesagentur für Arbeit 2025.

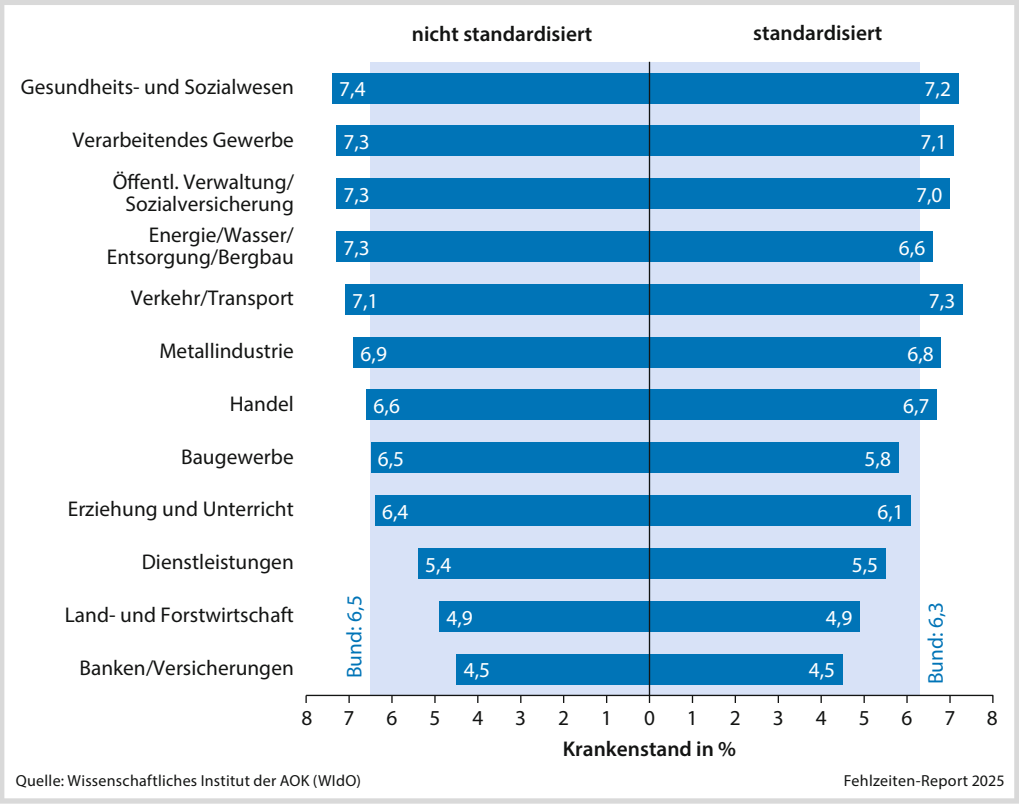


Abb. 24.11 Alters- und geschlechtsstandardisierter Krankenstand der AOK-Mitglieder im Jahr 2024 nach Branchen

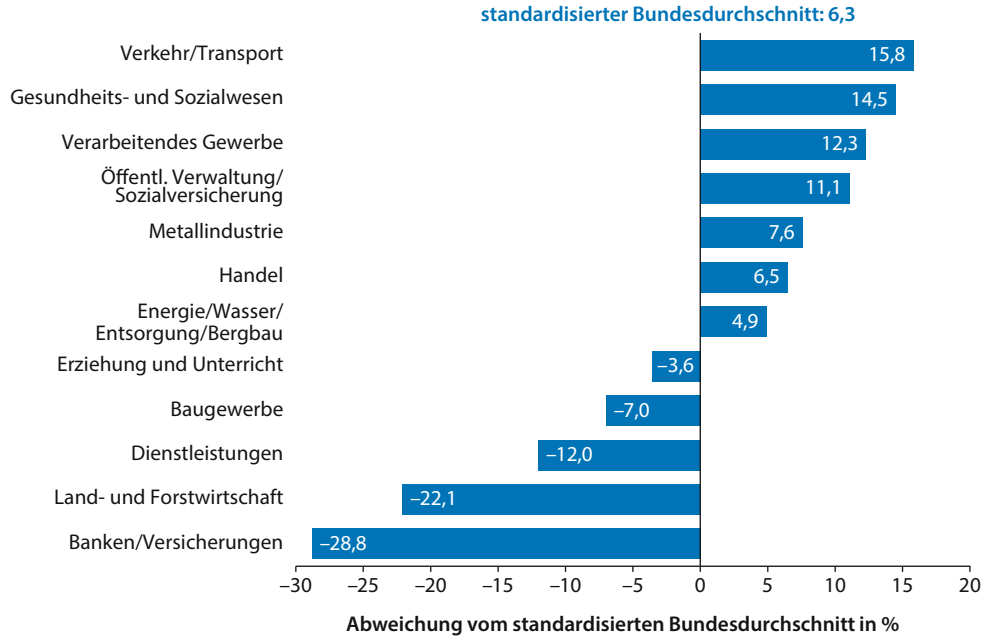


Abb. 24.12 Abweichungen der alters- und geschlechtsstandardisierten Krankenstände vom Bundesdurchschnitt im Jahr 2024 nach Branchen, AOK-Mitglieder

24.8 Fehlzeiten nach Bundesländern

Im Jahr 2024 lag der Krankenstand in Ostdeutschland um 0,7 Prozentpunkte höher als im Westen Deutschlands (Tab. 24.3). Zwischen den einzelnen Bundesländern[10] zeigen sich jedoch erhebliche Unterschiede (Abb. 24.13): Die höchsten Krankenstände waren 2024 in Sachsen-Anhalt mit 7,7 % gefolgt von Thüringen und Mecklenburg-Vorpommern mit 7,5 % sowie in Brandenburg mit 7,3 % zu verzeichnen. Die niedrigsten Krankenstände wiesen Baden-Württemberg (6,0 %), Bayern (5,9 %), sowie Berlin (5,8 %) auf.

Die hohen Krankenstände kommen auf unterschiedliche Weise zustande. In Thüringen, Brandenburg, Sachsen-Anhalt, im Saarland, in Sachsen und in Mecklenburg-Vorpommern lag vor allem die durchschnittliche Dauer pro Arbeitsunfähigkeitsfall über dem Bundesdurchschnitt (Abb. 24.14). In Nordrhein-Westfalen ist der hohe Krankenstand (7,0 %) dagegen auf die hohe Zahl der Arbeitsunfähigkeitsfälle zurückzuführen.

Inwieweit sind die regionalen Unterschiede im Krankenstand auf unterschiedliche Alters- und Geschlechts- oder Branchenstrukturen zurückzuführen? Abb. 24.15 zeigt die standardisierten Werte für die einzelnen Bundesländer im Vergleich zu den nicht standardisierten Krankenständen.[11] Durch die Berücksichtigung der Alters-, Geschlechts- und Bran-

10 Die Zuordnung zu den Bundesländern erfolgt über die Postleitzahlen der Betriebe.

11 Berechnet nach der Methode der direkten Standardisierung – zugrunde gelegt wurde die Alters-, Geschlechts- und Branchenstruktur der Beschäftigten im Jahr 2024. Quelle: Bundesagentur für Arbeit 2025.

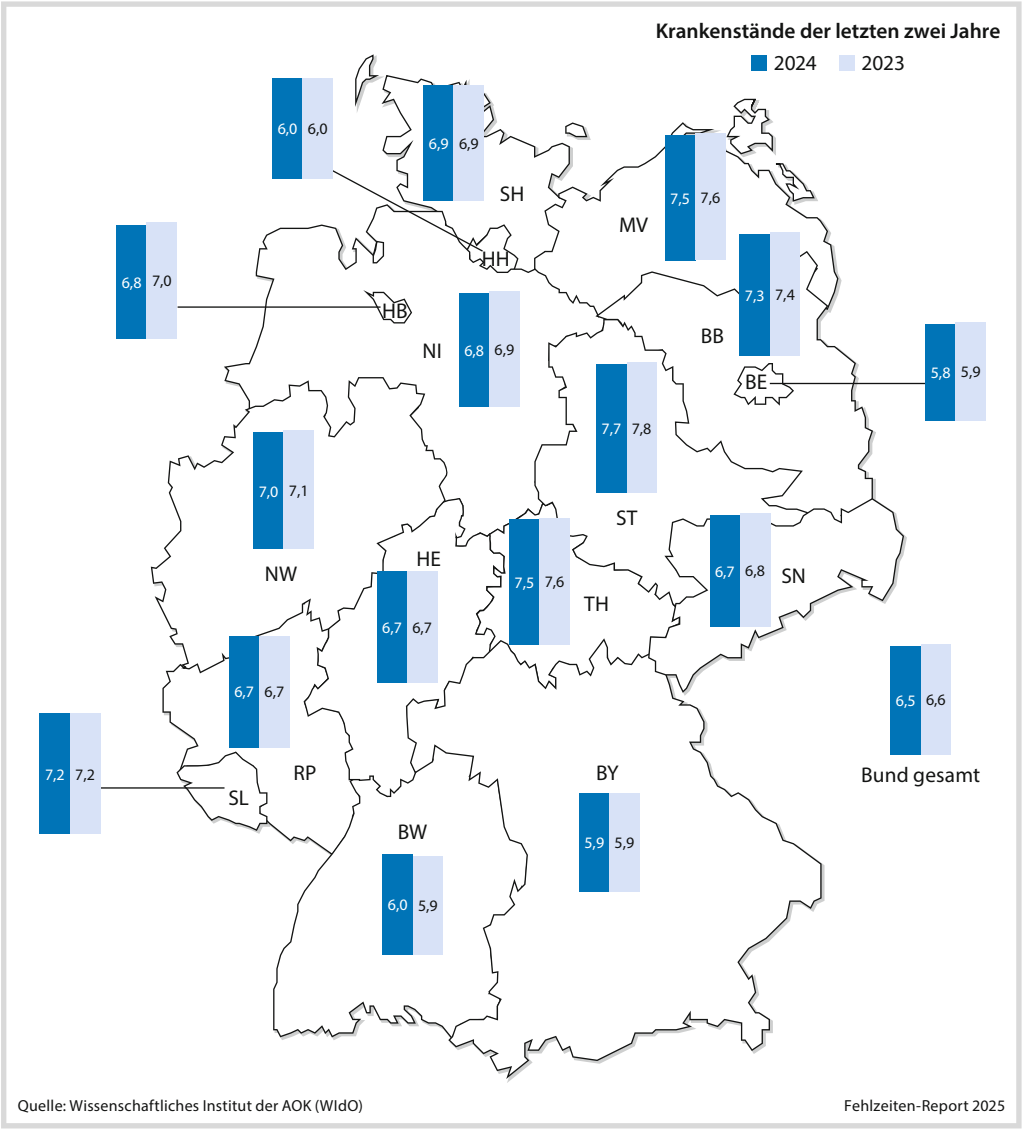
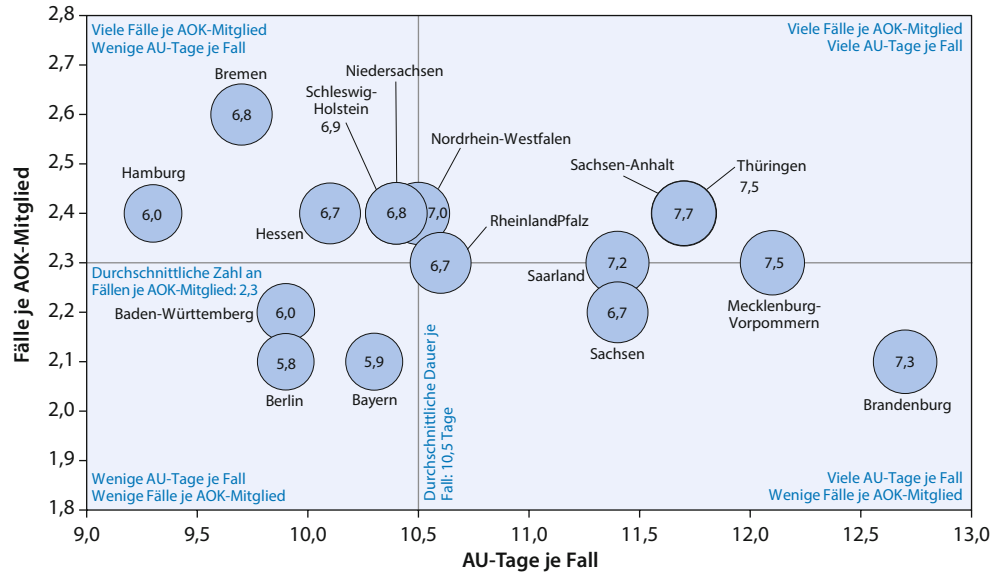


Abb. 24.13 Krankenstand der AOK-Mitglieder nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr

chenstruktur relativieren sich die beschriebenen regionalen Unterschiede im Krankenstand etwas. Das Bundesland Sachsen-Anhalt hat mit 7,7 % den höchsten beobachteten Krankenstand. Dieser verringert sich nach der Standardisierung zwar etwas auf 7,5 %, bleibt aber im Vergleich noch immer der höchste. In Hamburg und Berlin zeigt sich durch die Standardisierung eine Zunahme um jeweils 0,6 Prozentpunkte, d. h. in diesen Städten liegt eine Alters-, Geschlechts- und Branchenstruktur vor, die sich positiv auf den Krankenstand auswirkt. In Bayern und Baden-Württemberg ändert sich der Krankenstand nach der Standardisierung nur um jeweils 0,1 Prozentpunkte. Diese beiden Bundesländer weisen mit 6,0 % bzw. 5,9 % den günstigsten Wert auf.



Quelle: Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO) Fehlzeiten-Report 2025

Abb. 24.14 Krankenstand der AOK-Mitglieder nach Bundesländern im Jahr 2024 nach Bestimmungsfaktoren

Abb. 24.16 zeigt die prozentualen Abweichungen der standardisierten Krankenstände vom Bundesdurchschnitt. Die höchsten Werte weisen Sachsen-Anhalt, Mecklenburg-Vorpommern und Thüringen auf. Dort liegen die standardisierten Werte mit 14,5 bzw. 14,1 und 12,0 % deutlich über dem Durchschnitt. In Baden-Württemberg ist der standardisierte Krankenstand mit 10,2 % Abweichung wesentlich niedriger als im Bundesdurchschnitt.

Im Vergleich zum Vorjahr haben im Jahr 2024 die Arbeitsunfähigkeitsfälle in den Bundesländern insgesamt um 1,5 % zugenommen, während die Arbeitsunfähigkeitstage um 0,1 % abgenommen haben (Tab. 24.5). Die Falldauer der Arbeitsunfähigkeiten ist mit 12,7 Tagen in Brandenburg am höchsten und in Hamburg mit 9,3 Tagen am geringsten.

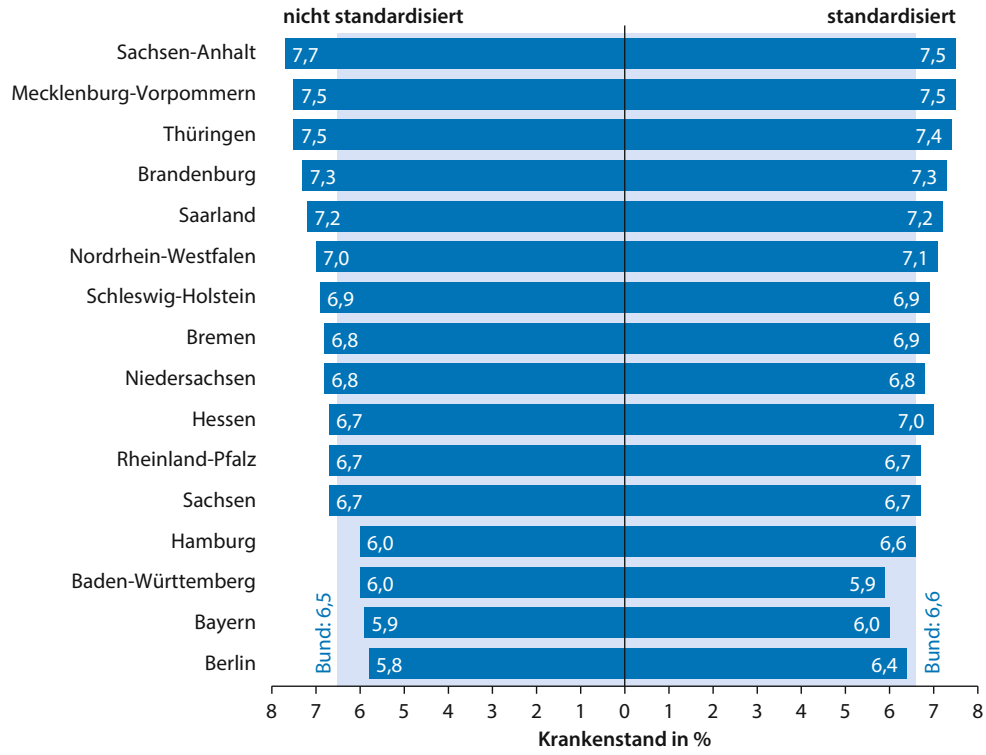


Abb. 24.15 Alters- und geschlechtsstandardisierter Krankenstand der AOK-Mitglieder im Jahr 2024 nach Bundesländern

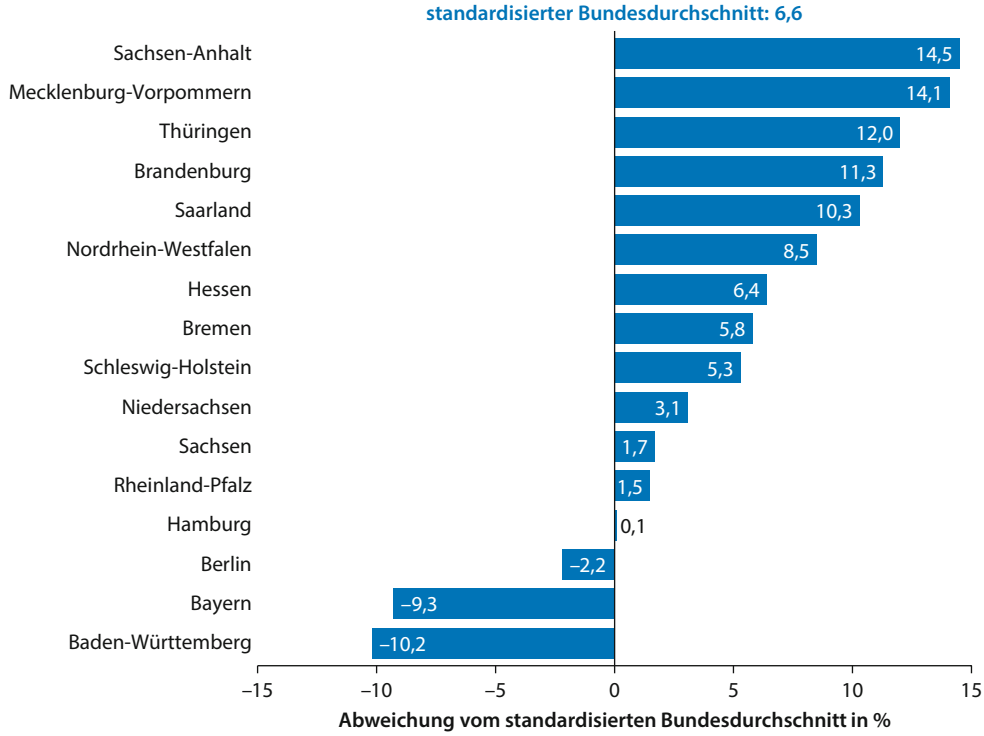


Abb. 24.16 Abweichungen der alters- und geschlechtsstandardisierten Krankenstände vom Bundesdurchschnitt im Jahr 2024 nach Bundesländern, AOK-Mitglieder

Tab. 24.5 Krankenstandskennzahlen nach Regionen, 2024 im Vergleich zum Vorjahr

	Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder				Tage je Fall	Veränd. z. Vorj. in %
	Fälle	Veränd. z. Vorj. in %	Tage	Veränd. z. Vorj. in %		
Baden-Württemberg	220,7	2,0	2.178,1	0,5	9,9	–1,5
Bayern	209,8	2,0	2.164,0	0,7	10,3	–1,3
Berlin	214,7	0,4	2.127,9	–1,7	9,9	–2,1
Brandenburg	211,6	–0,9	2.680,7	–0,6	12,7	0,3
Bremen	256,6	0,6	2.498,5	–2,0	9,7	–2,6
Hamburg	237,2	2,2	2.198,7	0,1	9,3	–2,0
Hessen	243,2	1,8	2.447,2	–0,1	10,1	–1,9
Mecklenburg-Vorpommern	227,1	1,6	2.742,8	–0,5	12,1	–2,1
Niedersachsen	239,6	0,3	2.480,4	–1,0	10,4	–1,3
Nordrhein-Westfalen	244,9	1,4	2.575,0	–0,1	10,5	–1,5
Rheinland-Pfalz	232,0	1,5	2.448,3	0,8	10,6	–0,7
Saarland	230,9	3,2	2.627,6	0,2	11,4	–2,9
Sachsen	216,6	1,0	2.469,4	–0,7	11,4	–1,7
Sachsen-Anhalt	239,3	1,8	2.802,2	–1,0	11,7	–2,8
Schleswig-Holstein	244,0	2,2	2.532,0	0,5	10,4	–1,7
Thüringen	235,5	2,0	2.744,2	–0,5	11,7	–2,5
Bund	**228,2**	**1,5**	**2.390,1**	**–0,1**	**10,5**	**–1,6**

Fehlzeiten-Report 2025

24.9 Fehlzeiten nach Ausbildungsabschluss und Vertragsart

Die Bundesagentur für Arbeit definiert und liefert die für die Unternehmen relevanten Tätigkeitsschlüssel. Die Unternehmen sind verpflichtet, ihren Beschäftigten den jeweils für die Art der Beschäftigung gültigen Tätigkeitsschlüssel zuzuweisen und diesen zu dokumentieren. Diese Schlüssel sind in den Meldungen zur Sozialversicherung enthalten und werden neben weiteren Angaben zur Person den Einzugsstellen – in der Regel den Krankenkassen der Arbeitnehmenden – übermittelt. Auf Grundlage der Meldungen führt die Krankenkasse ihr Versichertenverzeichnis und übermittelt die Daten dem Rentenversicherungsträger (vgl. Damm et al. 2012). Grundlage der Tätigkeitseinstufung war bis zum Jahr 2012 die „Klassifikation der Berufe“ aus dem Jahr 1988 (Bundesagentur für Arbeit 1988).

In den letzten Jahren haben sich jedoch sowohl die Berufs- und Beschäftigungslandschaft als auch die Ausbildungsstrukturen stark verändert. So sind nicht nur neue Ausbildungsabschlüsse entstanden, auch die Trennung zwischen Arbeitern und Angestellten ist bereits seit dem Jahr 2006 rentenrechtlich bedeutungslos. Aus diesem Grund wurde die

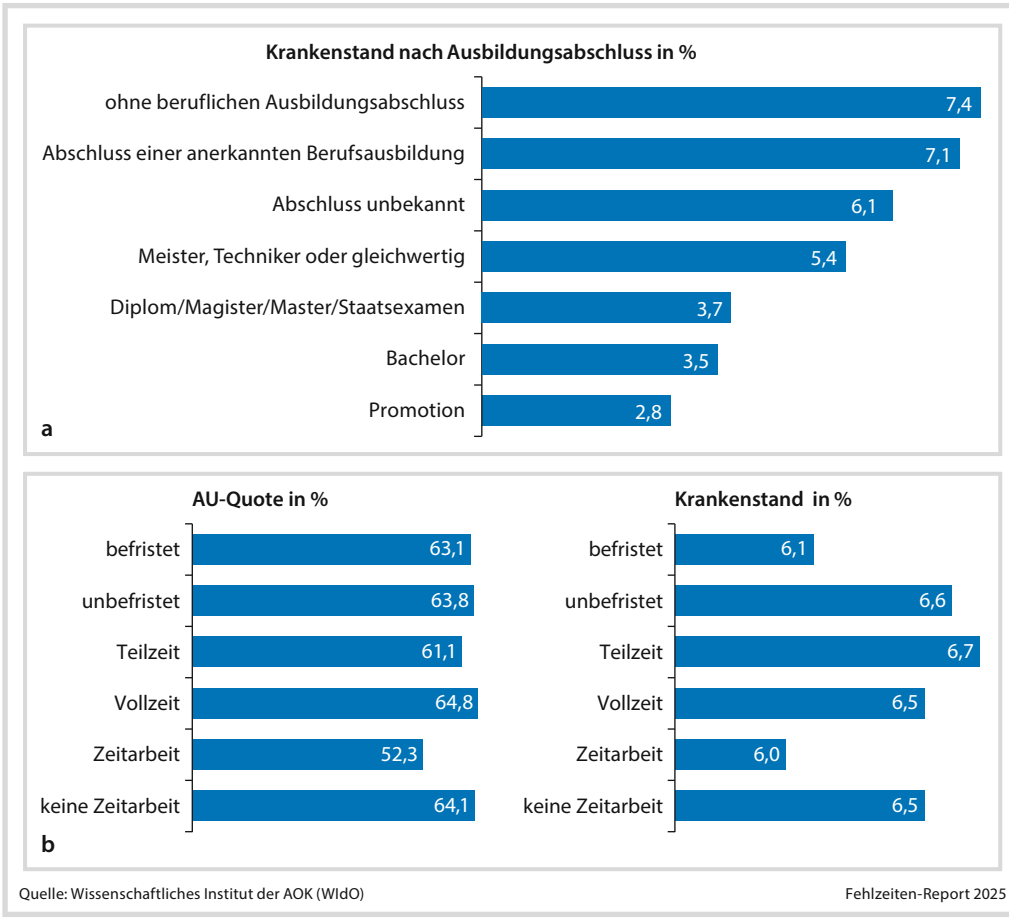


Abb. 24.17 **a** Krankenstand nach Ausbildungsabschluss im Jahr 2024, AOK-Mitglieder; **b** Krankenstand und AU-Quote nach Vertragsart im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

veraltete Klassifikation der Berufe von der Bundesagentur für Arbeit durch eine überarbeitete Version (Bundesagentur für Arbeit 2011) ersetzt. Diese weist zugleich eine hohe Kompatibilität mit der internationalen Berufsklassifikation ISCO-08 (International Standard Classification of Occupations 2012) auf. Die neue Version gilt seit dem 01.12.2011. Infolge der Umstellung wird die Stellung im Beruf (wie die Trennung nach Arbeiter oder Angestellter) nicht mehr ausgewiesen.

Die krankheitsbedingten Fehlzeiten variieren deutlich in Abhängigkeit vom Ausbildungsabschluss (vgl. Abb. 24.17a). Dabei zeigt sich, dass der Krankenstand mit steigendem Ausbildungsniveau sinkt. Den höchsten Krankenstand weisen mit 7,4 % Beschäftigte ohne beruflichen Abschluss auf. Beschäftigte mit einem Diplom, Magister, Master und Staatsexamen oder einem Bachelorabschluss liegen deutlich darunter (3,7 bzw. 3,5 %). Den geringsten Krankenstand weisen mit 2,8 % Beschäftigte mit Promotion auf.

Diese Ergebnisse können zu der Annahme führen, dass die Differenzen im Krankenstand u. a. auf den Faktor Bildung zurückzuführen sind. Diese Annahme wird auch in empirischen Studien bestätigt, bei denen Bil-

dung als eine wesentliche Variable für die Erklärung von gesundheitlichen Differenzen erkannt wurde.

Die Gründe sind u. a. darin zu suchen, dass sich beispielsweise Akademiker gesundheitsgerechter verhalten, was Ernährung, Bewegung und das Rauchverhalten betrifft. Auch gehen körperlich schwere und belastende Tätigkeiten eher mit einer geringeren als mit einer höheren Qualifikation einher. Akademikern steht auch ein besserer Zugang zu Gesundheitsleistungen offen. In der Regel werden ihnen auch bei ihrer beruflichen Tätigkeit größere Handlungsspielräume und Gestaltungsmöglichkeiten eingeräumt und für die erbrachten beruflichen Leistungen werden adäquate Gratifikationen wie ein höheres Gehalt, Anerkennung und Wertschätzung sowie Aufstiegsmöglichkeiten und Arbeitsplatzsicherheit gewährt (vgl. u. a. Mielck et al. 2012; Karasek und Theorell 1990; Siegrist 1999; Marmot 2005). Dies führt dazu, dass Beschäftigte in höheren Positionen motivierter sind und sich stärker mit ihrer beruflichen Tätigkeit identifizieren. Der Anteil motivationsbedingter Fehlzeiten ist auch aus diesem Grund bei höherem beruflichem Status geringer.

Umgekehrt haben Studien gezeigt, dass bei einkommensschwachen Gruppen verhaltensbedingte gesundheitliche Risikofaktoren wie Rauchen, Bewegungsarmut und Übergewicht stärker ausgeprägt sind als bei Gruppen mit höheren Einkommen (Mielck 2000). Als Erklärungsansatz werden kulturell determinierte Lebensstilunterschiede angenommen.

Hinzu kommt, dass sich die Tätigkeiten von gering qualifizierten Beschäftigten im Vergleich zu denen von höher qualifizierten in der Regel durch ein größeres Maß an physiologisch-ergonomischen Belastungen, eine höhere Unfallgefährdung und damit durch erhöhte Gesundheitskrisen auszeichnen. Zudem gibt es Zusammenhänge zu geringerer körperlicher Aktivität und einer selteneren Inanspruchnahme von Präventionsangeboten (vgl. Datenreport 2021). Nicht zuletzt müssen Umweltfaktoren sowie Infra- und Versorgungsstrukturen berücksichtigt werden. Ein niedrigeres Einkommensniveau wirkt sich bei Geringqualifizierten auch ungünstig auf die außerberuflichen Lebensverhältnisse wie die Wohnsituation und die Erholungsmöglichkeiten aus.

Die AU-Quote weist den Anteil der AOK-Mitglieder mit mindestens einem Arbeitsunfähigkeitsfall im Auswertungsjahr aus. Betrachtet man die AU-Quoten nach der Vertragsart, zeigt sich, dass die unbefristet und Vollzeit-Beschäftigten mit 63,8 bzw. 64,8 % öfter von einer Krankschreibung betroffen sind als befristet bzw. Teilzeit-Beschäftigte (63,1 bzw. 61,1 %). Dies spiegelt sich teilweise im Krankenstand wider: Der Krankenstand bei den unbefristet Beschäftigten liegt im Vergleich zu den befristet Beschäftigten um 0,5 Prozentpunkte höher. Der Krankenstand bei den Teilzeitbeschäftigten liegt allerdings um 0,2 Prozentpunkte höher als bei den Vollzeitbeschäftigten.

Betrachtet man die Fehlzeiten von Zeitarbeitenden, so zeigt sich, dass der Krankenstand bei den Zeitarbeitsbeschäftigten um 0,5 Prozentpunkte geringer ist als bei denjenigen, die nicht über eine Zeitarbeitsfirma beschäftigt sind (6,0 % versus 6,5 %). Bei diesem Unterschied spielen auch Alters- und Geschlechtseffekte eine Rolle. 75,2 % der Zeitarbeitsbeschäftigten sind Männer und diese sind im Durchschnitt 4,8 Jahre jünger als Beschäftigte außerhalb der Zeitarbeit. Bei Frauen beträgt dieser Altersunterschied immerhin auch noch 3,8 Jahre. Der nach Alter und Geschlecht standardisierte Krankenstand[12] zeigt bei Beschäftigten ohne Zeitarbeitsanstellung einen Krankenstand von 6,6 % und bei Zeitarbeitenden von 6,5 %. Die Anzahl der Fehltage pro Fall zeigt sich bei Zeitarbeitenden deutlich kürzer (Zeitarbeit: 7,7 Tage vs. Nicht-Zeitarbeit: 10,6 Tage).

12 Berechnet nach der Methode der direkten Standardisierung – zugrunde gelegt wurde die Alters- und Geschlechtsstruktur der Beschäftigten im Jahr 2024. Quelle: Bundesagentur für Arbeit 2025.

24.10 Fehlzeiten nach Berufsgruppen

Auch bei den einzelnen Berufsgruppen[13] gibt es große Unterschiede hinsichtlich der krankheitsbedingten Fehlzeiten (◘ Abb. 24.18). Die Art der ausgeübten Tätigkeit hat erheblichen Einfluss auf das Ausmaß der Fehlzeiten. Die meisten Arbeitsunfähigkeitstage weisen Berufsgruppen aus dem gewerblichen Bereich auf, wie beispielsweise Berufe in der Ver- und Entsorgung. Dabei handelt es sich häufig um Berufe mit hohen körperlichen Arbeitsbelastungen und überdurchschnittlich vielen Arbeitsunfällen (▶ Abschn. 24.12). Einige der Berufsgruppen mit hohen Krankenständen, wie Berufe in der Altenpflege, sind auch in besonders hohem Maße psychischen Arbeitsbelastungen ausgesetzt. Die niedrigsten Krankenstände sind bei akademischen Berufsgruppen wie z. B. Berufen in der Hochschullehre und -forschung, der Unternehmensberatung oder der technischen Forschung und Entwicklung zu verzeichnen. Während Berufe in der Hochschullehre und -forschung im Jahr 2024 im Durchschnitt nur 7,5 Tage krankgeschrieben waren, waren es bei den Berufen in der Ver- und Entsorgung 38,4 Tage, also mehr als das Fünffache.

13 Die Klassifikation der Berufe wurde zum 01.12.2011 überarbeitet und aktualisiert (▶ Abschn. 24.9). Daher finden sich ab dem Jahr 2012 zum Teil andere Berufsbezeichnungen als in den Fehlzeiten-Reporten der Vorjahre.

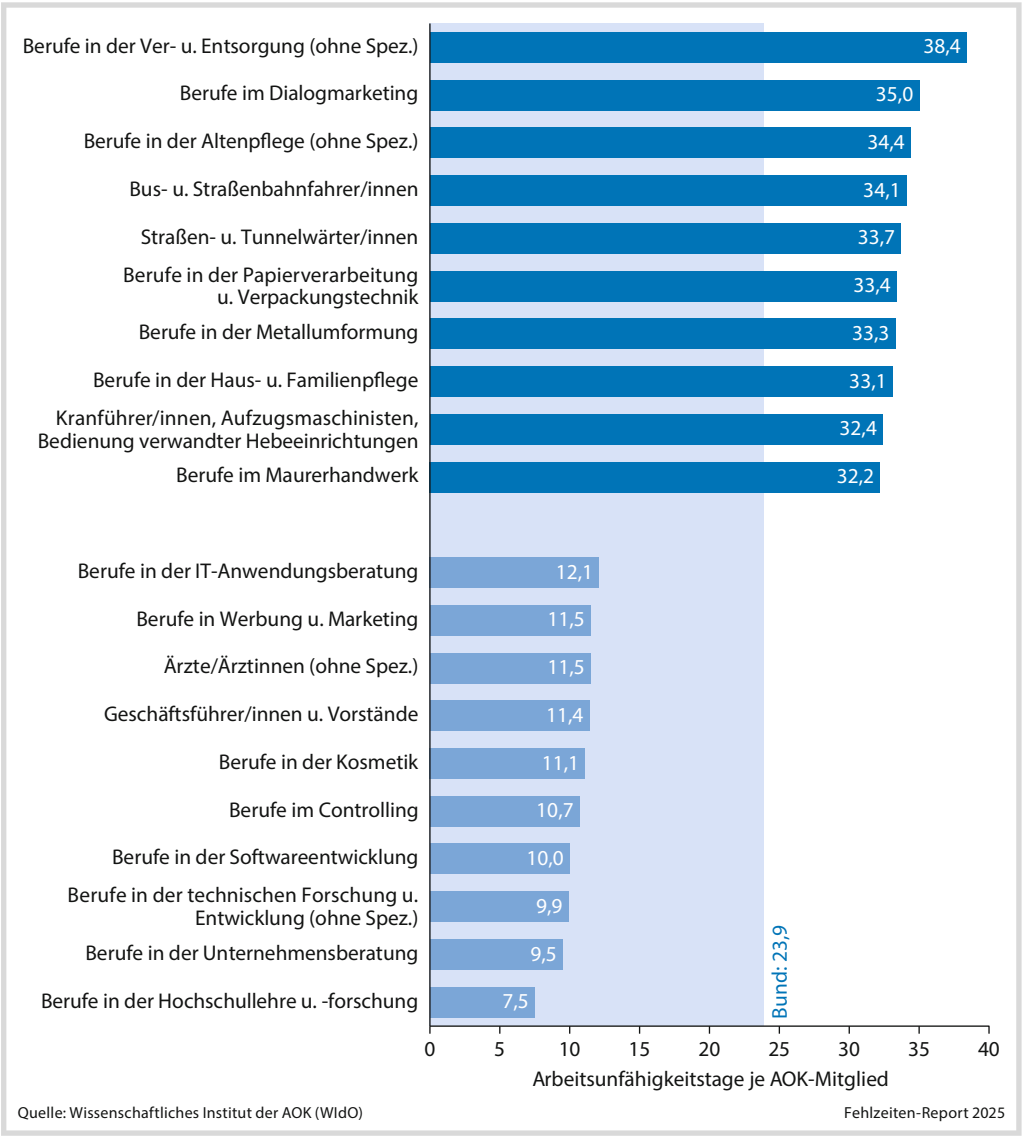


Abb. 24.18 Zehn Berufsgruppen mit hohen und niedrigen Fehlzeiten je AOK-Mitglied im Jahr 2024

24.11 Fehlzeiten nach Wochentagen

Die meisten Krankschreibungen sind am Wochenanfang zu verzeichnen (Abb. 24.19). Zum Wochenende hin nimmt die Zahl der Arbeitsunfähigkeitsmeldungen tendenziell ab. 2024 entfiel mehr als ein Drittel (37 %) der wöchentlichen Krankmeldungen auf den Montag.

Bei der Bewertung der gehäuften Krankmeldungen am Montag muss allerdings berücksichtigt werden, dass der Arzt am Wochenende in der Regel nur in Notfällen aufgesucht wird, da die meisten Praxen geschlossen sind. Deshalb erfolgt die Krankschreibung für Erkrankungen, die bereits am Wochenende begonnen haben, in den meisten Fällen erst am Wochenanfang. Insofern sind in den Krank-

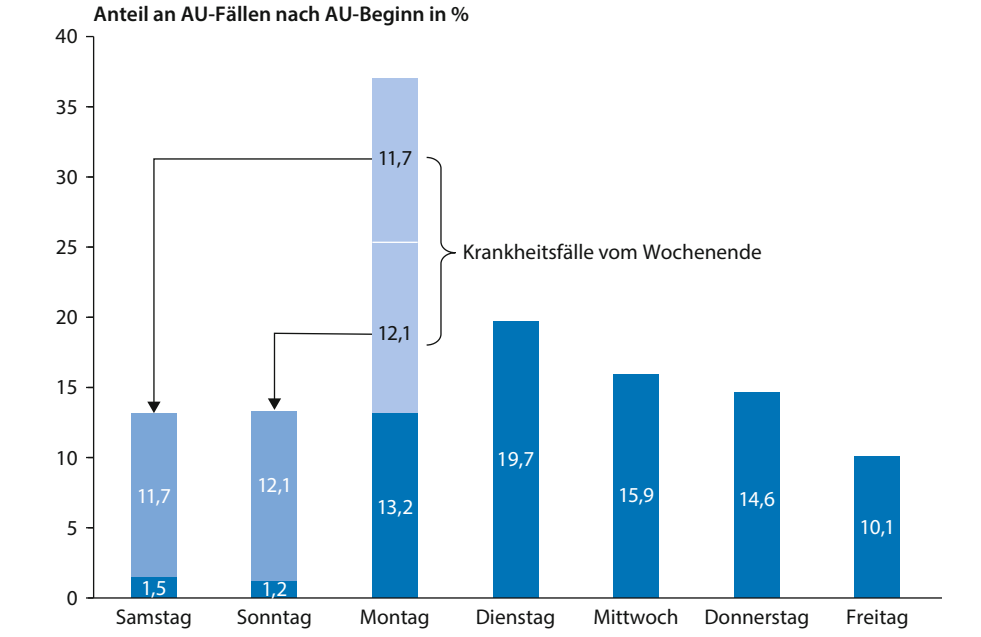


Abb. 24.19 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle der AOK-Mitglieder nach AU-Beginn im Jahr 2024

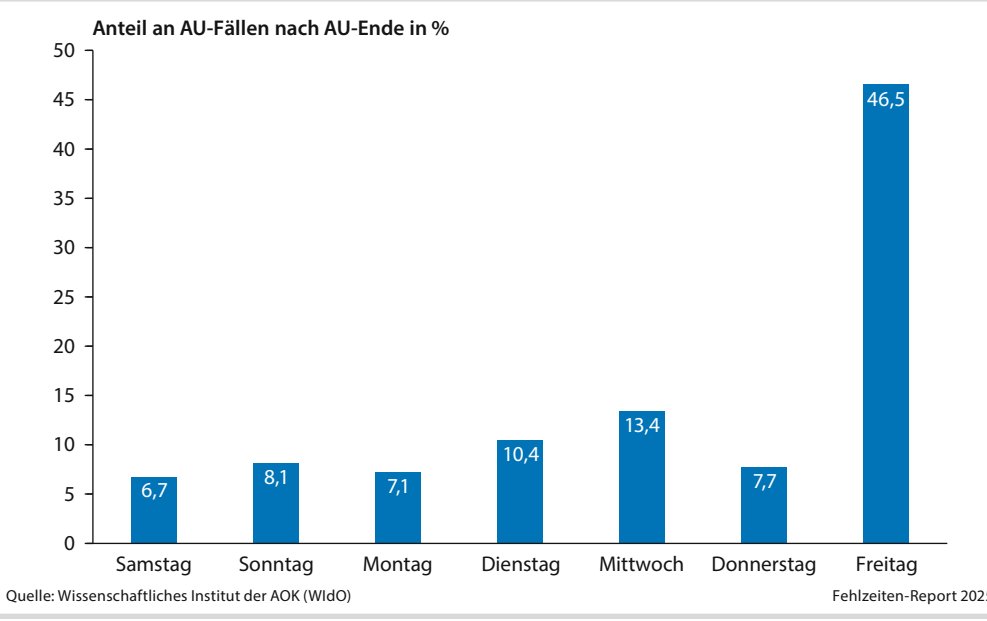


Abb. 24.20 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle der AOK-Mitglieder nach AU-Ende im Jahr 2024

meldungen vom Montag auch die Krankheitsfälle vom Wochenende enthalten. Die Verteilung der Krankmeldungen auf die Wochentage ist also in erster Linie durch die ärztlichen Sprechstundenzeiten bedingt. Dies wird häufig in der Diskussion um den „blauen Montag" nicht bedacht.

Geht man davon aus, dass die Wahrscheinlichkeit zu erkranken an allen Wochentagen gleich hoch ist und verteilt die Arbeitsunfähigkeitsmeldungen vom Samstag, Sonntag und Montag gleichmäßig auf diese drei Tage, beginnen am Montag – „wochenendbereinigt" – nur noch 13,2 % der Krankheitsfälle. Danach ist der Montag nach dem Freitag (10,1 %) der Wochentag mit der geringsten Zahl an Krankmeldungen. Eine finnische Studie zu diesem Thema bestätigt ebenfalls die geringe Bedeutung des Montags bei krankheitsbedingten Fehlzeiten (Vahtera et al. 2001). Die Mehrheit der Ärzte bevorzugt als Ende der Krankschreibung das Ende der Arbeitswoche (Abb. 24.20): 2024 endeten 46,5 % der Arbeitsunfähigkeitsfälle am Freitag. Nach dem Freitag ist der Mittwoch der Wochentag, an dem die meisten Krankmeldungen (13,4 %) abgeschlossen worden sind.

Da meist bis Freitag krankgeschrieben wird, nimmt der Krankenstand gegen Ende der Woche zu. Daraus abzuleiten, dass am Freitag besonders gerne „krankgefeiert" wird, um das Wochenende auf Kosten des Arbeitgebers zu verlängern, erscheint wenig plausibel, insbesondere wenn man bedenkt, dass der Freitag der Werktag mit den wenigsten Krankmeldungen ist.

24.12 Arbeitsunfälle

Im Jahr 2024 waren 1,8 % der Arbeitsunfähigkeitsfälle auf Arbeitsunfälle[14] zurückzuführen. Diese waren für 4,6 % der Arbeitsunfähigkeitstage verantwortlich (Abb. 24.21).

In den einzelnen Wirtschaftszweigen variiert die Zahl der Arbeitsunfälle erheblich. So waren die meisten Fälle in der Land- und Forstwirtschaft und im Baugewerbe zu verzeichnen (Abb. 24.21). 2024 gingen beispielsweise 5,4 % der AU-Fälle und 11,2 % der AU-Tage in der Land- und Forstwirtschaft auf Arbeitsunfälle zurück. Neben dem Baugewerbe (3,7 %) und der Land- und Forstwirtschaft gab es auch in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau (2,7 %) und im Bereich Verkehr und Transport (2,5 %) überdurchschnittlich viele Arbeitsunfälle. Den geringsten Anteil an Arbeitsunfällen verzeichneten die Banken und Versicherungen mit 0,6 %.

Die Zahl der Arbeitsunfälle lag in Westdeutschland leicht höher als in Ostdeutschland: Während im Westen durchschnittlich 42 Fälle auf 1.000 AOK-Mitglieder entfielen, waren es im Osten 41 Fälle je 1.000 Mitglieder (Abb. 24.22).

Die Zahl der auf Arbeitsunfälle zurückgehenden Arbeitsunfähigkeitstage war in den Branchen Land- und Forstwirtschaft, Dienstleistungen sowie geringfügig in den Branchen Verkehr und Transport, in Erziehung und Unterricht und auch in den Banken und Versicherungen in Ostdeutschland höher als in Westdeutschland (Abb. 24.23).

Tab. 24.6 zeigt die Berufsgruppen, die in besonderem Maße von arbeitsbedingten Unfällen betroffen sind. Spitzenreiter waren im Jahr 2024 Berufe in der Zimmerei (4.362 AU-Tage je 1.000 AOK-Mitglieder), Berufe im Maurerhandwerk (3.907 AU-Tage je 1.000 AOK-Mitglieder) sowie Berufe im Beton- und Stahlbetonbau (3.583 AU-Tage je 1.000 AOK-Mitglieder).

14 Zur Definition der Arbeitsunfälle Tab. 24.1.

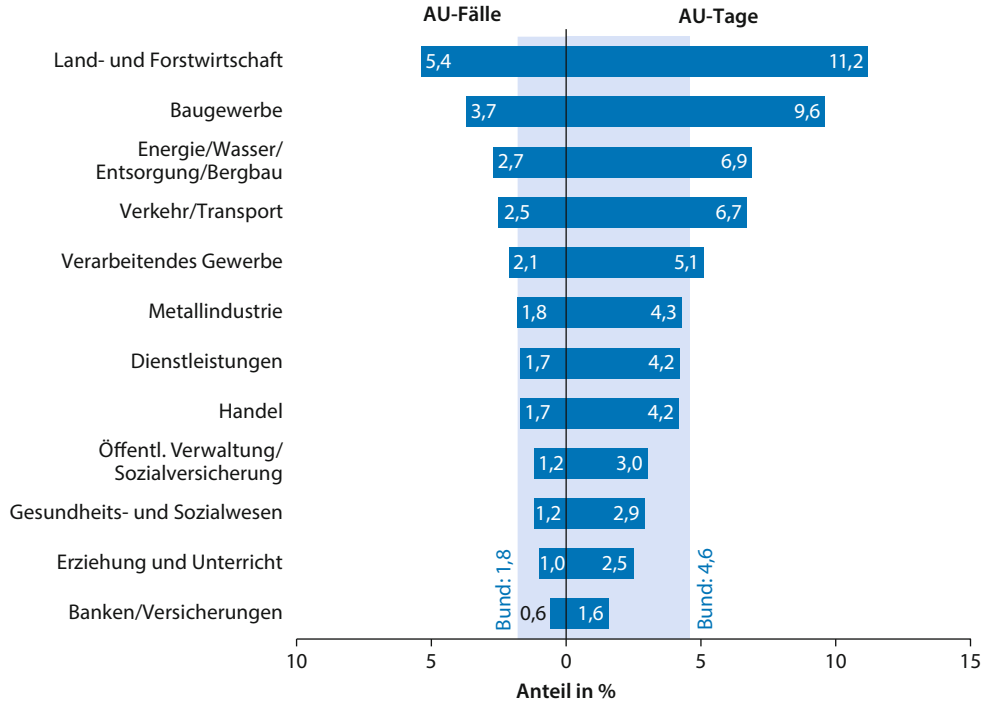


Abb. 24.21 Fehlzeiten der AOK-Mitglieder aufgrund von Arbeitsunfällen nach Branchen im Jahr 2024

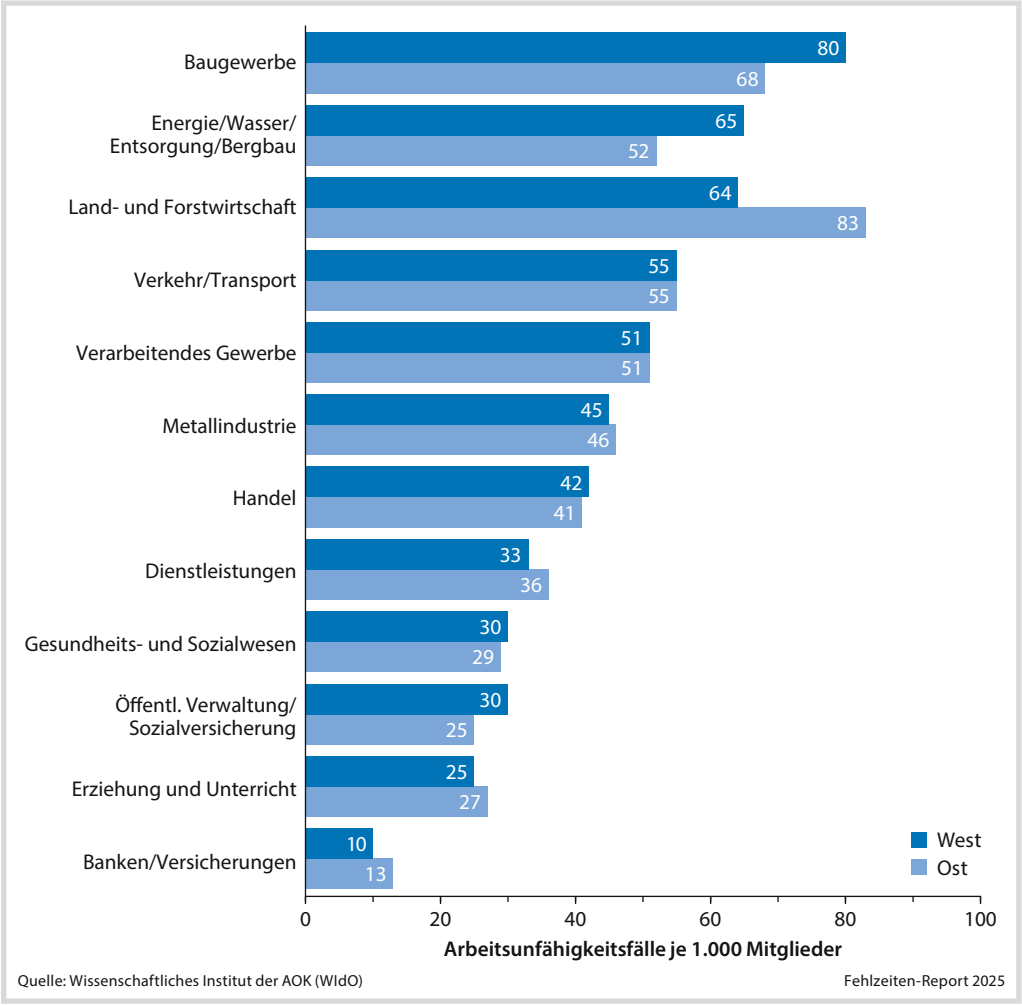


Abb. 24.22 Fälle der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder aufgrund von Arbeitsunfällen nach Branchen in West- und Ostdeutschland im Jahr 2024

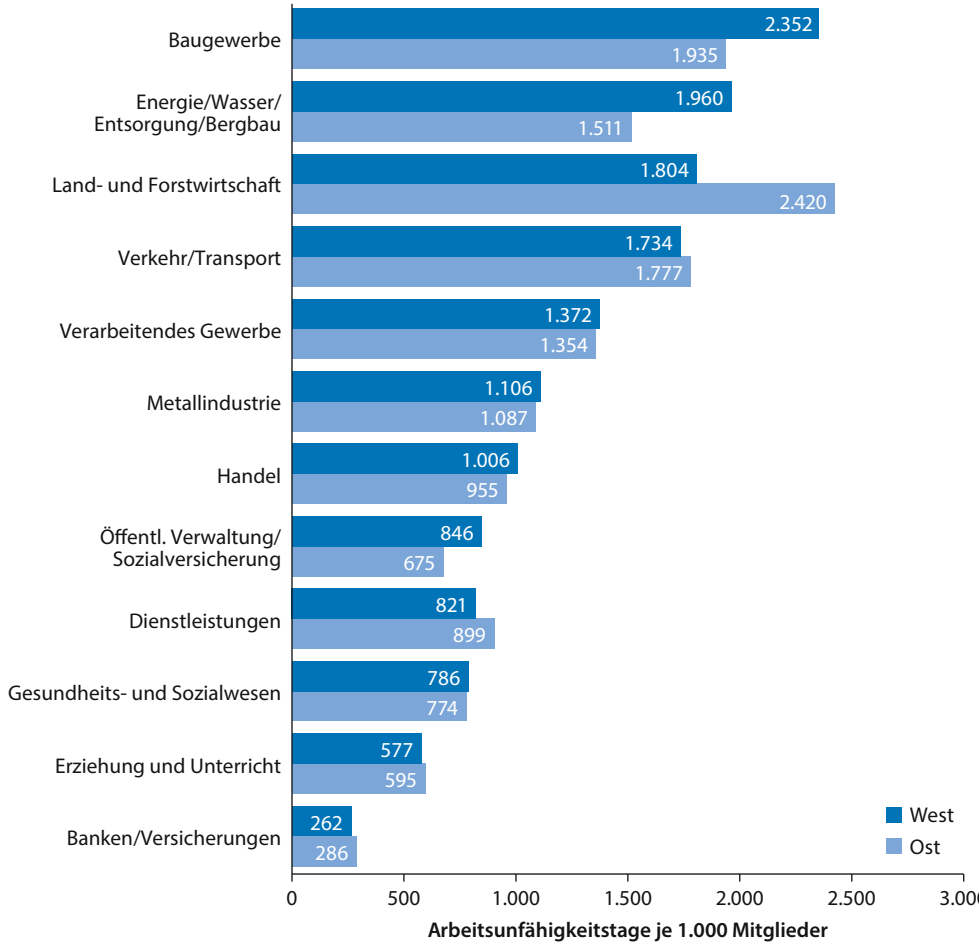


Abb. 24.23 Tage der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Branchen in West- und Ostdeutschland im Jahr 2024

Tab. 24.6 Tage der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Berufsgruppe	AU-Tage je 1.000 AOK-Mitglieder
Berufe in der Zimmerei	4.362
Berufe im Maurerhandwerk	3.907
Berufe im Beton- u. Stahlbetonbau	3.583
Berufe in der Ver- u. Entsorgung (ohne Spez.)	3.186
Berufe im Hochbau (ohne Spez.)	2.904
Berufe im Tiefbau (ohne Spez.)	2.695
Führer/innen von Erdbewegungs- u. verwandten Maschinen	2.668
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	2.662
Berufe im Straßen- u. Asphaltbau	2.568
Berufe in der Holzbe- u. -verarbeitung (ohne Spez.)	2.528
Berufe im Metallbau	2.398
Berufe im Garten-, Landschafts- u. Sportplatzbau	2.359
Berufe im Holz-, Möbel- u. Innenausbau	2.275
Berufe für Post- u. Zustelldienste	2.261
Berufe im Aus- u. Trockenbau (ohne Spez.)	2.227
Kranführer/innen, Aufzugsmaschinisten, Bedienung verwandter Hebeeinrichtungen	2.205
Berufe in der Schweiß- u. Verbindungstechnik	2.184
Platz- u. Gerätewarte/-wartinnen	2.167
Berufe in der Sanitär-, Heizungs- u. Klimatechnik	2.147
Berufe für Maler- u. Lackiererarbeiten	2.100
Berufe in der Fleischverarbeitung	2.069
Berufe im Gartenbau (ohne Spez.)	2.059
Bus- u. Straßenbahnfahrer/innen	1.925
Berufe in der Lebensmittelherstellung (ohne Spez.)	1.786
Berufe in der Metalloberflächenbehandlung (ohne Spez.)	1.709

Fehlzeiten-Report 2025

24.13 Krankheitsarten im Überblick

Das Krankheitsgeschehen wird im Wesentlichen von sechs großen Krankheitsgruppen (nach ICD-10) bestimmt: Muskel- und Skelett-Erkrankungen, Atemwegserkrankungen, Verletzungen, psychische und Verhaltensstörungen, Herz- und Kreislauf-Erkrankungen sowie Erkrankungen der Verdauungsorgane. (Abb. 24.24). 60,9 % der Arbeitsunfähigkeitsfälle und 65,1 % der Arbeitsunfähigkeitstage gingen 2024 auf das Konto dieser sechs Krankheitsarten. Der Rest verteilte sich auf sonstige Krankheitsgruppen.

Der häufigste Anlass für die Ausstellung von Arbeitsunfähigkeitsbescheinigungen waren Atemwegserkrankungen. Im Jahr 2024 waren diese für mehr als ein Viertel der Arbeitsunfähigkeitsfälle (27,9 %) verantwortlich. Aufgrund einer relativ geringen durchschnittlichen Erkrankungsdauer betrug der Anteil der Atemwegserkrankungen am Krankenstand allerdings nur 15,1 %. Die meisten Arbeitsunfähigkeitstage wurden durch Muskel- und Skelett-Erkrankungen verursacht, die häufig mit langen Ausfallzeiten verbunden sind. Allein auf diese Krankheitsart waren 2024 19,8 % der Arbeitsunfähigkeitstage zurückzuführen, obwohl sie nur für 13,7 % der Arbeitsunfähigkeitsfälle verantwortlich war.

Abb. 24.25 zeigt die Anteile der Krankheitsarten an den krankheitsbedingten Fehlzeiten im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr. Während die Anteile der Muskel- und Skeletterkrankungen um 0,3, der psychischen Erkrankungen um 0,6, der Verletzungen um 0,2 und der Anteil der Verdauungserkrankungen um 0,1 Prozentpunkte anstiegen, sank der Anteil der Atemwegserkrankungen um 0,3 Prozentpunkte im Vergleich zum Vorjahr.

Die Abb. 24.26 und 24.27 zeigen die Entwicklung der häufigsten Krankheitsarten in den Jahren 2015 bis 2024 in Form einer Indexdarstellung. Ausgangsbasis ist dabei der Wert des Jahres 2014. Dieser wurde auf 100 normiert. Während der deutliche Anstieg der Atemwegserkrankungen im Jahr 2022 im Zusammenhang mit der Corona-Pandemie und ab dem Jahr 2023 mit der Einführung der elektro-

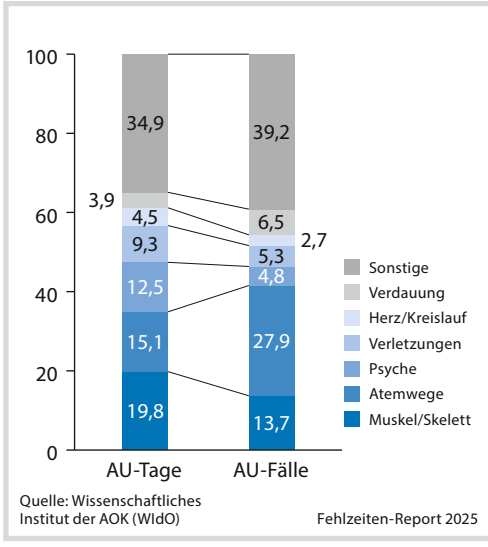


Abb. 24.24 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten im Jahr 2024

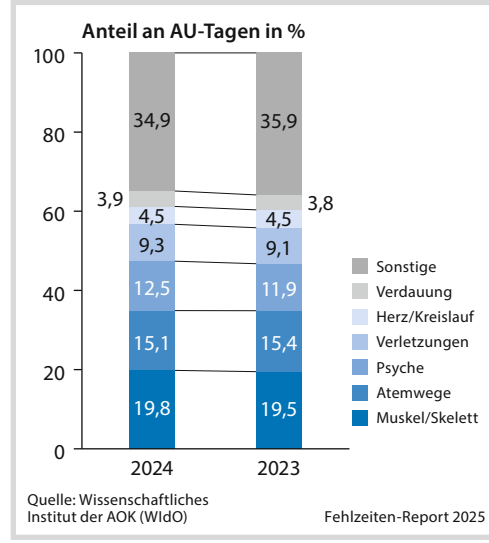
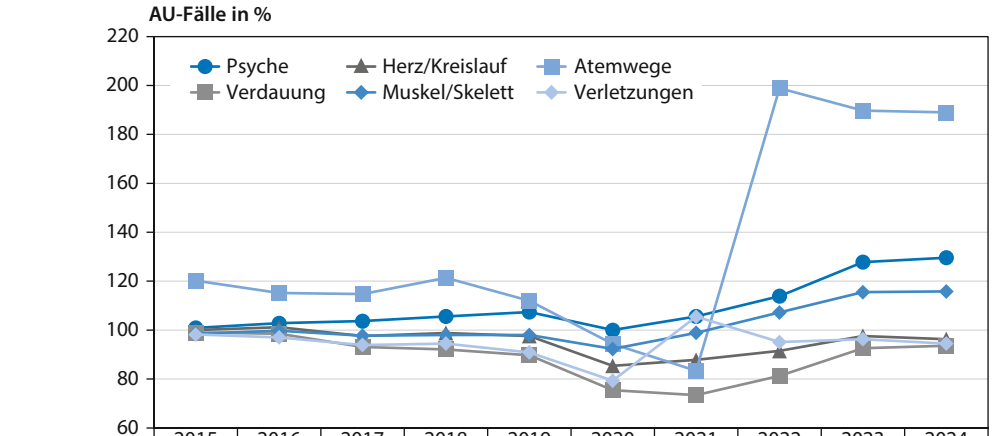


Abb. 24.25 Tage der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr

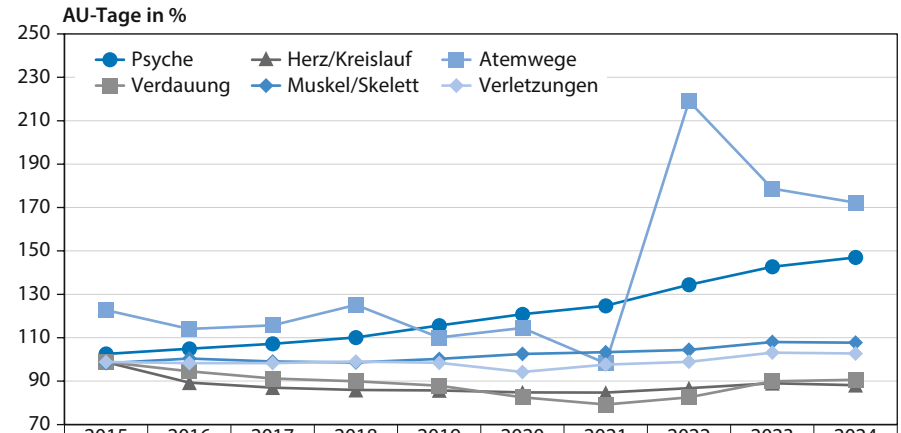


	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
Psyche	100,9	102,8	103,7	105,6	107,4	100,0	105,6	113,9	127,8	129,6
Herz/Kreislauf	100,0	101,2	97,6	98,8	97,6	85,4	87,8	91,5	97,6	96,3
Atemwege	120,2	115,2	114,7	121,4	112,0	94,3	83,4	198,9	189,7	189,0
Verdauung	99,0	98,5	93,1	92,1	89,7	75,4	73,4	81,3	92,6	93,6
Muskel/Skelett	98,6	99,7	97,7	98,0	98,0	92,3	98,9	107,2	115,5	115,8
Verletzungen	98,2	97,0	93,9	94,5	90,9	79,3	105,5	95,1	96,3	94,5

Quelle: Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO) Fehlzeiten-Report 2025

Abb. 24.26 Fälle der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in den Jahren 2015–2024 (Indexdarstellung: 2014 = 100 %)

nischen Arbeitsunfähigkeitsbescheinigung zu interpretieren ist, zeigen vor allem die psychischen Erkrankungen in den letzten Jahren einen kontinuierlichen Anstieg. Über die Gründe für diesen Anstieg wird gesellschaftlich kontrovers diskutiert. In welchem Umfang die spezifischen Arbeitsbedingungen der modernen Arbeitswelt einen Beitrag zu diesem Trend leisten, bleibt umstritten. Ein wesentlicher Grund für den Anstieg wird hingegen in der Entstigmatisierung bestimmter psychischer Störungen gesehen: Ärzte seien zunehmend bezüglich psychischer Probleme sensibilisiert und dokumentieren psychische Krankheiten aufgrund der gestiegenen gesellschaftlichen Akzeptanz häufiger. Hierzu trage auch die verstärkte und verbesserte Schulung von Ärztinnen und Ärzten, insbesondere im hausärztlichen Bereich, bei. Dazu kommt die zunehmende Bereitschaft der Patienten und Patientinnen, psychische Probleme auch offener anzusprechen als früher. Als weiterer Grund wird die Verlagerung in Richtung psychischer Störungen als Diagnose diskutiert, d. h. bei Beschäftigten, die früher mit somatischen Diagnosen wie beispielsweise Muskel-Skelett-Erkrankungen krankgeschrieben waren, wird heute öfter eine psychische Erkrankung diagnostiziert. Die „reale Prävalenz“ von psychischen Erkrankungen in der Bevölkerung sei aber insgesamt unverändert geblieben. Die Zwölf-Monats-Prävalenz liegt in Deutschland – je nach Studie – zwischen 31,1 und 34,5 % und damit deutlich höher, als es die Arbeitsunfähigkeitsdaten der gesetzlichen Krankenkassen nahelegen. Wenn man jedoch die stationären und ambulanten Diagnosen bei der Analyse berücksichtigt, lag die Prävalenzrate bei den AOK-Mitgliedern im Jahr 2018 bei 30,4 % und damit in etwa auf dem Niveau der genannten externen Studien (vgl. Meschede et al. 2020). Der Anteil psychischer und psychosomatischer Erkrankungen an der Frühinvalidität hat in den letzten Jah-



	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
Psyche	102,5	104,9	107,2	110,1	115,6	120,8	124,7	134,4	142,7	147,0
Herz/Kreislauf	98,7	89,3	87,0	85,9	85,7	84,8	84,7	86,7	89,0	88,1
Atemwege	122,7	114,0	115,7	125,1	110,1	114,5	98,2	219,0	178,7	172,2
Verdauung	98,8	94,5	91,2	89,9	87,9	82,5	79,2	82,5	89,9	90,6
Muskel/Skelett	98,2	100,4	99,0	98,6	100,2	102,5	103,3	104,4	108,0	107,7
Verletzungen	98,8	98,3	98,3	99,0	98,4	94,2	97,6	98,9	103,1	102,7

Quelle: Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO) Fehlzeiten-Report 2025

Abb. 24.27 Tage der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in den Jahren 2015–2024 (Indexdarstellung: 2014 = 100 %)

ren an Bedeutung gewonnen. Im Jahr 2023 ist dieser Anteil im Vergleich zum Vorjahr leicht gestiegen und beträgt bei den Männern 30,8 % (2022: 30,7 %) und bei Frauen 47,5 % (2022: 47,4 %). Insgesamt lag dieser Anteil bei 39,7 % (2022: 39,4 %; Deutsche Rentenversicherung Bund 2024). Nach Prognosen der Weltgesundheitsorganisation (WHO) ist mit einem weiteren Anstieg der psychischen Erkrankungen zu rechnen (WHO 2011). Der Prävention dieser Erkrankungen wird daher weiterhin eine große Bedeutung zukommen.

Neben dem besonders starken Anstieg der Atemwegserkrankungen ist die Anzahl der Arbeitsunfähigkeitsfälle im Vergleich zum Jahr 2015 insbesondere bei den psychischen Erkrankungen und bei den Muskel-Skelett-Erkrankungen angestiegen. Arbeitsunfähigkeitsfälle, die auf Verdauungserkrankungen und Verletzungen zurückgingen, reduzierten sich um 6,4 % bzw. 5,5 %.

Die durch Atemwegserkrankungen bedingten Fehlzeiten unterliegen den von Jahr zu Jahr unterschiedlich stark auftretenden Erkältungswellen. Im Jahr 2024 waren die Fehlzeiten aufgrund von Atemwegserkrankungen um 3,6 % niedriger als im Jahr 2023 (Tab. 24.7).

In den letzten zehn Jahren ist vor allem die Anzahl von Arbeitsunfähigkeitstagen aufgrund von Atemwegserkrankungen (um 72,2 %) angestiegen, gefolgt von psychischen Erkrankungen (um 47,0 %) und Muskel-Skelett-Erkrankungen (um 7,7 %). Einen Rückgang gab es vor allem bei den Verdauungserkrankungen (um 9,4 %) und den Herz-, Kreislauferkrankungen (11,9 %).

Die meisten Arbeitsunfähigkeitsfälle entstehen aufgrund von Atemwegserkrankungen: 82,2 Krankschreibungen entfallen hier durchschnittlich auf 100 ganzjährig versicherte AOK-Mitglieder (Abb. 24.28). Zugleich sind mit 5,9 Fehltagen pro Fall bei den Atemwegserkrankungen die vergleichsweise kür-

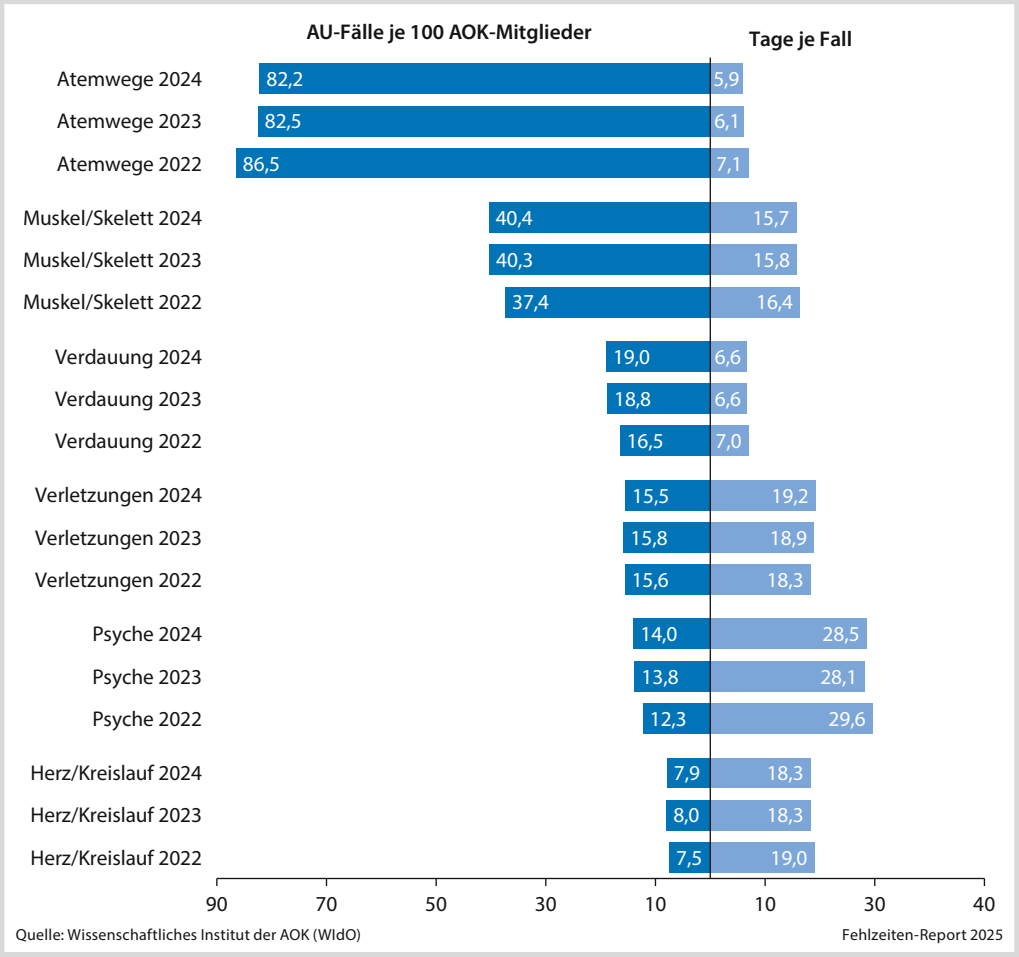


Abb. 24.28 Arbeitsunfähigkeitsfälle je 100 AOK-Mitglieder und Tage je Fall nach Krankheitsarten im Jahr 2024

zesten Ausfallzeiten zu verzeichnen, wohingegen bei psychischen Erkrankungen mit 28,5 Arbeitsunfähigkeitstagen je Fall im Schnitt die längsten Ausfallzeiten im Jahr 2024 zu beobachten sind.

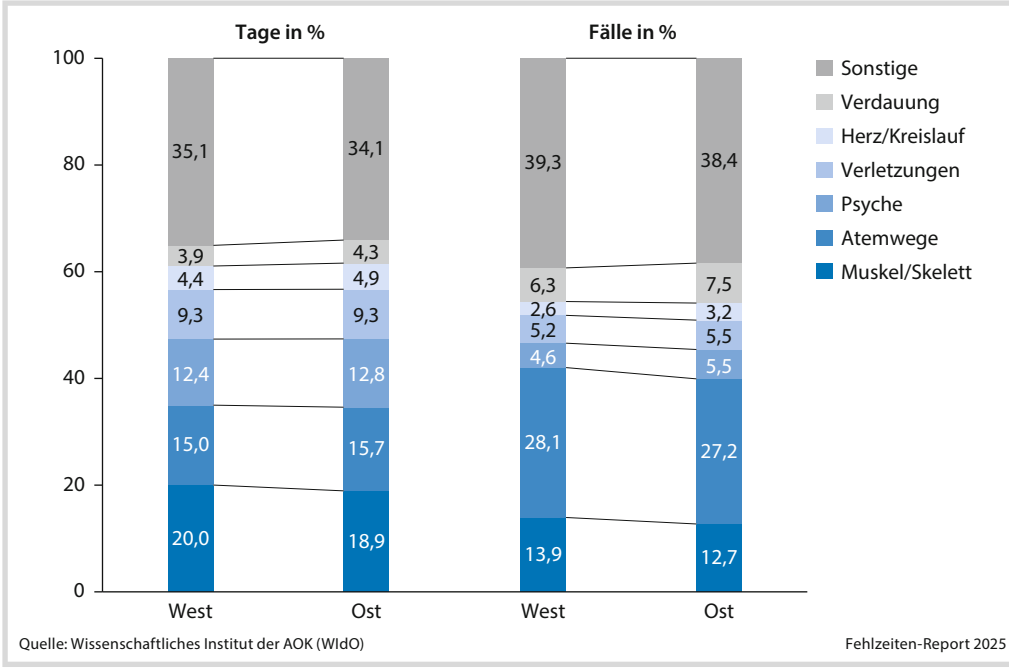
Auf ein AOK-Mitglied entfallen – unabhängig davon, ob es erkrankt war oder nicht – im Jahr 2024 durchschnittlich 6,3 Fehltage aufgrund einer Muskel- und Skelett-Erkrankung und 4,8 Fehltage aufgrund einer Atemwegserkrankung. Damit stehen diese Diagnosegruppen auf Platz 1 und 2 als Ursache für Fehltage in Unternehmen, gefolgt von den psychischen Erkrankungen (4,0 Fehltage pro AOK-Mitglied; Tab. 24.7).

Zwischen West- und Ostdeutschland sind nach wie vor leichte Unterschiede in der Verteilung der Krankheitsarten festzustellen (Abb. 24.29). In den westlichen Bundesländern verursachten Muskel- und Skelett-Erkrankungen (1,1 Prozentpunkte) mehr Fehltage als in den neuen Bundesländern. In den östlichen Bundesländern entstanden vor allem durch Atemwegserkrankungen und Herz- und Kreislauferkrankungen (0,7 und 0,5 Prozentpunkte) mehr Fehltage als im Westen.

Tab. 24.7 Arbeitsunfähigkeitsquote und -tage der AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten 2024 im Vergleich zum Vorjahr

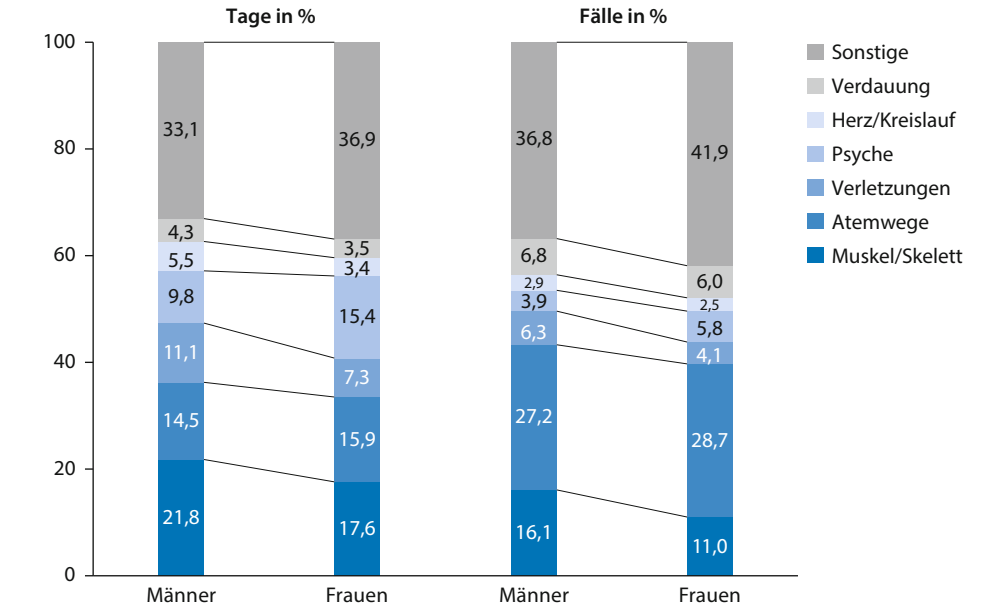
ICD-Hauptgruppe	Bezeichnung	Arbeitsunfähigkeitsquote in %		Veränd. zum Vorjahr in %	Arbeitsunfähigkeitstage je 100 Mitglieder		Veränd. zum Vorjahr in %
		2024	2023		2024	2023	
5	Psyche	8,4	8,3	1,5	398,7	387,1	3,0
9	Herz/Kreislauf	5,0	5,0	−0,2	144,7	146,1	−1,0
10	Atemwege	37,9	38,7	−2,1	484,2	502,4	−3,6
11	Verdauung	11,1	11,0	1,1	126,0	125,0	0,8
13	Muskel/Skelett	20,3	20,3	0,1	634,2	635,8	−0,3
19	Verletzungen	10,1	10,2	−1,2	297,2	298,4	−0,4
	Sonstige	38,6	40,1	−3,7	1.116,6	1.171,0	−4,6

Fehlzeiten-Report 2025



Quelle: Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO) Fehlzeiten-Report 2025

Abb. 24.29 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in West- und Ostdeutschland im Jahr 2024



Quelle: Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO) Fehlzeiten-Report 2025

Abb. 24.30 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten und Geschlecht im Jahr 2024

	15–19	20–24	25–29	30–34	35–39	40–44	45–49	50–54	55–59	60–64
Sonstige	771,2	794,5	737,2	740,4	804,4	896,6	1.041,9	1.280,8	1.630,6	2.248,5
Verdauung	112,1	115,9	100,4	95,7	103,2	114,5	122,4	139,8	162,1	194,1
Verletzungen	298,5	277,7	237,9	221,4	233,0	251,3	278,5	332,2	395,5	473,0
Herz/Kreislauf	21,0	25,4	27,0	35,8	51,8	79,3	124,8	195,7	300,6	479,8
Atemwege	663,1	598,8	502,2	471,2	474,7	456,7	436,1	437,4	471,2	535,0
Psyche	159,3	263,1	313,1	331,4	353,7	371,4	386,2	424,7	510,4	701,4
Muskel/Skelett	159,6	254,6	310,2	354,9	422,0	514,2	641,9	814,3	1.018,8	1.480,4

Quelle: Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO) Fehlzeiten-Report 2025

Abb. 24.31 Tage der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten und Alter im Jahr 2024

In Abhängigkeit vom Geschlecht ergeben sich deutliche Unterschiede in der Morbiditätsstruktur (Abb. 24.30). Insbesondere muskuloskelettale Erkrankungen und Verletzungen führen bei Männern häufiger zur Arbeitsunfähigkeit als bei Frauen. Dies dürfte damit zusammenhängen, dass Männer nach wie vor in größerem Umfang körperlich beanspruchende und unfallträchtige Tätigkeiten ausüben als Frauen. Auch der Anteil der Erkrankungen des Verdauungssystems und der Herz- und Kreislauf-Erkrankungen an den Arbeitsunfähigkeitsfällen und -tagen ist bei Männern höher als bei Frauen. Bei den Verletzungen ist insbesondere der Anteil an den AU-Tagen bei Männern höher als bei Frauen.

Psychische Erkrankungen und Atemwegserkrankungen kommen dagegen bei Frauen häufiger vor als bei Männern.

Abb. 24.31 zeigt die Bedeutung der Krankheitsarten für die Fehlzeiten in den unterschiedlichen Altersgruppen. Aus der Abbildung ist deutlich zu ersehen, dass die Zunahme der krankheitsbedingten Ausfalltage mit dem Alter v. a. auf den starken Anstieg der Muskel- und Skelett-Erkrankungen und der Herz- und Kreislauf-Erkrankungen zurückzuführen ist. Während die beiden erstgenannten Krankheitsarten bei den jüngeren Altersgruppen noch eine untergeordnete Bedeutung haben, verursachen sie in den höheren Altersgruppen die meisten Arbeitsunfähigkeitstage. Bei den 60- bis 64-Jährigen gehen fast ein Viertel (24,2 %) der Ausfalltage auf das Konto der muskuloskelettalen Erkrankungen. Muskel- und Skelett-Erkrankungen und Herz- und Kreislauf-Erkrankungen zusammen sind bei dieser Altersgruppe für knapp ein Drittel des Krankenstandes (32,1 %) verantwortlich.

24.14 Die häufigsten Einzeldiagnosen

In Tab. 24.8 sind die 40 häufigsten Einzeldiagnosen nach Anzahl der Arbeitsunfähigkeitsfälle aufgelistet. Im Jahr 2024 waren auf

Tab. 24.8 Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen im Jahr 2024

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J06	Akute Infektionen an mehreren oder nicht näher bezeichneten Lokalisationen der oberen Atemwege	15,6	7,5
M54	Rückenschmerzen	5,6	5,6
A09	Sonstige und nicht näher bezeichnete Gastroenteritis und Kolitis infektiösen und nicht näher bezeichneten Ursprungs	4,5	1,5
B34	Viruskrankheit nicht näher bezeichneter Lokalisation	1,9	0,9
R10	Bauch- und Beckenschmerzen	1,9	0,9
R51	Kopfschmerz	1,8	0,7
J00	Akute Rhinopharyngitis [Erkältungsschnupfen]	1,7	0,7
F43	Reaktionen auf schwere Belastungen und Anpassungsstörungen	1,6	3,3
M25	Sonstige Gelenkkrankheiten, anderenorts nicht klassifiziert	1,3	1,6
I10	Essentielle (primäre) Hypertonie	1,2	1,1
J20	Akute Bronchitis	1,2	0,8
M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes, anderenorts nicht klassifiziert	1,1	1,0

Tab. 24.8 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
U07	Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern U07.-	1,1	0,7
R11	Übelkeit und Erbrechen	1,1	0,4
R53	Unwohlsein und Ermüdung	1,0	1,0
K52	Sonstige nichtinfektiöse Gastroenteritis und Kolitis	1,0	0,4
G43	Migräne	1,0	0,3
F32	Depressive Episode	0,9	3,4
J40	Bronchitis, nicht als akut oder chronisch bezeichnet	0,9	0,6
J98	Sonstige Krankheiten der Atemwege	0,9	0,5
B99	Sonstige und nicht näher bezeichnete Infektionskrankheiten	0,9	0,4
J03	Akute Tonsillitis	0,9	0,4
K29	Gastritis und Duodenitis	0,9	0,4
Z98	Sonstige Zustände nach chirurgischem Eingriff	0,8	2,3
K08	Sonstige Krankheiten der Zähne und des Zahnhalteapparates	0,8	0,2
T14	Verletzung an einer nicht näher bezeichneten Körperregion	0,7	0,8
R52	Schmerz, anderenorts nicht klassifiziert	0,7	0,6
R05	Husten	0,7	0,4
R07	Hals- und Brustschmerzen	0,7	0,4
J02	Akute Pharyngitis	0,7	0,3
M51	Sonstige Bandscheibenschäden	0,6	1,6
F48	Andere neurotische Störungen	0,6	1,3
M99	Biomechanische Funktionsstörungen, anderenorts nicht klassifiziert	0,6	0,6
R42	Schwindel und Taumel	0,6	0,5
J01	Akute Sinusitis	0,6	0,3
J32	Chronische Sinusitis	0,6	0,3
M75	Schulterläsionen	0,5	1,5
F45	Somatoforme Störungen	0,5	1,1
G47	Schlafstörungen	0,5	0,7
M77	Sonstige Enthesopathien	0,5	0,7
	Summe hier	**60,7**	**47,7**
	Restliche	39,3	52,3
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

diese Diagnosen 60,7 % aller AU-Fälle und 47,7 % aller AU-Tage zurückzuführen.

Die häufigste Einzeldiagnose, die im Jahr 2024 zu Arbeitsunfähigkeit führte, war die akute Infektion der oberen Atemwege mit 15,6 % der AU-Fälle und 7,5 % der AU-Tage. Die zweithäufigste Diagnose, die zu Krankmeldungen führte, sind Rückenschmerzen mit 5,6 % der AU-Fälle und 5,6 % der AU-Tage.

24.15 Krankheitsarten nach Branchen und Berufen

Bei der Verteilung der Krankheitsarten bestehen erhebliche Unterschiede zwischen den Branchen, die im Folgenden für die wichtigsten Krankheitsgruppen aufgezeigt werden.

Muskel- und Skelett-Erkrankungen

Die Muskel- und Skelett-Erkrankungen verursachen in fast allen Branchen die meisten Fehltage (Abb. 24.32). Ihr Anteil an den Arbeitsunfähigkeitstagen bewegte sich im Jahr 2024 in den einzelnen Branchen zwischen 11 % bei Banken und Versicherungen und 25 % im Baugewerbe. In Wirtschaftszweigen mit überdurchschnittlich hohen Krankenständen sind häufig die muskuloskelettalen Erkrankungen besonders ausgeprägt und tragen wesentlich zu den erhöhten Fehlzeiten bei.

Abb. 24.33 zeigt die Anzahl und durchschnittliche Dauer der Krankmeldungen aufgrund von Muskel- und Skelett-Erkrankungen in den einzelnen Branchen. Die meisten Arbeitsunfähigkeitsfälle waren im Bereich Verkehr und Transport zu verzeichnen, fast dreimal so viele wie bei den Banken und Versicherungen.

Die muskuloskelettalen Erkrankungen sind häufig mit langen Ausfallzeiten verbunden. Die mittlere Dauer der Krankmeldungen schwankte im Jahr 2024 in den einzelnen

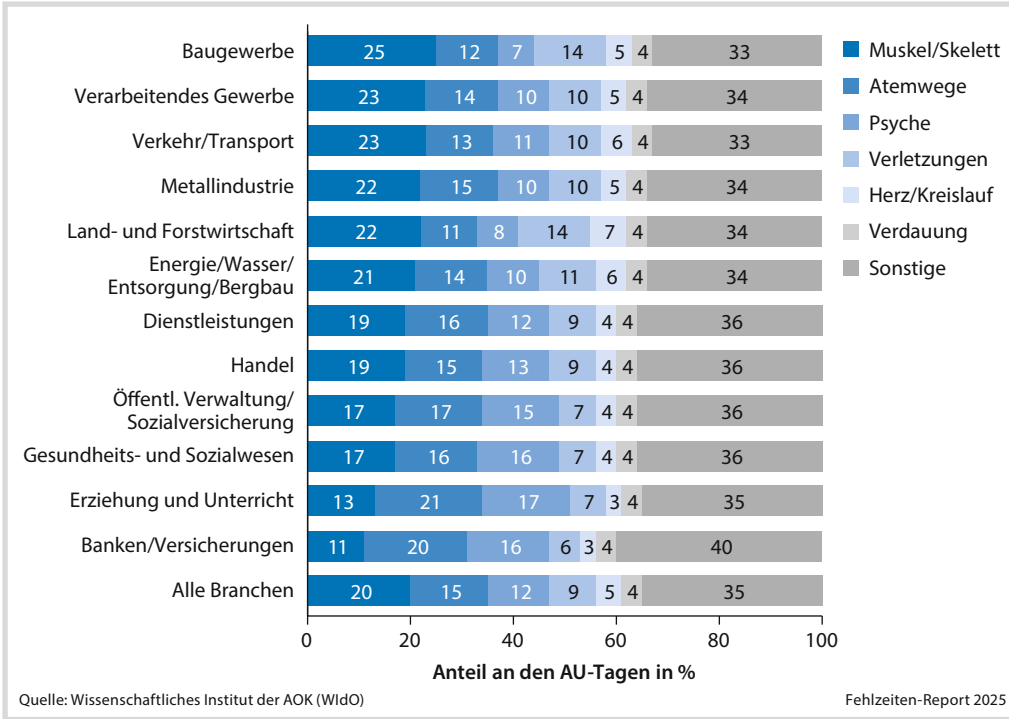


Abb. 24.32 Arbeitsunfähigkeitstage der AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten und Branchen im Jahr 2024

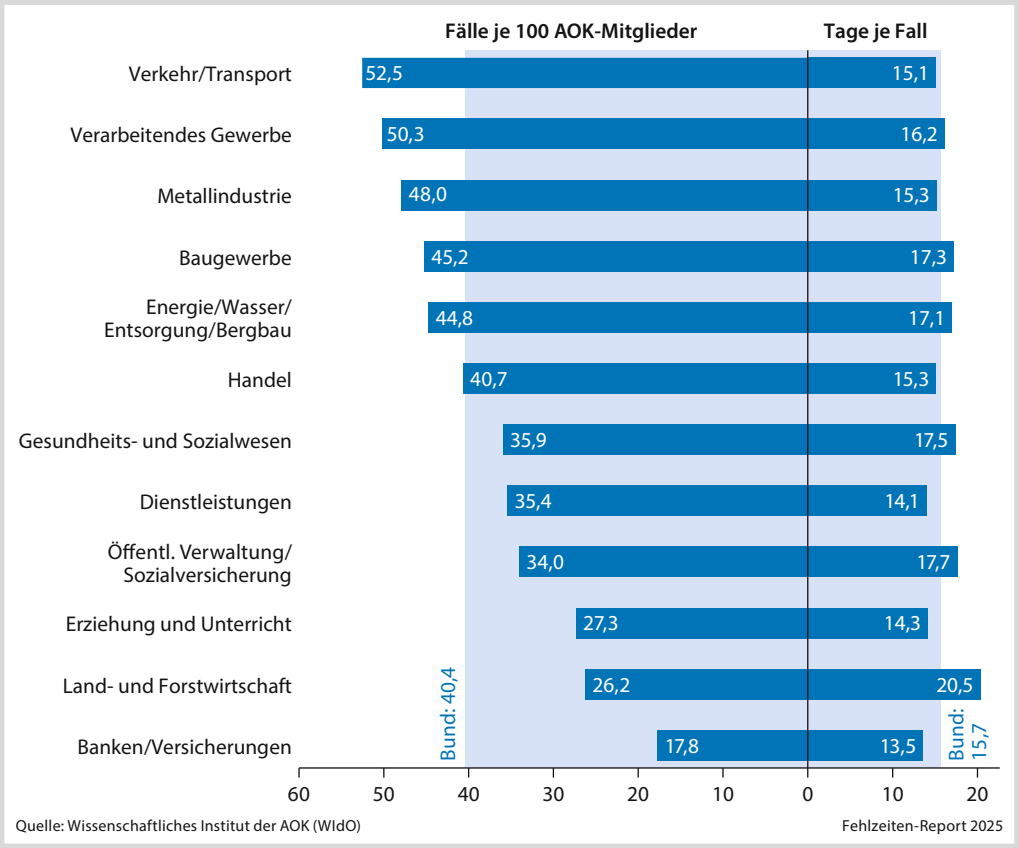


Abb. 24.33 Krankheiten des Muskel- und Skelettsystems und des Bindegewebes nach Branchen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Branchen zwischen 13,5 Tagen bei Banken und Versicherungen und 20,5 Tagen in der Land- und Forstwirtschaft. Im Branchendurchschnitt lag sie bei 15,7 Tagen.

Abb. 24.34 zeigt die zehn Berufsgruppen mit hohen und niedrigen Fehlzeiten aufgrund von Muskel- und Skelett-Erkrankungen. Die meisten Arbeitsunfähigkeitsfälle sind bei den Berufen in der Ver- und Entsorgung zu verzeichnen, während Berufe in der Hochschullehre und -forschung vergleichsweise geringe Fallzahlen aufgrund von Muskel- und Skelett-Erkrankungen aufweisen.

Atemwegserkrankungen

Die meisten Erkrankungsfälle aufgrund von Atemwegserkrankungen waren im Jahr 2024 im Bereich Erziehung und Unterricht zu verzeichnen (Abb. 24.35). Überdurchschnittlich viele Fälle fielen unter anderem auch im Gesundheits- und Sozialwesen, im Bereich Öffentliche Verwaltung/Sozialversicherung sowie in der Metallindustrie und im Handel an.

Die durchschnittliche Erkrankungsdauer bei dieser Krankheitsart ist in der Regel relativ gering. Im Branchendurchschnitt liegt sie bei 5,9 Tagen. In den einzelnen Branchen bewegte

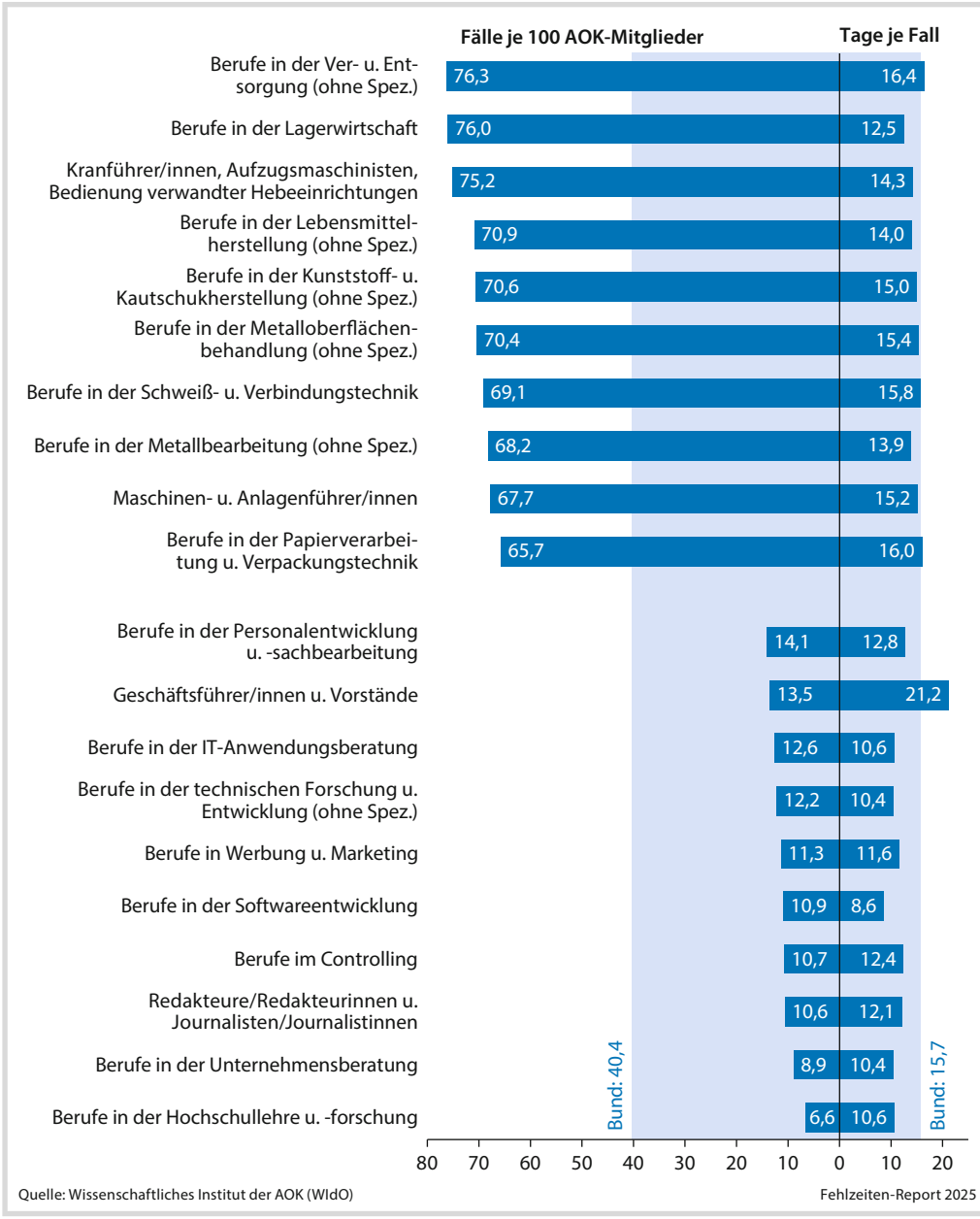


Abb. 24.34 Muskel- und Skelett-Erkrankungen nach Berufen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

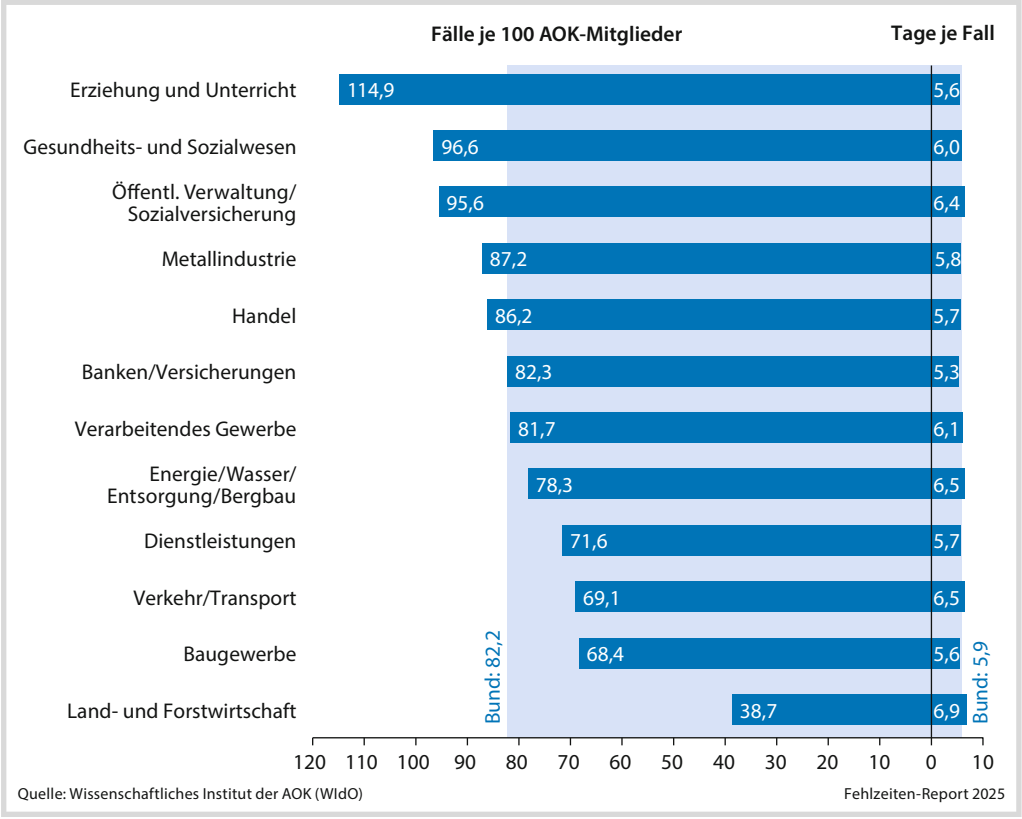


Abb. 24.35 Krankheiten des Atmungssystems nach Branchen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

sie sich im Jahr 2024 zwischen 5,3 Tagen bei Banken und Versicherungen und 6,9 Tagen in der Land- und Forstwirtschaft.

Der Anteil der Atemwegserkrankungen an den Arbeitsunfähigkeitstagen (Abb. 24.32) ist bei den Banken und Versicherungen und in der Erziehung und im Unterricht mit 20 % bzw. 21 % am höchsten, in der Land- und Forstwirtschaft im Baugewerbe und im Verkehr und Transport (11 %, 12 % und 13 %) am geringsten.

In Abb. 24.36 sind die hohen und niedrigen Fehlzeiten aufgrund von Atemwegserkrankungen von zehn Berufsgruppen dargestellt. Deutlicher Spitzenreiter sind die Berufe im Dialogmarketing und in der Kinderbetreuung und -erziehung mit 150,8 bzw. 145,2 Arbeitsunfähigkeitsfällen je 100 AOK-Mitglieder und einer vergleichsweise geringen Falldauer von 5,9 bzw. 5,7 Tagen je Fall, während beispielsweise Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW) im Vergleich zwar deutlich seltener an Atemwegserkrankungen leiden (44 Fälle je 100 AOK-Mitglieder), jedoch eine überdurchschnittliche Falldauer von 7,7 Tagen aufweisen.

Verletzungen

Der Anteil der Verletzungen an den Arbeitsunfähigkeitstagen variiert sehr stark zwischen

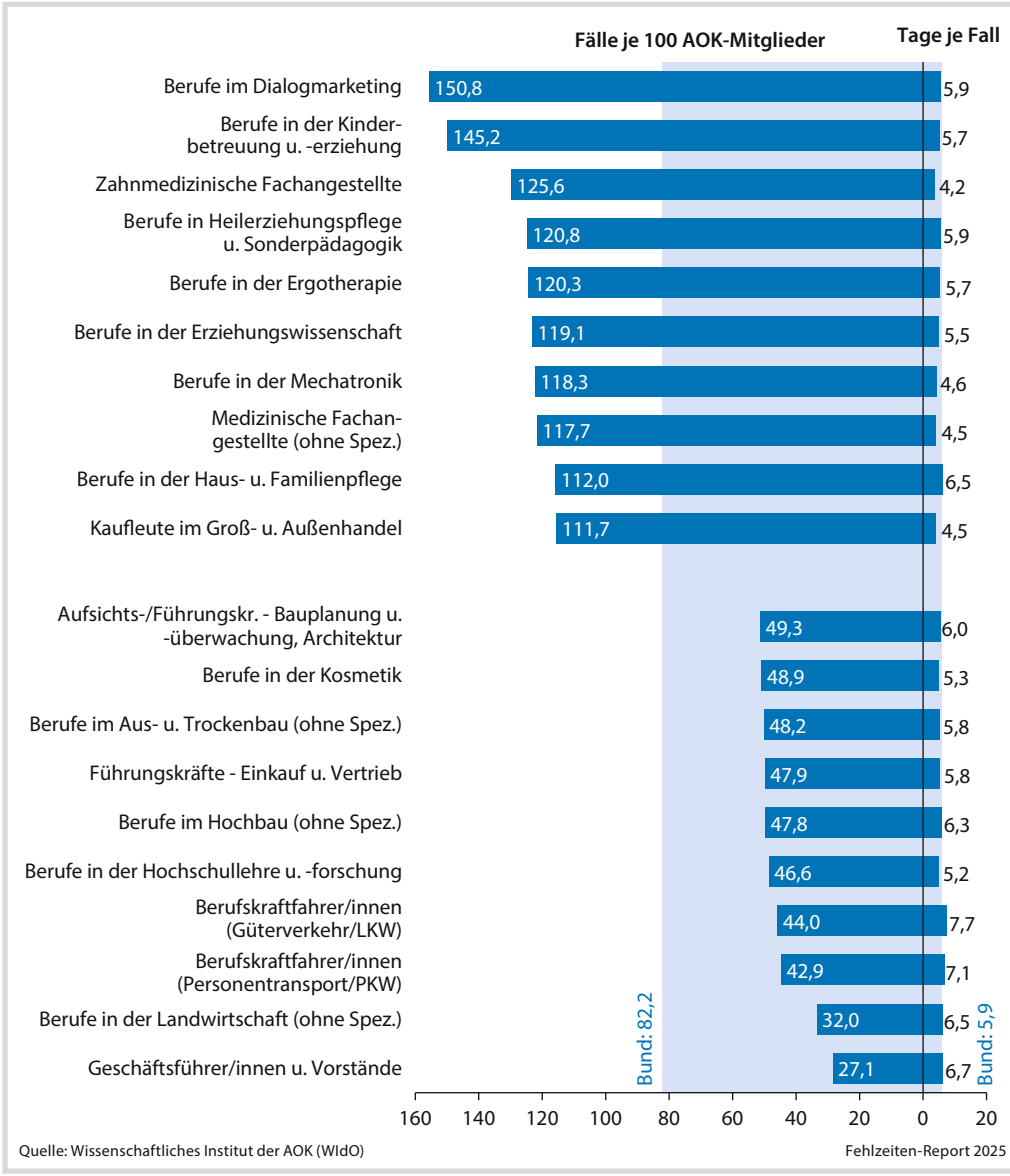


Abb. 24.36 Krankheiten des Atmungssystems nach Berufen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

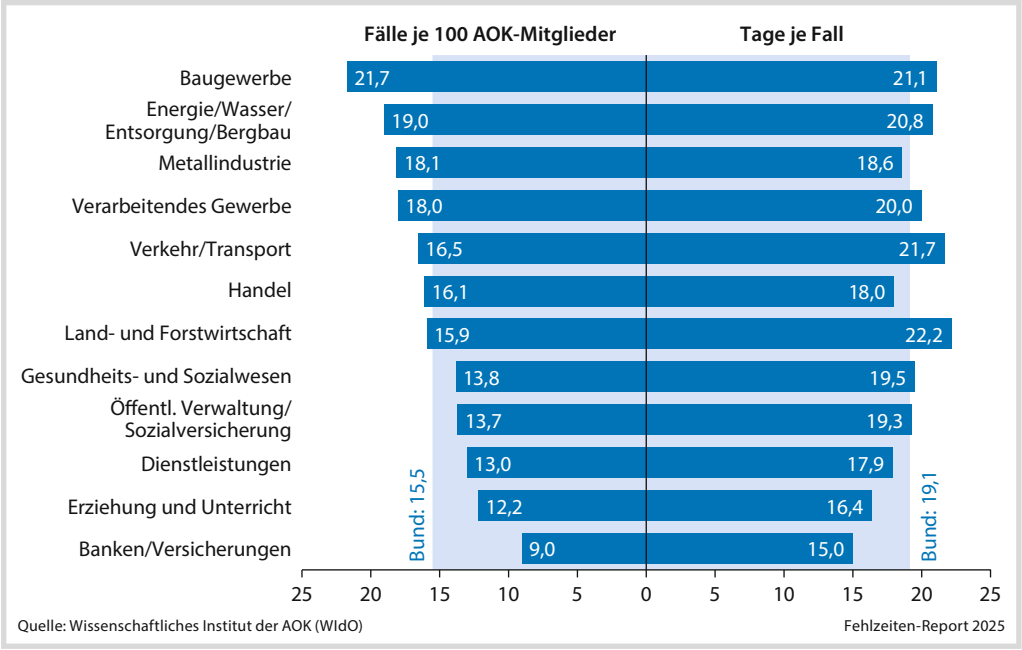


Abb. 24.37 Verletzungen, Vergiftungen und bestimmte andere Folgen äußerer Ursachen nach Branchen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

den einzelnen Branchen (Abb. 24.32). Am höchsten ist er in Branchen mit vielen Arbeitsunfällen. Im Jahr 2024 bewegte er sich zwischen 6 % bei den Banken und Versicherungen und 14 % in der Land- und Forstwirtschaft sowie im Baugewerbe. Hier war die Zahl der Fälle damit mehr als doppelt so hoch wie bei Banken und Versicherungen (Abb. 24.37). Die Dauer der verletzungsbedingten Krankmeldungen schwankte in den einzelnen Branchen zwischen 15,0 Tagen bei Banken und Versicherungen und 22,2 Tagen im Bereich der Land- und Forstwirtschaft.

Die Unterschiede zeigen sich auch bei den Berufsgruppen (Abb. 24.38). An der Spitze der Arbeitsunfähigkeitsfälle aufgrund von Verletzungen stehen Berufe in der Dachdeckerei gefolgt von Berufen in der Zimmerei mit 36,0 bzw. 35,5 Fällen je 100 AOK-Mitglieder und einer relativ langen Falldauer (21,4 und 22,0 Tagen pro Fall). Berufe in der Hochschullehre und -forschung liegen dagegen mit 4,8 Fällen je 100 AOK-Mitglieder und 13,6 Tagen je Fall weit unter dem Bundesdurchschnitt. Die längste gemittelte Falldauer geht auf Berufe im Mauerhandwerk zurück (24,5 Tage je Fall).

Ein erheblicher Teil der Verletzungen ist auf Arbeitsunfälle zurückzuführen. In der Land- und Forstwirtschaft gehen 48 % der Arbeitsunfähigkeitstage auf Arbeitsunfälle durch Verletzungen zurück. Im Baugewerbe, im Bereich Verkehr und Transport und in Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau gehen bei den Verletzungen immerhin mehr als ein Drittel der Fehltage auf Arbeitsunfälle zurück (Abb. 24.39). Am niedrigsten ist der Anteil der Arbeitsunfälle bei den Banken und Versicherungen. Dort beträgt er lediglich 15 %.

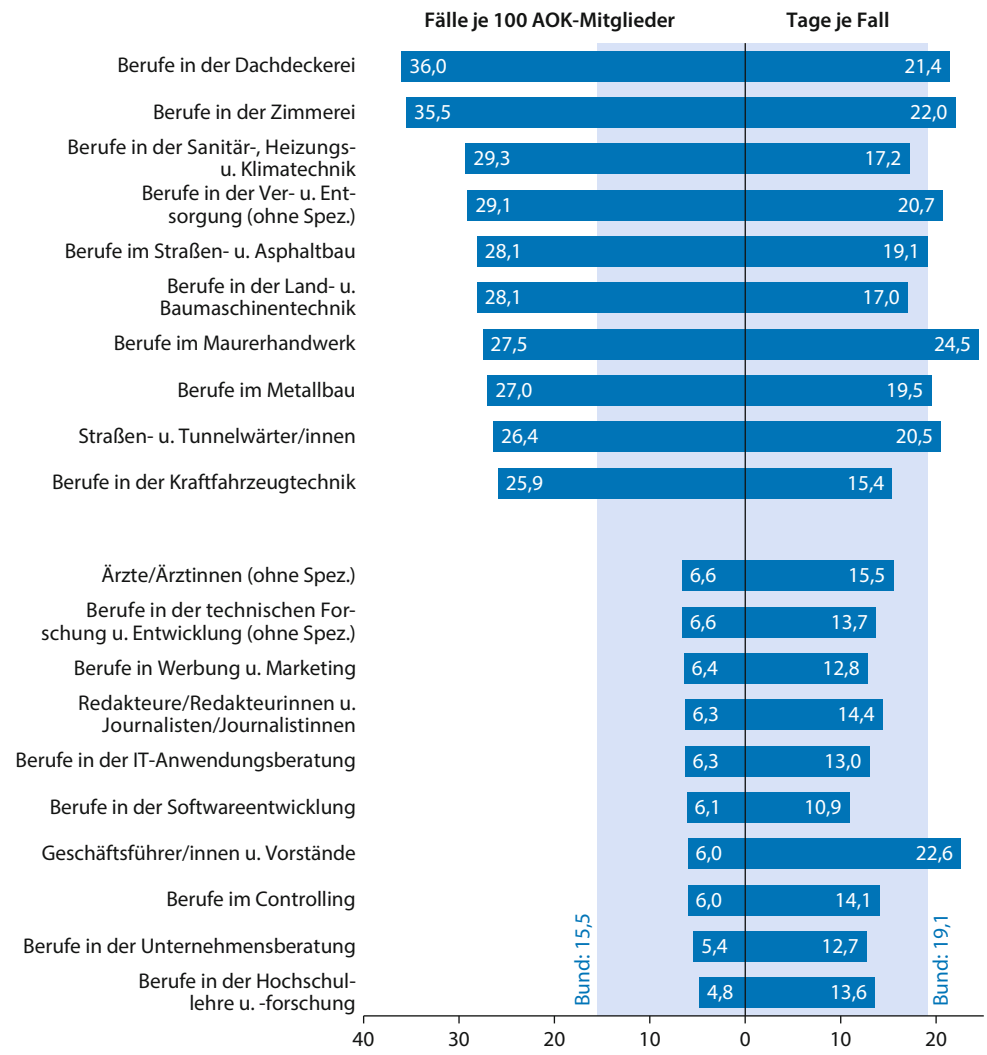


Abb. 24.38 Verletzungen, Vergiftungen und bestimmte andere Folgen äußerer Ursachen nach Berufen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Erkrankungen der Verdauungsorgane

Auf Erkrankungen der Verdauungsorgane gingen im Jahr 2024 insgesamt 4 % der Arbeitsunfähigkeitstage zurück (Abb. 24.32). Die Unterschiede zwischen den Wirtschaftszweigen hinsichtlich der Zahl der Arbeitsunfähigkeitsfälle sind relativ gering. Die Branchen Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau sowie das Verarbeitende Gewerbe (jeweils 20,8 Fälle je 100 AOK-Mitglieder) und die Metallindustrie (20,7 Fälle) verzeichneten eine vergleichsweise hohe Anzahl an Arbeitsunfähigkeitsfällen. Am niedrigsten war die Zahl der Arbeitsunfähigkeitsfälle im Bereich Land-

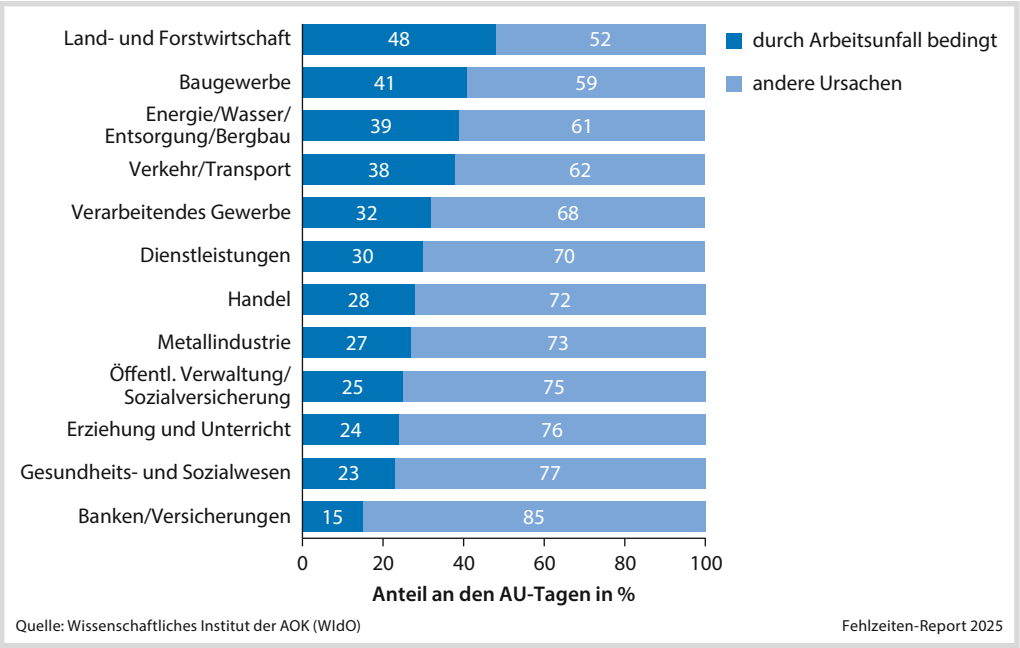


Abb. 24.39 Anteil der Arbeitsunfälle an den Verletzungen nach Branchen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

und Forstwirtschaft mit 12,9 Fällen je 100 AOK-Mitglieder. Die Dauer der Fälle betrug im Branchendurchschnitt 6,6 Tage. In den einzelnen Branchen bewegte sie sich zwischen 5,7 im Bereich Erziehung und Unterricht und 8,1 Tagen in der Land- und Forstwirtschaft (Abb. 24.40).

Die Berufe mit den meisten Arbeitsunfähigkeitsfällen aufgrund von Erkrankungen des Verdauungssystems waren im Jahr 2024 Berufe im Dialogmarketing (36,1 Fälle je 100 AOK-Mitglieder), die Gruppe mit den wenigsten Fällen waren Berufe im Bereich der Hochschullehre und -forschung (7,1 Fälle je 100 AOK-Mitglieder; Abb. 24.41).

Herz- und Kreislauf-Erkrankungen

Der Anteil der Herz- und Kreislauf-Erkrankungen an den Arbeitsunfähigkeitstagen lag im Jahr 2024 in den einzelnen Branchen zwischen 3 und 7 % (Abb. 24.32). Die meisten Erkrankungsfälle waren im Bereich Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau, im Verarbeitenden Gewerbe und im Bereich Verkehr und Transport zu verzeichnen (9,9 bzw. 9,3 bzw. 9,2 Fälle je 100 AOK-Mitglieder). Die niedrigsten Werte waren bei den Beschäftigten im Bereich Banken und Versicherungen zu finden (5,2 Fälle je 100 AOK-Mitglieder). Herz- und Kreislauf-Erkrankungen bringen oft lange Ausfallzeiten mit sich. Die

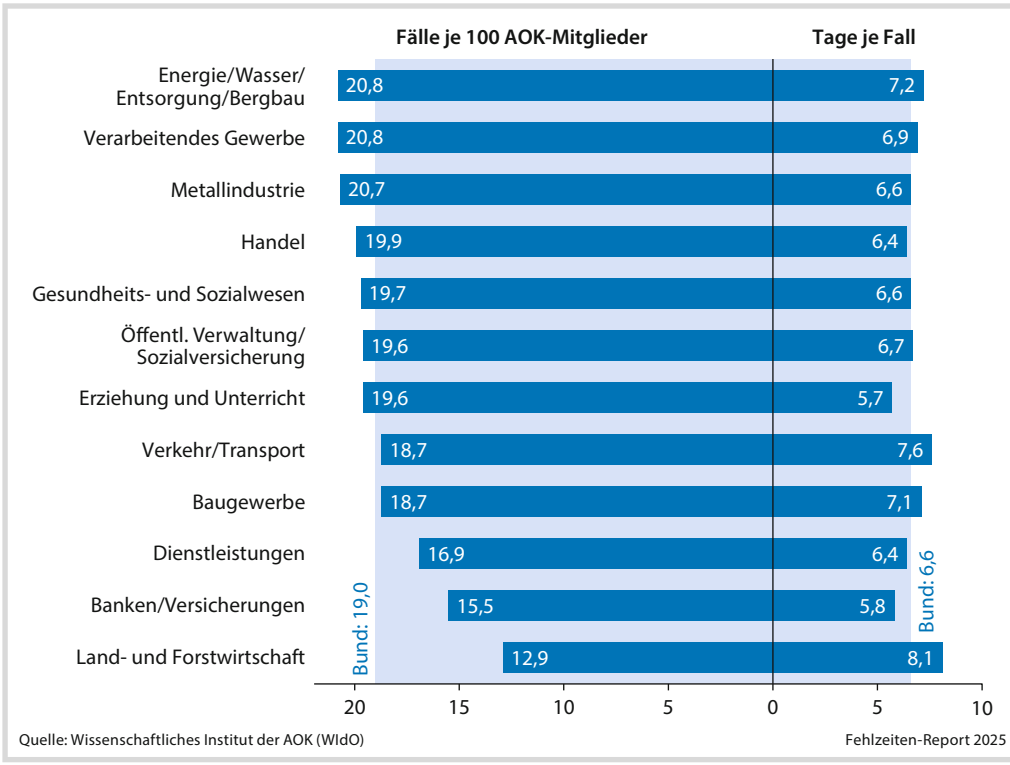


Abb. 24.40 Krankheiten des Verdauungssystems nach Branchen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Dauer eines Erkrankungsfalls bewegte sich in den einzelnen Wirtschaftsbereichen zwischen 13,4 Tagen bei den Banken und Versicherungen sowie bei Erziehung und Unterricht und 24,2 Tagen in der Land- und Forstwirtschaft (Abb. 24.42).

Abb. 24.43 stellt die hohen und niedrigen Fehlzeiten aufgrund von Erkrankungen des Herz-Kreislauf-Systems nach Berufen im Jahr 2024 dar. Die Berufsgruppe mit den meisten Arbeitsunfähigkeitsfällen sind Bus- und Straßenbahnfahrer/innen (13,0 Fälle je 100 AOK-Mitglieder). Die wenigsten AU-Fälle sind in der Berufsgruppe der Hochschullehre und -forschung zu verzeichnen (1,9 Fälle je 100 AOK-Mitglieder). Mit 25,9 und 25,8 Tagen je Fall fallen Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW) und Führer/innen von Erdbewegungs- und verwandten Maschinen überdurchschnittlich lange aufgrund von Herz-Kreislauf-Erkrankungen aus.

Psychische und Verhaltensstörungen

Der Anteil der psychischen und Verhaltensstörungen an den krankheitsbedingten Fehlzeiten schwankte in den einzelnen Branchen erheblich. Die meisten Erkrankungsfälle sind im tertiären Sektor zu verzeichnen. Während

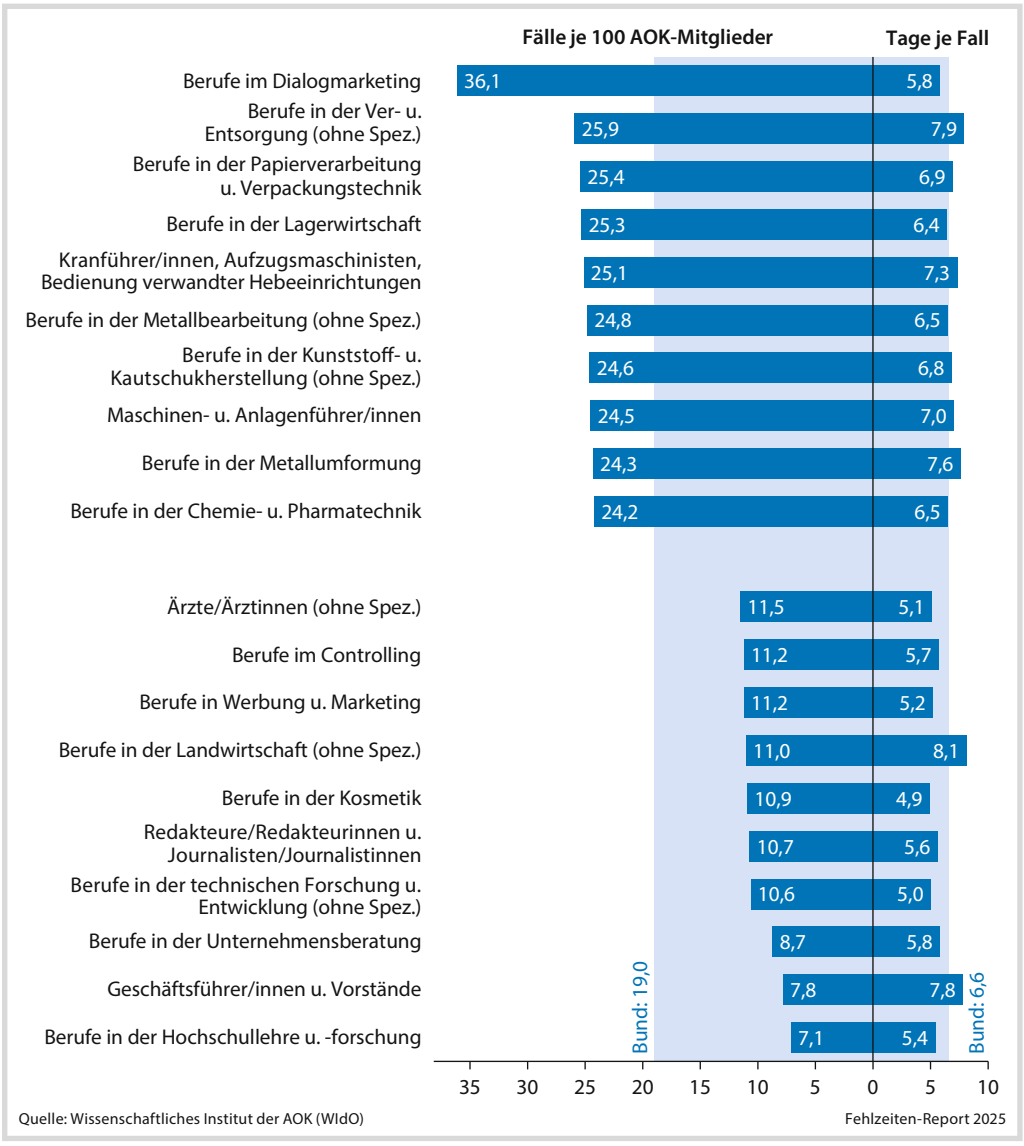


Abb. 24.41 Krankheiten des Verdauungssystems nach Berufen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

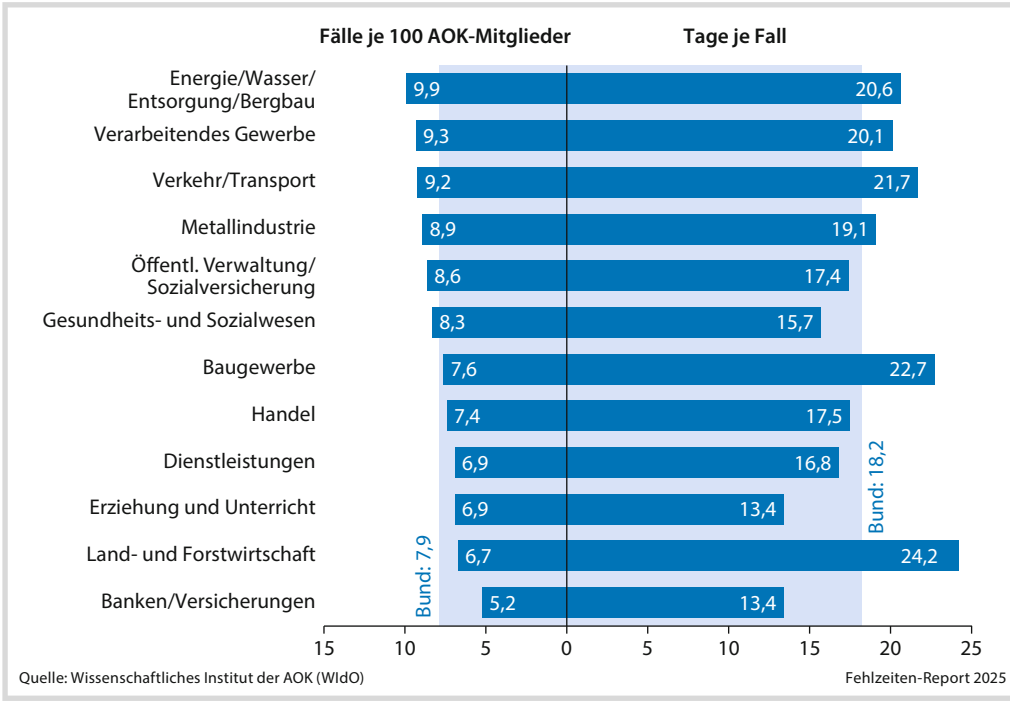


Abb. 24.42 Krankheiten des Kreislaufsystems nach Branchen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

im Baugewerbe und in der Land- und Forstwirtschaft nur 7 % bzw. 8 % der Arbeitsunfähigkeitsfälle auf psychische und Verhaltensstörungen zurückgingen, ist im Bereich Erziehung und Unterricht mit 17 % der höchste Anteil an den AU-Fällen zu verzeichnen (Abb. 24.32). Die durchschnittliche Dauer der Arbeitsunfähigkeitsfälle bewegte sich in den einzelnen Branchen zwischen 26,1 und 32,1 Tagen (Abb. 24.44).

Gerade im Dienstleistungsbereich tätige Personen wie Beschäftigte im Dialogmarketing (37,5 AU-Fälle je 100 Mitglieder) und in der Altenpflege bzw. in der Haus- und Familienpflege (24,9 bzw. 25,2 AU-Fälle je 100 AOK-Mitglieder) sind verstärkt von psychischen Erkrankungen betroffen. Psychische Erkrankungen sind dabei in der Regel mit langen Ausfallzeiten verbunden: Im Schnitt fehlen Arbeitnehmende 28,5 Tage (Abb. 24.45).

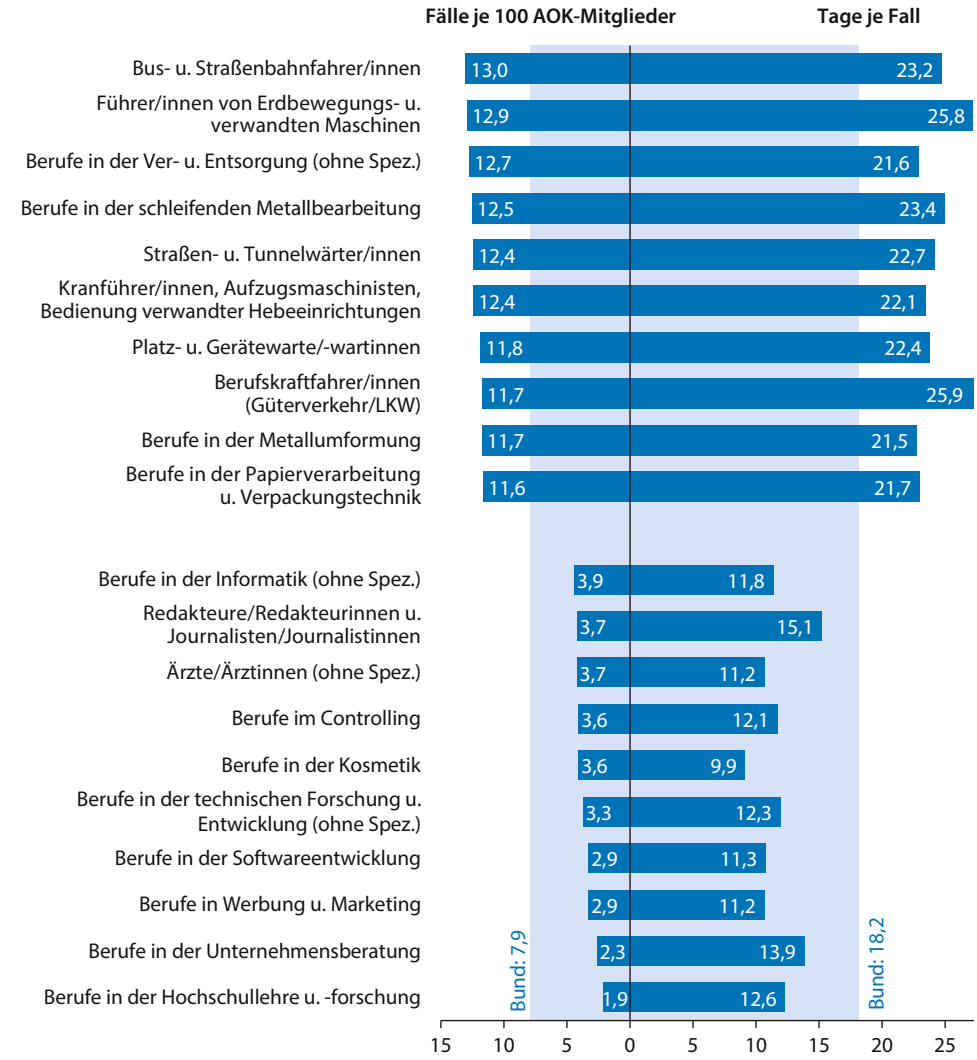


Abb. 24.43 Krankheiten des Herz-Kreislauf-Systems nach Berufen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

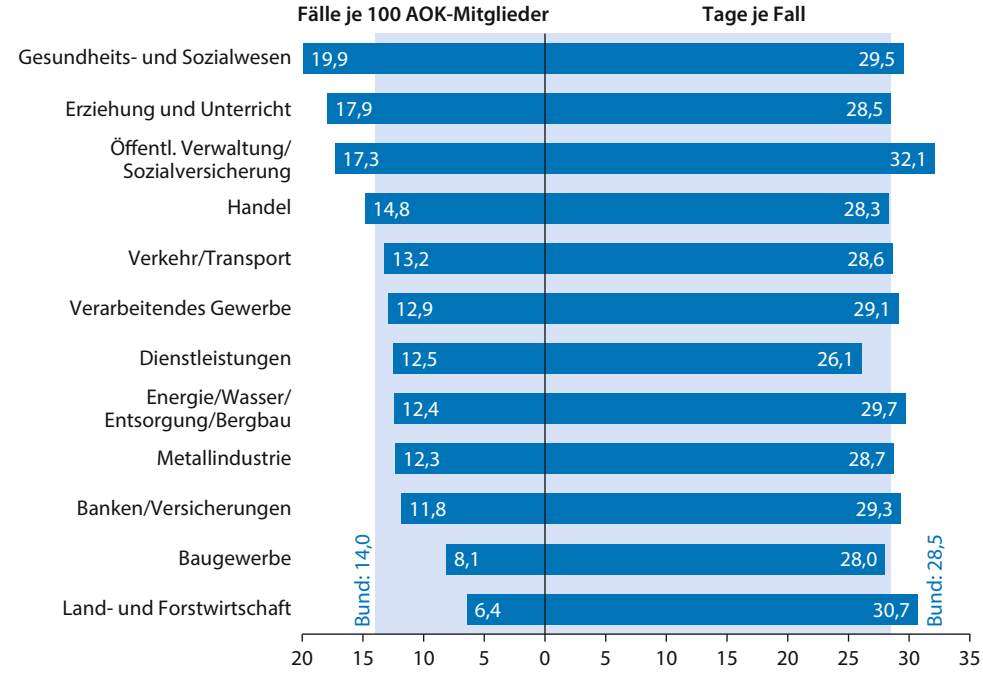


Abb. 24.44 Psychische und Verhaltensstörungen nach Branchen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

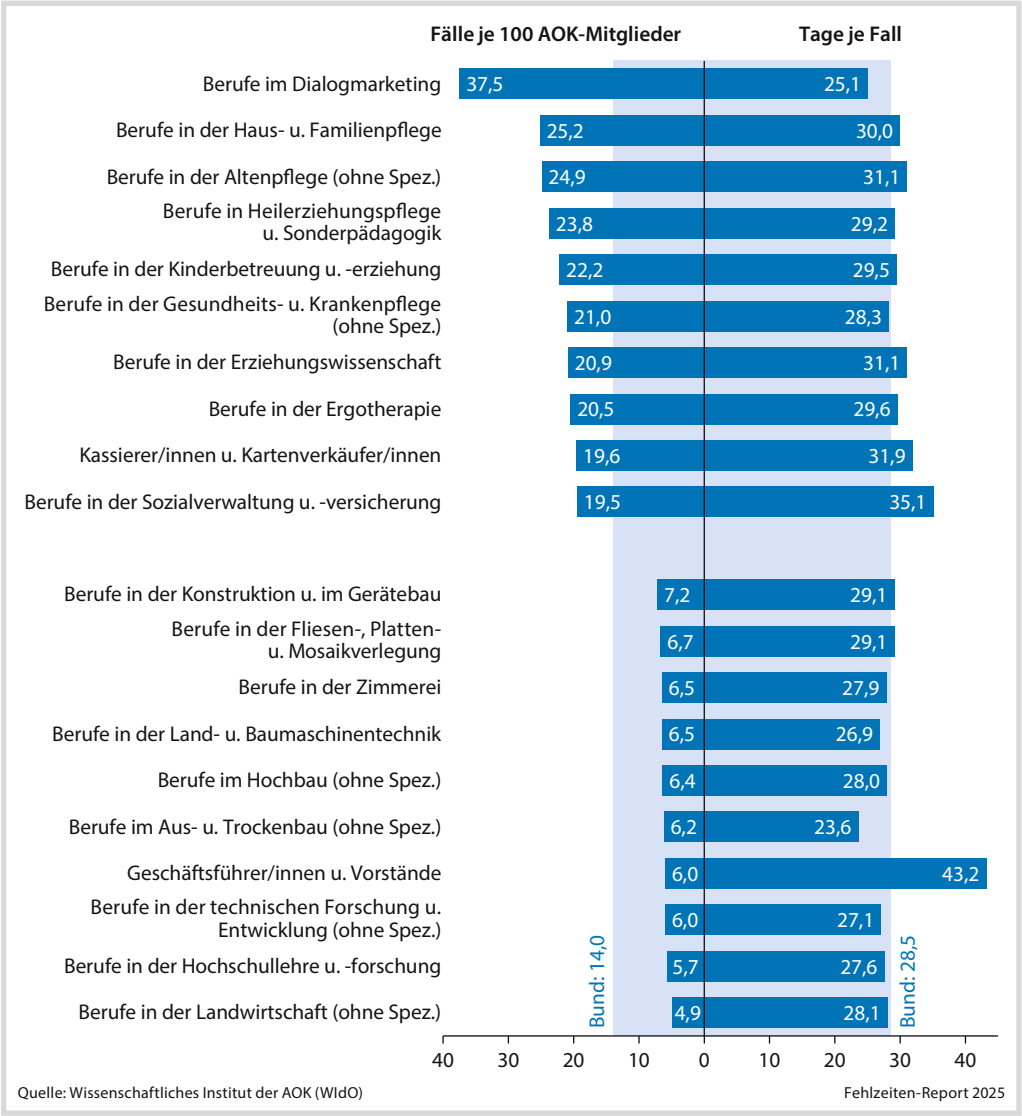
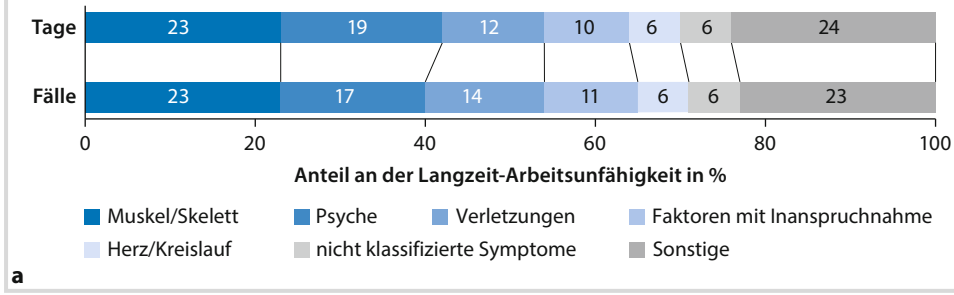


Abb. 24.45 Psychische und Verhaltensstörungen nach Berufen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

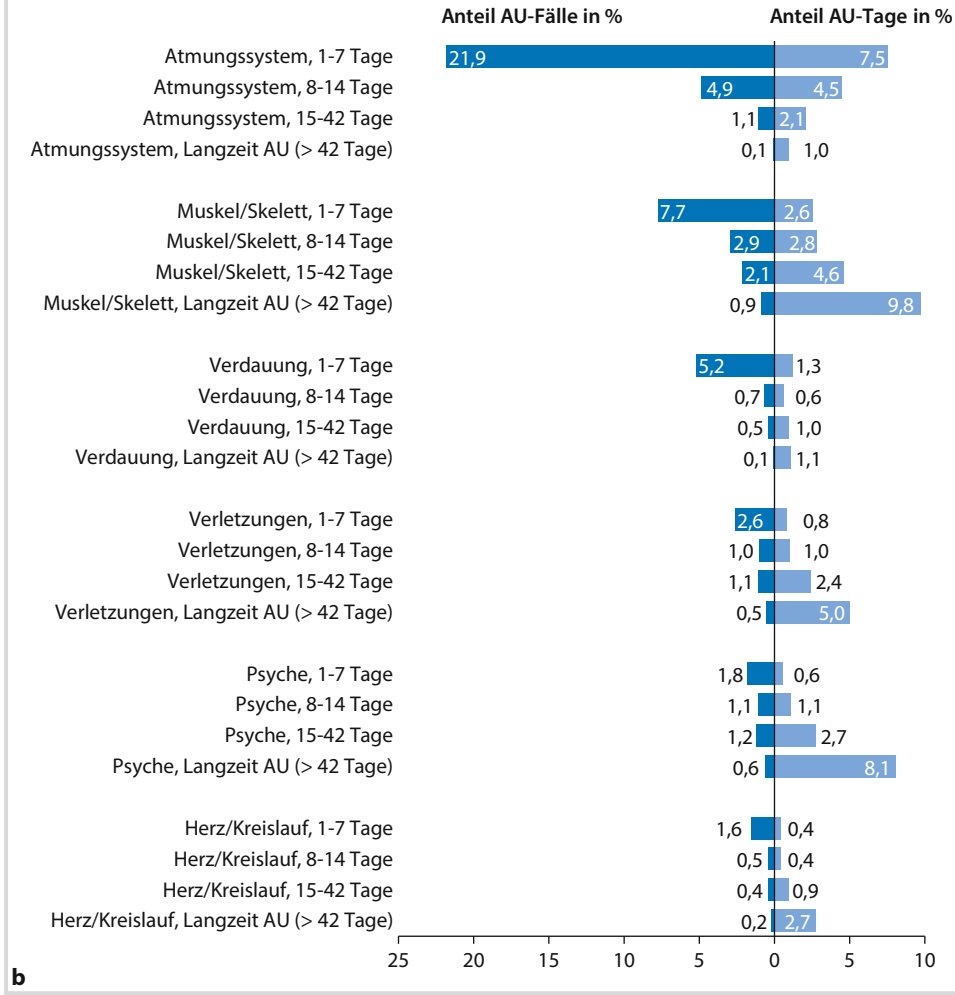
24.16 Langzeitfälle nach Krankheitsarten

Langzeit-Arbeitsunfähigkeit mit einer Dauer von mehr als sechs Wochen stellt sowohl für die Betroffenen als auch für die Unternehmen und Krankenkassen eine besondere Belastung dar. Daher kommt der Prävention derjenigen Erkrankungen, die zu langen Ausfallzeiten führen, eine spezielle Bedeutung zu (Abb. 24.46a).

Ebenso wie im Arbeitsunfähigkeitsgeschehen insgesamt spielen auch bei den Langzeitfällen die Muskel- und Skelett-Erkrankungen und die psychischen und Verhaltensstörungen eine entscheidende Rolle. Auf diese beiden Krankheitsarten gingen 2024 bereits 42 % der durch Langzeitfälle verursachten Fehlzeiten



a



b

Quelle: Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO) Fehlzeiten-Report 2025

Abb. 24.46 **a** Langzeit-Arbeitsunfähigkeit (>6 Wochen) der AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten im Jahr 2024; **b** Prozentuale Anteile der Arbeitsunfähigkeitsfälle und Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und Dauer, 2024

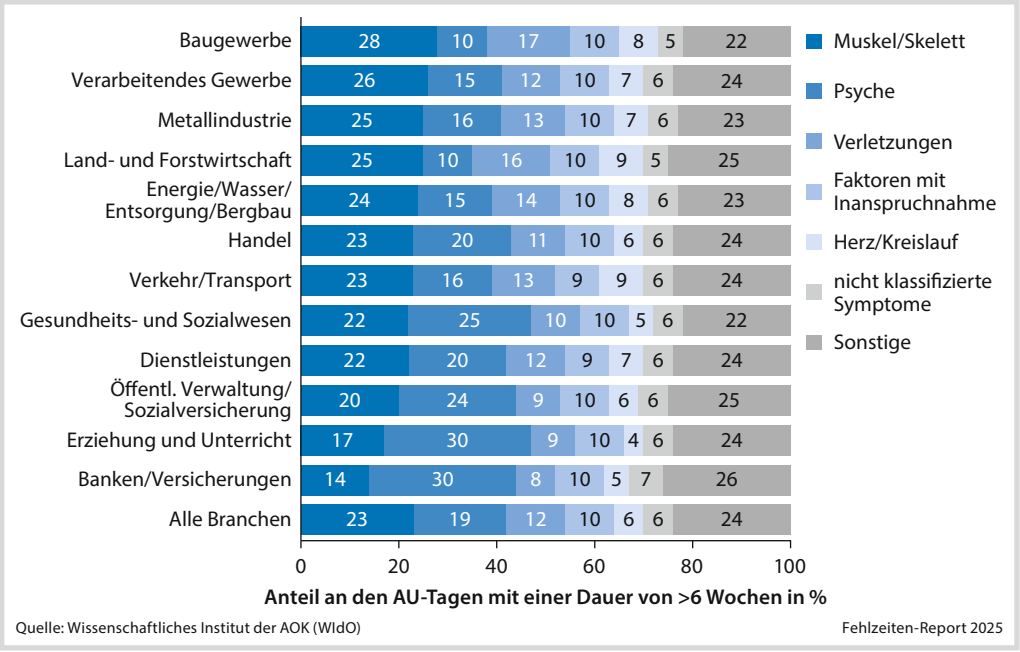


Abb. 24.47 Langzeit-Arbeitsunfähigkeit (> 6 Wochen) der AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten und Branchen im Jahr 2024

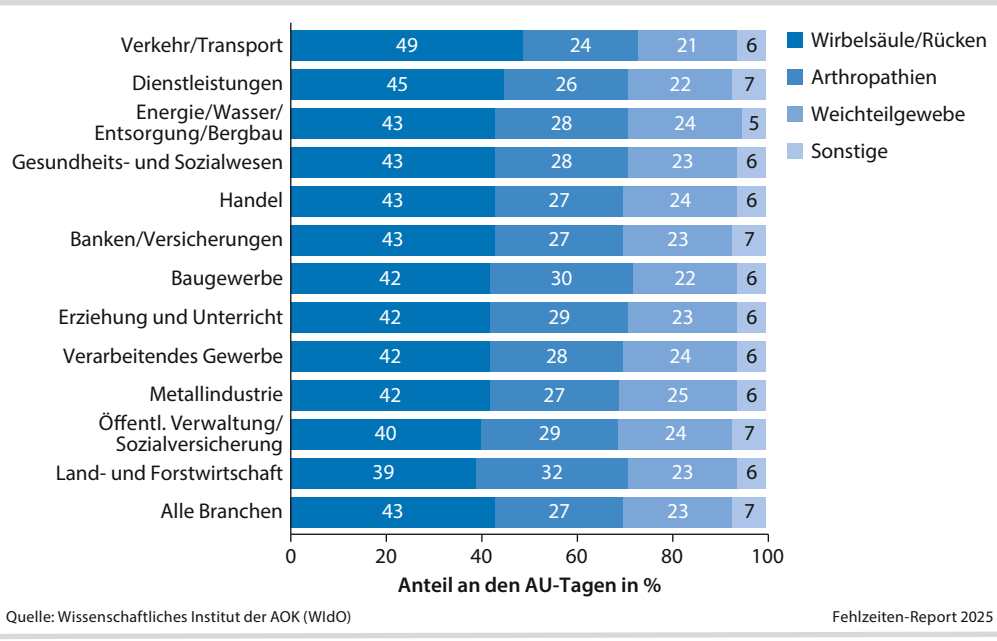
zurück. An dritter Stelle stehen Verletzungen mit einem Anteil von 12 % an den durch Langzeitfälle bedingten Fehlzeiten.

Bei den Langzeiterkrankungen von über sechs Wochen entfiel nur 1,0 % aller AU-Tage im Jahr 2024 auf Atemwegserkrankungen. Somit hatten diese zwar den höchsten Anteil an AU-Fällen, aber die kürzeste Krankheitsdauer. Bei den prozentualen Anteilen der Arbeitsunfähigkeitsfälle und Arbeitsunfähigkeitstage für die verschiedenen Diagnosegruppen lagen im Jahr 2024 Muskel-Skelett-Erkrankungen und psychische Erkrankungen vorn. Mit 9,8 % war der Anteil der Langzeit-Erkrankungen von über sechs Wochen bei den Muskel-Skelett-Erkrankungen am höchsten. Bei den langen Ausfallzeiten erreichten psychische Erkrankungen 8,1 % (Abb. 24.46b).

Auch in den einzelnen Wirtschaftsabteilungen geht die Mehrzahl der durch Langzeitfälle bedingten Arbeitsunfähigkeitstage auf die o. g. Krankheitsarten zurück (Abb. 24.47). Der Anteil der muskuloskelettalen Erkrankungen ist im Baugewerbe (28 %) am höchsten. Bei den Verletzungen werden die höchsten Werte ebenfalls im Baugewerbe (17 %) sowie in der Land- und Forstwirtschaft erreicht (16 %). Die psychischen und Verhaltensstörungen verursachen – bezogen auf die Langzeiterkrankungen – die meisten Ausfalltage bei Banken und Versicherungen sowie im Bereich Erziehung und Unterricht (jeweils 30 %). Der Anteil der Herz- und Kreislauf-Erkrankungen ist in den Bereichen Verkehr und Transport sowie Land- und Forstwirtschaft (jeweils 9 %) am ausgeprägtesten.

24.17 Krankheitsarten nach Diagnoseuntergruppen

In ▶ Abschn. 24.15 wurde die Bedeutung der branchenspezifischen Tätigkeitsschwerpunkte und -belastungen für die Krankheitsarten aufgezeigt. Doch auch innerhalb der Krankheitsarten zeigen sich Differenzen aufgrund der unterschiedlichen arbeitsbedingten Belastungen. In ◘ Abb. 24.48 bis 24.53 wird die Verteilung der wichtigsten Krankheitsarten nach Diagnoseuntergruppen (nach ICD-10) und Branchen dargestellt.



◘ **Abb. 24.48** Krankheiten des Muskel- und Skelettsystems und Bindegewebserkrankungen nach Diagnoseuntergruppen und Branchen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

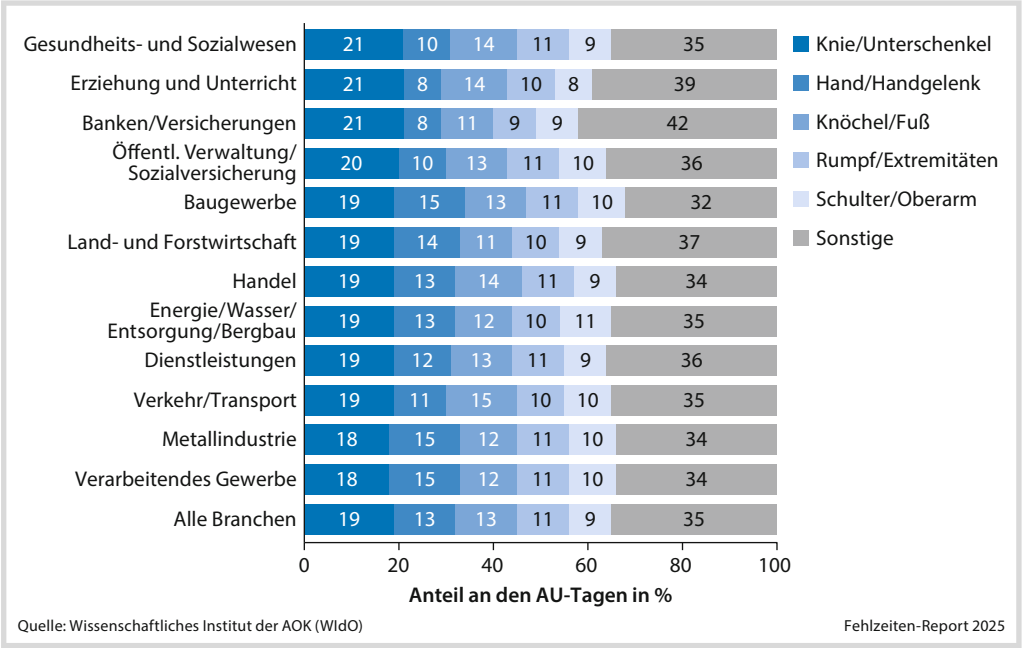


Abb. 24.49 Verletzungen, nach Diagnoseuntergruppen und Branchen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

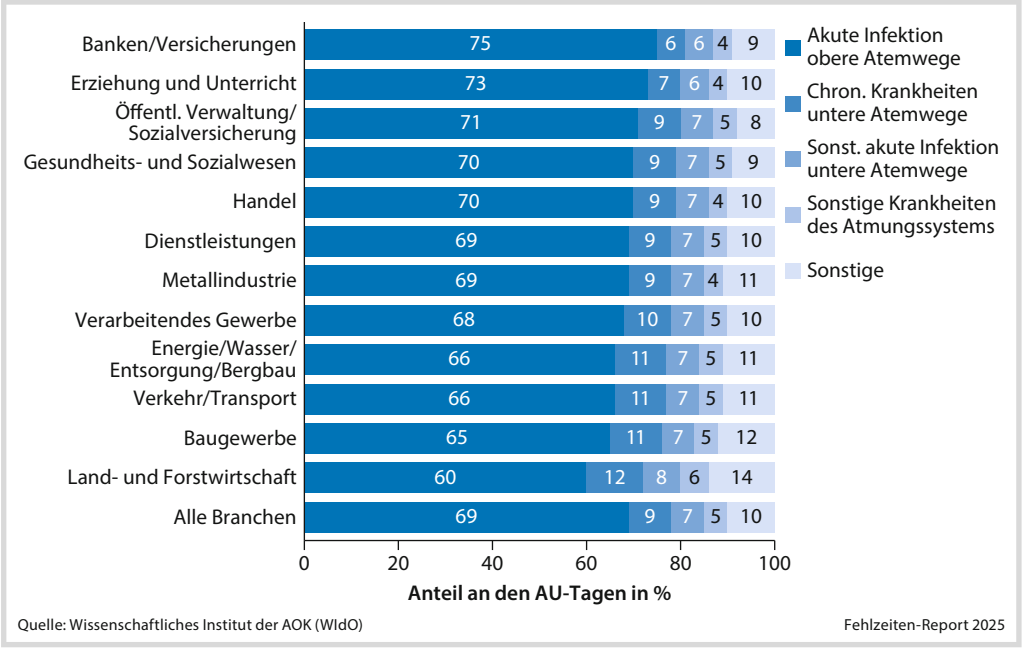


Abb. 24.50 Krankheiten des Atmungssystems nach Diagnoseuntergruppen und Branchen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

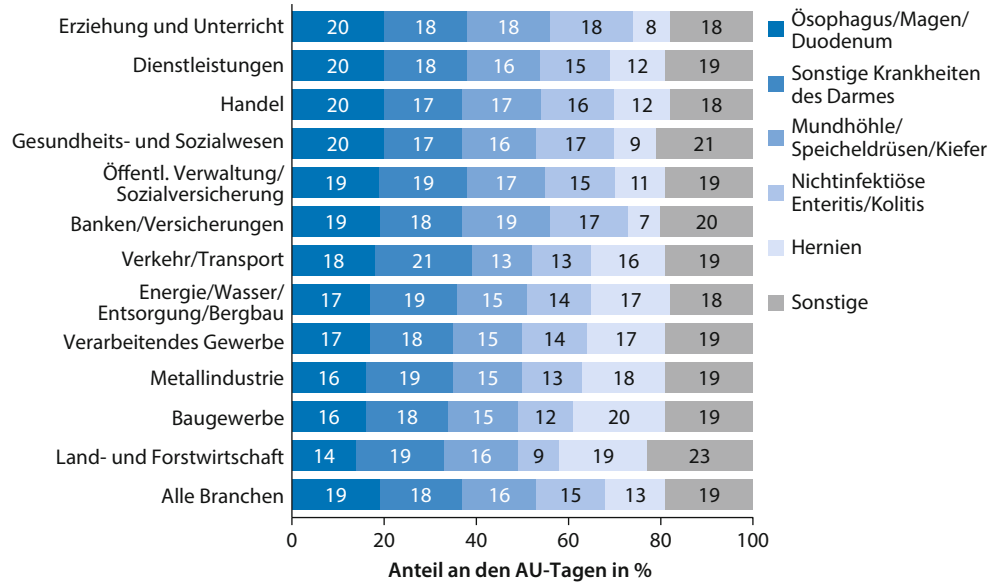


Abb. 24.51 Krankheiten des Verdauungssystems nach Diagnoseuntergruppen und Branchen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

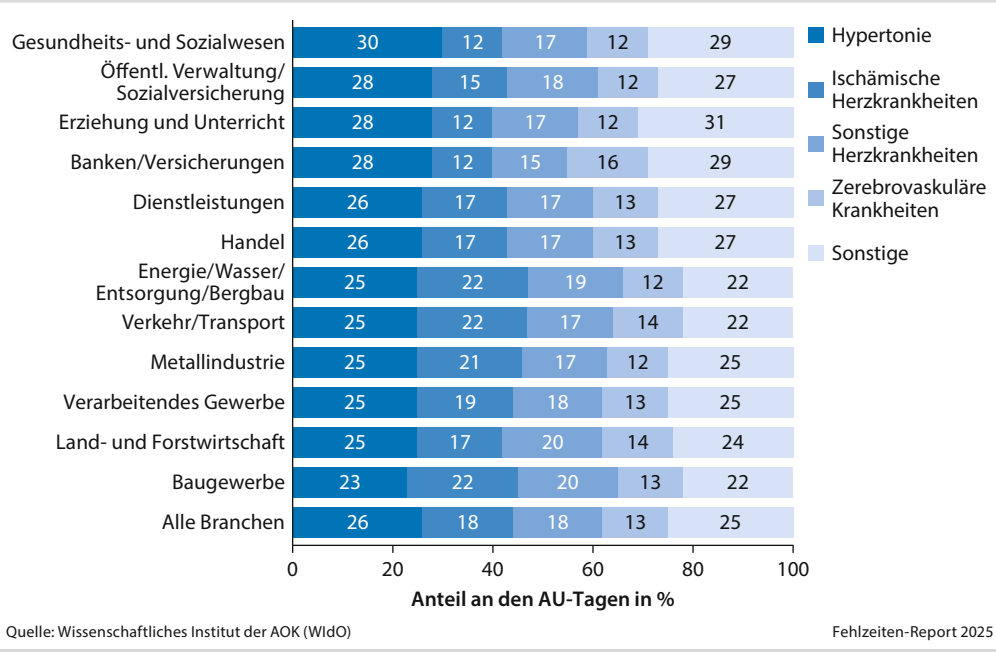


Abb. 24.52 Krankheiten des Herz-Kreislaufsystems nach Diagnoseuntergruppen und Branchen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

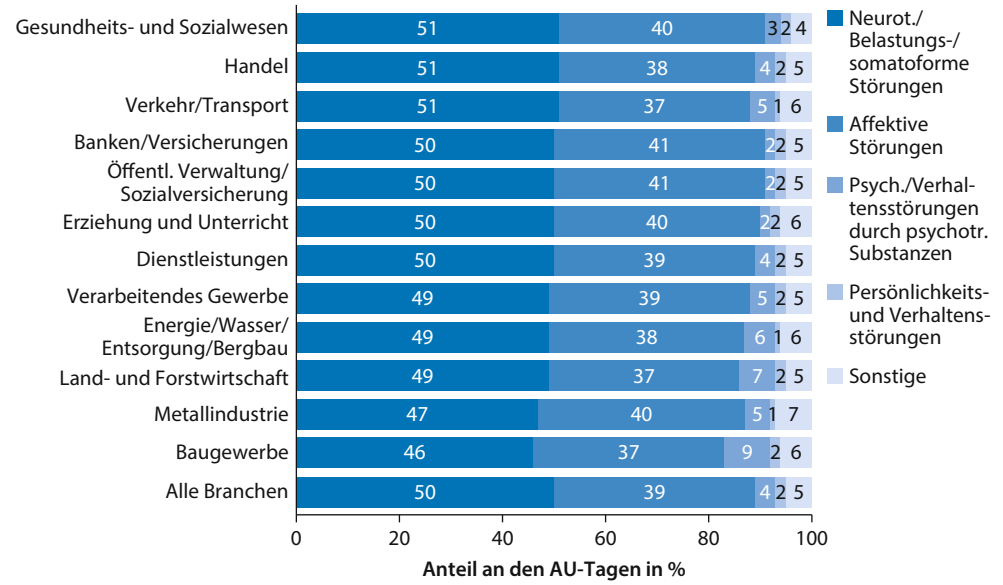


Abb. 24.53 Psychische und Verhaltensstörungen nach Diagnoseuntergruppen und Branchen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

24.18 Burnout-bedingte Fehlzeiten

Im Zusammenhang mit psychischen Erkrankungen ist in der öffentlichen Wahrnehmung und Diskussion in den letzten Jahren zunehmend die Diagnose Burnout in den Vordergrund getreten und auch weiterhin von Bedeutung.

Unter Burnout wird ein Zustand physischer und psychischer Erschöpfung verstanden, der in der ICD-10-Klassifikation unter der Diagnosegruppe Z73 „Probleme mit Bezug auf Schwierigkeiten bei der Lebensbewältigung“ in der Hauptdiagnosegruppe Z00–Z99 „Faktoren, die den Gesundheitszustand beeinflussen und zur Inanspruchnahme des Gesundheitswesens führen“ eingeordnet ist. Burnout ist daher von den Ärzten nicht als eigenständige Arbeitsunfähigkeit auslösende psychische Erkrankung in der ICD-Gruppe der psychischen und Verhaltensstörungen zu kodieren. Es ist jedoch möglich, diese Diagnose als Zusatzinformation anzugeben. Seit dem 1. Januar 2023 können die Mitgliedsstaaten der WHO ihre Mortalitätsdaten anhand der neuen ICD-11-Klassifikation an die WHO berichten. In dieser neuen Klassifikation wird Burnout eindeutiger definiert als Syndrom aufgrund von „Stress am Arbeitsplatz, der nicht erfolgreich verarbeitet werden kann“. Gekennzeichnet ist Burnout hier durch drei Dimensionen: ein Gefühl von Erschöpfung, eine zunehmende geistige Distanz oder negative Haltung zum eigenen Job und ein verringertes Leistungsvermögen im Beruf. Die ICD-11-Klassifikation gibt es in Deutsch bisher nur als Entwurfsfassung. Der konkrete Zeitpunkt der Einführung der ICD-11 in Deutschland zur Mortalitätskodierung steht jedoch noch nicht fest.

Zwischen 2015 und 2024 haben sich die Arbeitsunfähigkeitstage aufgrund der Diagnosegruppe Z73 je 1.000 AOK-Mitglieder von 101,6 auf 186,0 Tage um fast das Doppelte erhöht (Abb. 24.54). Im Jahr 2024 stiegen die Arbeitsunfähigkeitstage je 1.000 AOK-Mit-

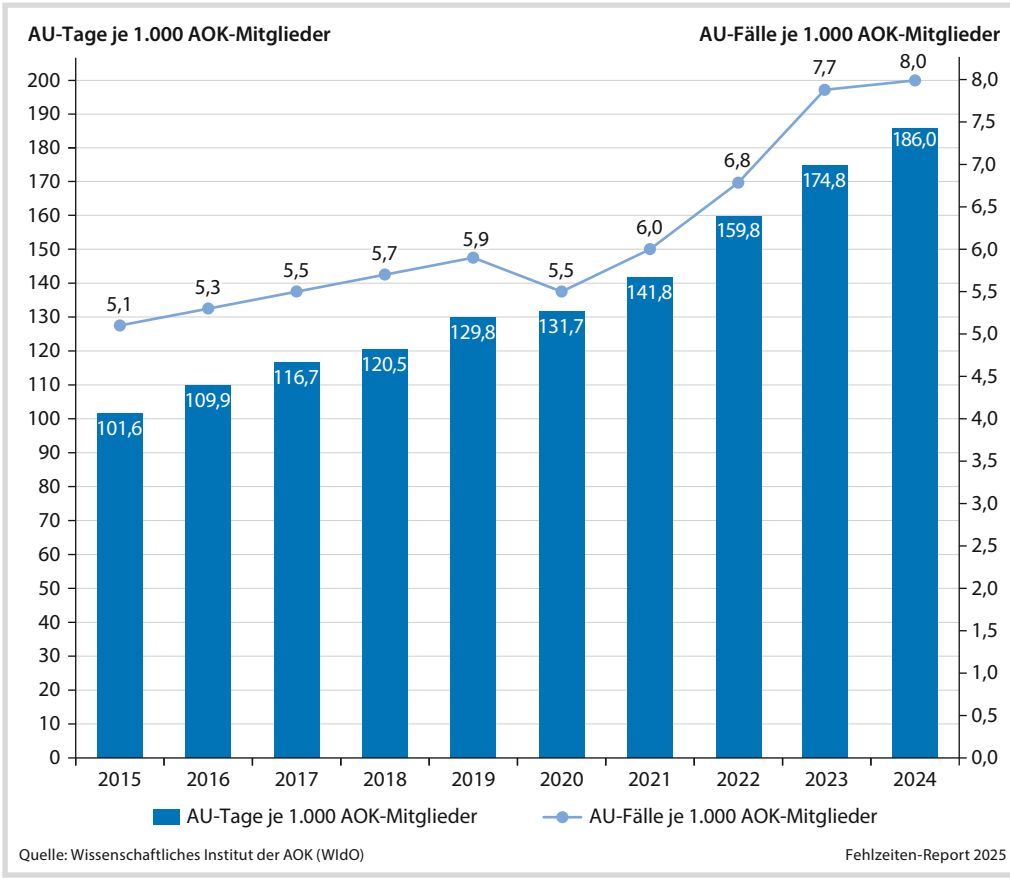


Abb. 24.54 AU-Tage und -Fälle der Diagnosegruppe Z73 in den Jahren 2015–2024 je 1.000 AOK-Mitglieder

glieder im Vergleich zum Vorjahr um durchschnittlich 11,2 Tage an. Nach einem leichten Rückgang der Fallzahlen im Jahr 2020, lagen die Fallzahlen im Jahr 2024 mit 8,0 AU-Fällen je 1.000 AOK-Mitglieder dann auf dem höchsten Stand im 10-Jahresverlauf. Alters- und geschlechtsbereinigt hochgerechnet auf die knapp 35 Mio. gesetzlich krankenversicherten Beschäftigten bedeutet dies, dass ca. 215.000 Menschen mit insgesamt etwas mehr als 5 Mio. Fehltagen im Jahr 2024 wegen eines Burnouts krankgeschrieben wurden.

Zwischen den Geschlechtern zeigen sich deutliche Unterschiede: Frauen sind aufgrund eines Burnouts deutlich länger krankgeschrieben. Im Jahr 2024 entfielen auf Frauen 237,7 Ausfalltage je 1.000 AOK-Mitglieder, auf Männer hingegen nur 143,3 Tage. Sowohl Frauen als auch Männer sind am häufigsten zwischen dem 60. und 64. Lebensjahr von einem Burnout betroffen. Weiterhin zeigt sich, dass mit zunehmendem Alter das Risiko einer Krankmeldung infolge eines Burnouts zunimmt (Abb. 24.55).

Bei den Auswertungen nach Tätigkeiten zeigt sich in der Mehrheit, dass vor allem Angehörige kundenorientierter und erzieherischer Berufe, bei denen ständig eine helfende oder beratende Haltung gegenüber anderen Menschen gefordert ist, von einem Burnout betroffen sind. Abb. 24.56 zeigt diejenigen Berufe, bei denen am häufigsten die Diagnose Z73 gestellt wurde. Die Berufsgruppe der Aufsichts- und Führungskräfte

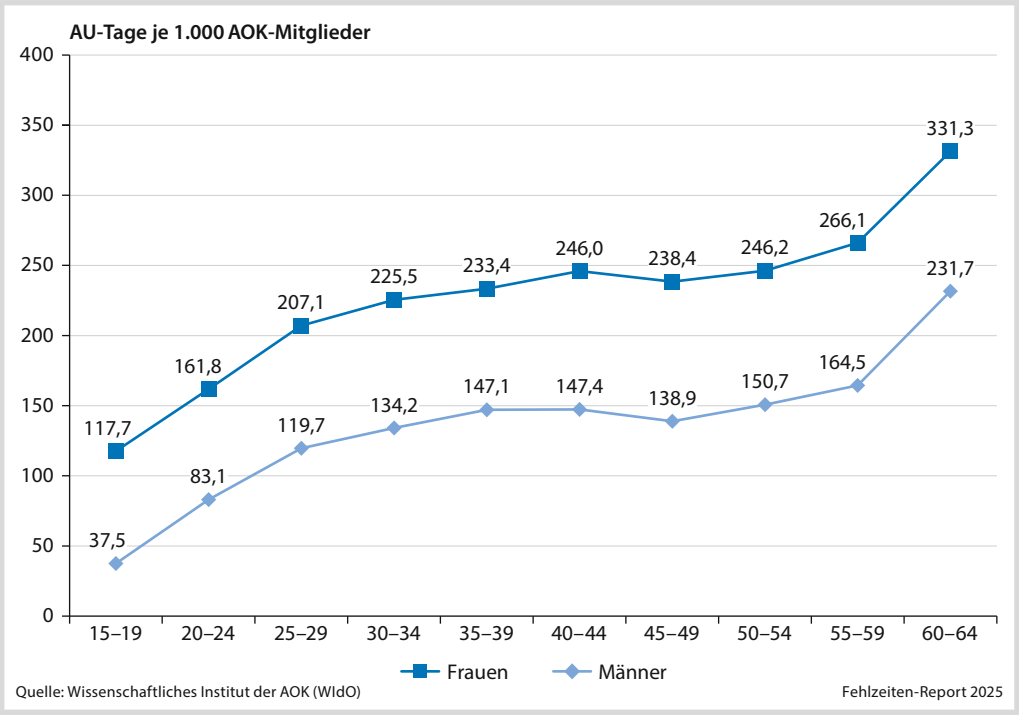


Abb. 24.55 Tage der Arbeitsunfähigkeit der Diagnosegruppe Z73 je 1.000 AOK-Mitglieder nach Alter und Geschlecht im Jahr 2024

in der Gesundheits-/Krankenpflege, Rettungsdienst und Geburtshilfe führen mit 641,7 Arbeitsunfähigkeitstagen je 1.000 AOK-Mitglieder die Liste an. Diese Berufsgruppe weist mit durchschnittlich 39,5 Tagen auch die längsten Fehlzeiten pro Arbeitsunfähigkeitsfall auf. An zweiter Stelle stehen Berufe im Dialogmarketing mit 460,8 AU-Tagen. An dritter Stelle folgen die Berufe in der Erziehungswissenschaft mit 394,9 Arbeitsunfähigkeitstagen je 1.000 AOK-Mitglieder.

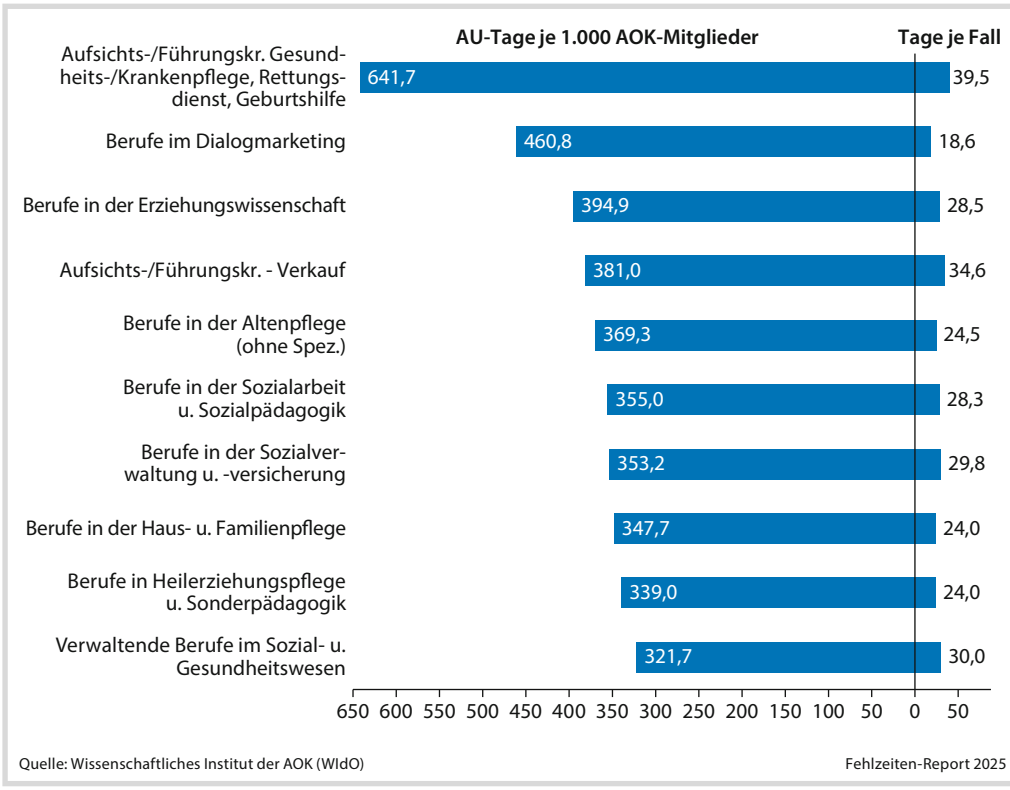
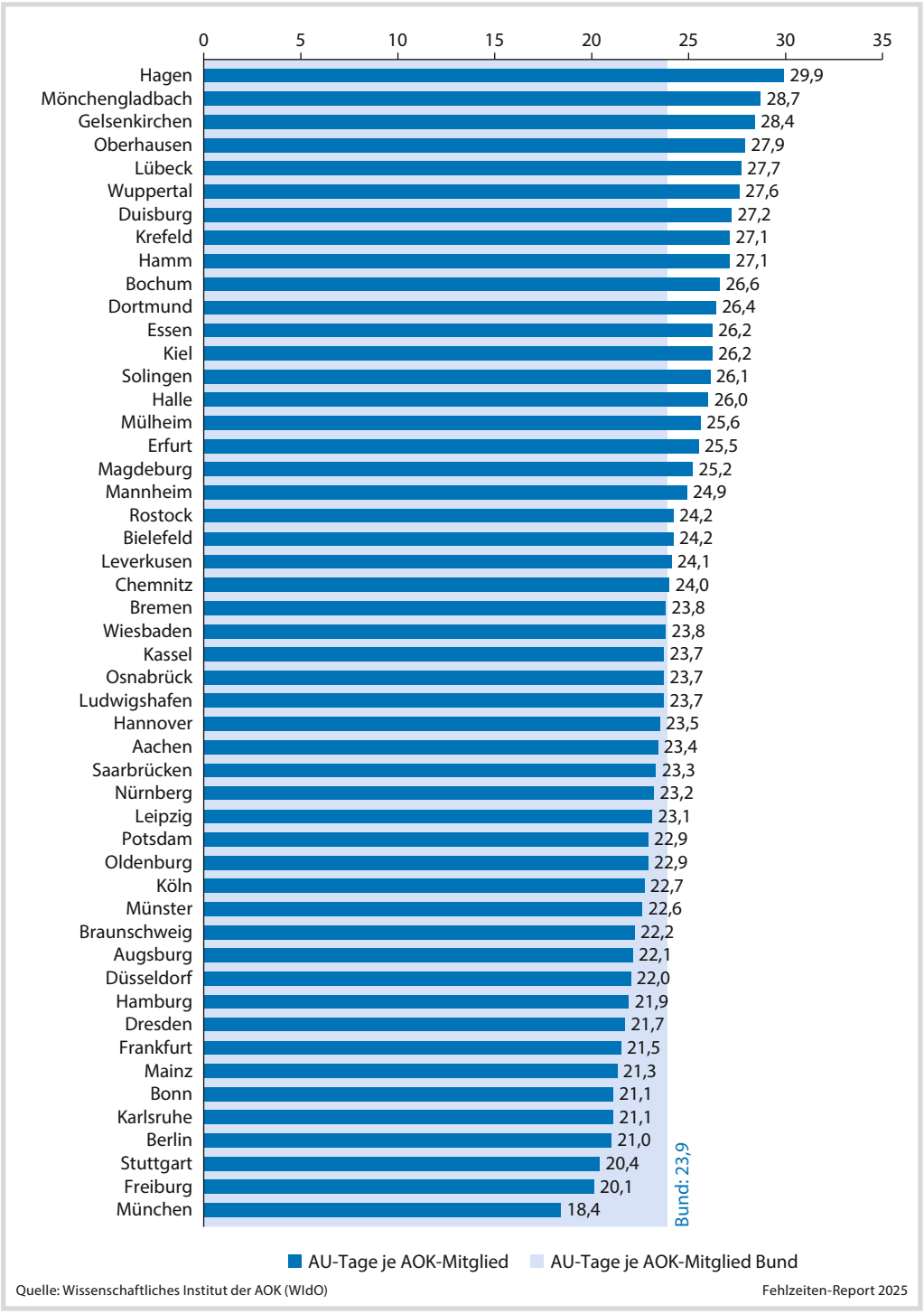


Abb. 24.56 AU-Tage und AU-Tage je Fall der Diagnosegruppe Z73 nach Berufen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

24.19 Arbeitsunfähigkeiten nach Städten 2024

Analysiert man die 50 einwohnerstärksten Städte in Deutschland nach Dauer der Arbeitsunfähigkeitstage, ergeben sich deutliche Unterschiede. Danach sind die Beschäftigten aus Hagen durchschnittlich 29,9 Tage im Jahr krankgeschrieben und liegen damit an der Spitze aller deutschen Großstädte. Im Vergleich sind damit die Fehltage von erwerbstätigen AOK-Mitgliedern, die in Hagen wohnen, im Durchschnitt 6,0 Tage höher als im Bund (23,9 Tage). Die wenigsten Fehltage weisen Beschäftigte in München aus: Diese sind 2024 durchschnittlich 11,5 Tage weniger krankheitsbedingt am Arbeitsplatz ausgefallen (18,4 Fehltage) als Erwerbstätige aus Hagen (Abb. 24.57).

Die Anzahl der Fehltage ist abhängig von einer Vielzahl von Faktoren. Nicht nur die Art der Krankheit, sondern auch das Alter, das Geschlecht, die Branchenzugehörigkeit und vor allem die ausgeübte Tätigkeit der Beschäftigten haben einen Einfluss auf die Krankheitshäufigkeit und -dauer. So weisen beispielsweise Berufe mit hohen körperlichen Arbeitsbelastungen wie Berufe in der Ver- und Entsorgung, in der industriellen Gießerei, aber auch Bus- und Straßenbahnfahrer/innen oder Altenpflegekräfte deutlich höhere Ausfallzeiten auf. Setzt sich die Belegschaft aus mehr Akademikerinnen und Akademikern zusammen, die dann auch noch insbesondere in den Branchen Banken und Versicherungen, Handel oder Dienstleistungen tätig sind, werden im Schnitt deutlich geringere Ausfallzeiten erreicht. In diesem Zusammenhang ist zu kon-



Quelle: Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO) Fehlzeiten-Report 2025

Abb. 24.57 Arbeitsunfähigkeitstage je AOK-Mitglied im Jahr 2024 in den 50 einwohnerstärksten deutschen Städten

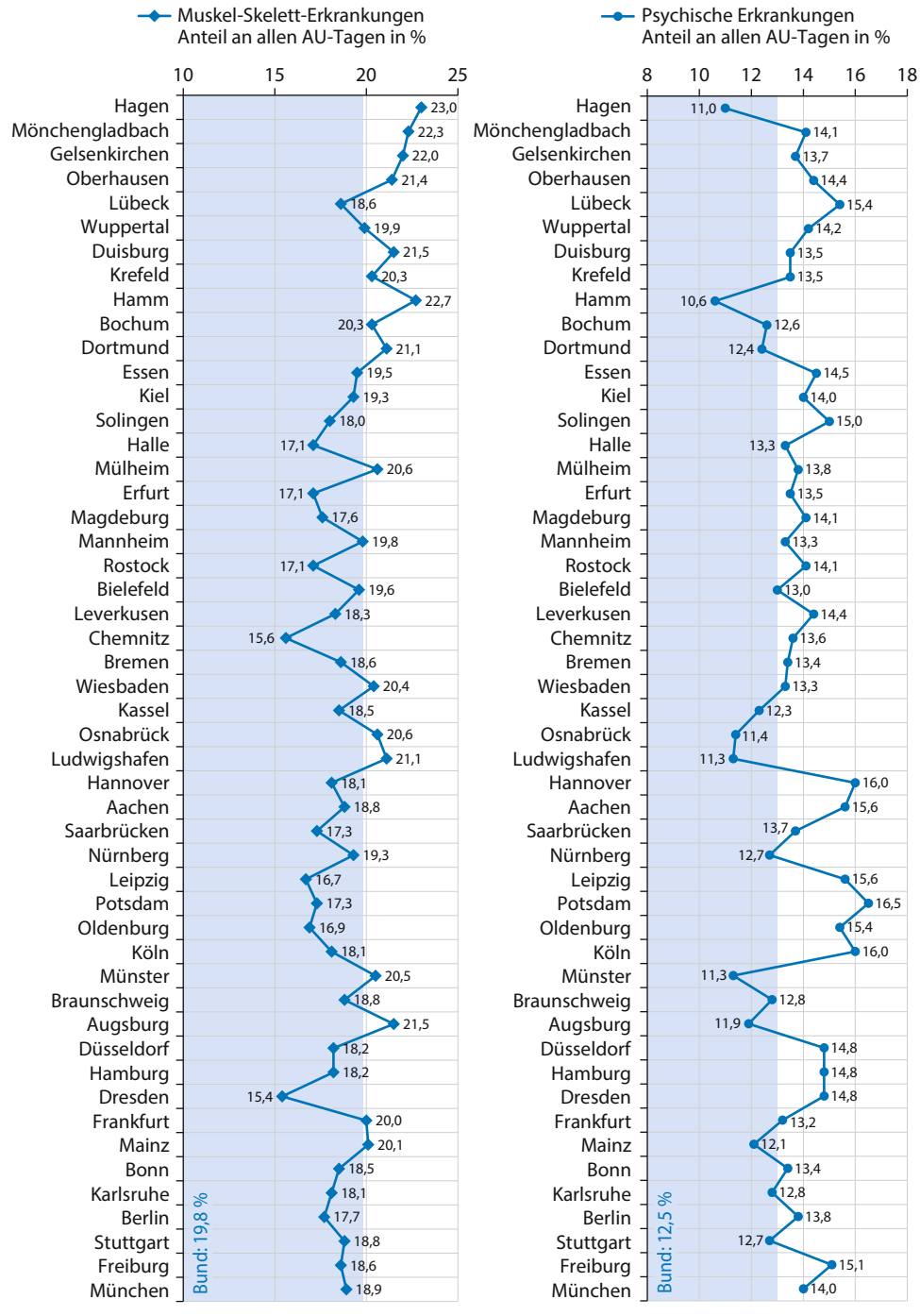


Abb. 24.57 (Fortsetzung)

statieren, dass klassische Industriestädte mit geringerem Akademikeranteil wie bspw. Hagen deutlich mehr Fehlzeiten aufweisen als Städte mit einem höheren Akademikeranteil. So liegen beispielsweise Bewohnerinnen und Bewohner der Stadt Freiburg mit durchschnittlich 20,1 Fehltagen im Jahr 2024 9,8 Tage unter der durchschnittlichen Zahl der Fehltage der in Hagen Beschäftigten. Freiburg als Wissenschaftsstandort weist eine günstigere Tätigkeitsstruktur auf, insbesondere was die körperlichen Belastungen betrifft. Von den 50 einwohnerstärksten Städten in Deutschland arbeiten hier die meisten Hochschullehrenden und Dozierende – dies ist die Berufsgruppe mit den geringsten Arbeitsunfähigkeitstagen überhaupt (Abb. 24.18). Auch arbeiten in Freiburg deutlich weniger Beschäftigte in der Metallindustrie als beispielsweise in Hagen. Dies ist eine Branche, in der Beschäftigte körperlich stärker beansprucht werden und damit auch eher krankheitsbedingt ausfallen. Ähnlich sieht es in München, der Stadt mit den geringsten Fehlzeiten, aus: Dort arbeiten beispielsweise fast dreimal so viele Beschäftigte in der Branche Banken und Versicherungen und deutlich mehr in der Dienstleistungsbranche, während in Hagen vor allem der Metallindustrie eine große Bedeutung zukommt. Auch ist der Akademikeranteil der Beschäftigten in München besonders hoch: Von den einwohnerstärksten deutschen Städten hat München mit 33,5 % den höchsten Akademikeranteil unter den Beschäftigten, gefolgt von Stuttgart (30,5 %). In Gelsenkirchen liegt der Anteil bei nur 10,5 % (vgl. HWWI und Berenberg-Städteranking 2019).

Unterschiede zwischen den Städten zeigen sich auch bei den Gründen einer Arbeitsunfähigkeit. In Hagen, dem Spitzenreiter nach Fehlzeiten, entfallen nur 11,0 % der Arbeitsunfähigkeitstage auf psychische Erkrankungen. Ein häufiger Grund für Fehltage sind dort vor allem Muskel- und Skelett-Erkrankungen; auf diese Erkrankungsart entfallen in Hagen mehr als ein Fünftel aller Fehltage (23,0 %) und damit mehr als doppelt so viele wie auf psychische Erkrankungen. Insbesondere die Städte im Ruhrgebiet weisen einen überdurchschnittlichen Anteil an Fehltagen aufgrund von Muskel- und Skelett-Erkrankungen auf, was als ein Hinweis betrachtet werden kann, dass hier mehr Berufe mit schwerer körperlicher Arbeit ausgeübt werden. Obwohl die Städte München, Freiburg, Stuttgart und Berlin die geringsten Fehlzeiten im Ranking aufweisen, wird hier jedoch mit 14,0, 15,1, 12,7 und 13,8 % ein überdurchschnittlich hoher Anteil bei den psychischen Erkrankungen beobachtet (Durchschnitt AOK-Bund: 12,5 %). Insgesamt lag der höchste Anteil an psychischen Erkrankungen mit 16,5 % in der Stadt Potsdam.

24.20 Inanspruchnahme von Krankengeld bei Erkrankung des Kindes

Die Erkrankung eines Kindes stellt für viele berufstätige Eltern und insbesondere für Alleinerziehende häufig einen belastenden Versorgungsengpass dar. Kann die Betreuung des kranken Kindes nicht durch Angehörige oder Betreuungspersonal sichergestellt werden, bleibt oft nur die Inanspruchnahme der gesetzlichen Freistellung von der Arbeit. In Deutschland bietet der gesetzliche Anspruch auf Freistellung den erwerbstätigen Eltern die Möglichkeit, ihr erkranktes Kind zu Hause zu versorgen, ohne finanzielle Verluste zu erleiden. Die Basis für die Freistellungsmöglichkeit eines Elternteils bei der Erkrankung eines Kindes bildet § 45 des SGB V (Krankengeld bei Erkrankung des Kindes). Soweit das Kind das 12. Lebensjahr noch nicht vollendet hat, keine andere pflegende Person im Haushalt bereitsteht und sowohl das Kind als auch der Elternteil gesetzlich krankenversichert sind, besteht seitens des Versicherten der Anspruch auf Zahlung von Kinderpflegekrankengeld (KKG). Wenn das Kind behindert oder auf Hilfe angewiesen ist, fällt die Altersgrenze von 12 Jahren weg. Als weitere Voraussetzung muss ein ärztliches Attest zur notwendigen Pflege des Kindes vorliegen. Für

Tab. 24.9 Krankenstandskennzahlen der AOK-Mitglieder zum Kinderpflegekrankengeld im Jahr 2024

Geschlecht	AOK-Mitglieder mit mind. 1 KKG-Fall	Anteil an allen AOK-Mitgliedern	Anteil der KKG-Fälle an allen AU-Fällen	Anteil der KKG-Tage an allen AU-Tagen	KKG-Fälle: Tage je Fall	AU-Fälle je 100 Mitglieder	AU-Tage je 100 Mitglieder
Männer	229.382	2,7	2,7	0,7	2,4	6,3	15,3
Frauen	486.709	7,3	7,9	2,0	2,5	20,2	49,8
Gesamt	716.091	4,8	5,2	1,3	2,5	12,6	30,9

Fehlzeiten-Report 2025

die Auszahlung durch die Krankenkasse muss zudem ein Formular ausgefüllt werden.

Der gesetzliche Anspruch auf die Befreiung von zehn Arbeitstagen kann für jedes Kind geltend gemacht werden – normalerweise beträgt er maximal bis zu 15 Arbeitstage je Elternteil und Kalenderjahr. Alleinerziehende Eltern haben üblicherweise einen Anspruch von 30 Arbeitstagen pro Kind, wobei 70 Arbeitstage nicht überschritten werden dürfen. Für schwerstkranke Kinder, die nach ärztlichem Zeugnis nur noch eine Lebenserwartung von Wochen oder wenigen Monaten haben, ist das KKG zeitlich unbegrenzt. Das KKG wird laut § 45 SGB V nach dem während der Freistellung ausgefallenen Nettoarbeitsentgelt berechnet (ähnlich wie die Entgeltfortzahlung im Krankheitsfall). Das Brutto-Krankengeld beträgt 90 % des Nettoarbeitsentgelts; es darf 70 % der Beitragsbemessungsgrenze nach § 223 Absatz 3 nicht überschreiten.

Auch die im ersten Corona-Pandemiejahr 2020 eingeführten Regelungen zur Inanspruchnahme von Kinderkrankengeld, die aufgrund der hohen Belastung von Beschäftigten mit Kindern angepasst wurden, finden Eingang in die Arbeitsunfähigkeitsdaten. Im Jahr 2020 wurde der gesetzliche Anspruch je Kind und Elternteil von 10 auf 15 Tage erhöht, der Maximalanspruch je Elternteil stieg von 25 auf 35 Tage. Im Jahr 2021 wurde erneut nachjustiert: Der Anspruch auf Kinderkrankengeld pro Elternteil und Kind verlängerte sich auf 30 Tage und damit für Elternpaare pro Kind auf 60 Tage. Auch für Alleinerziehende verdoppelte er sich pro Kind von 30 auf nun 60 Tage. Bei mehreren Kindern wurden maximal 65 Tage (Alleinerziehende: maximal 130 Tage) festgelegt. Eltern konnten im Jahr 2021 zudem Kinderkrankengeld auch dann nutzen, wenn ihr Kind ohne direkte Erkrankung pandemiebedingt zu Hause betreut werden musste. Diese Regelung galt bis zum 7. April 2023.

Im Jahr 2024 nahmen 4,8 % aller AOK-Mitglieder KKG in Anspruch. Somit haben von den 15 Mio. erwerbstätigen AOK-Mitgliedern ca. 716.000 mindestens einmal KKG in Anspruch genommen. Der Anteil der KKG-Fälle an allen Arbeitsunfähigkeitsfällen betrug 5,2 %. Durchschnittlich fehlte jedes erwerbstätige AOK-Mitglied, das KKG in Anspruch genommen hat, wegen der Betreuung seines erkrankten Kindes pro Fall 2,5 Kalendertage. Insofern werden die gesetzlich zustehenden Freistellungstage von den erwerbstätigen Eltern bei Weitem nicht ausgeschöpft (Tab. 24.9).

Nach wie vor sind es vor allem die Mütter, die ihr krankes Kind pflegen: Ihr Anteil an allen AOK-Mitgliedern lag 2024 bei 7,3 % und damit fast dreimal so hoch wie bei den Männern. In diesem Jahr ist der Anteil an Männern, die Kinderkrankengeld beanspruchen, leicht gestiegen: Während 2024 2,7 % aller männlichen AOK-Mitglieder Kinderkrankengeld nutzten, waren es 2023 nur 2,5 % (Abb. 24.58).

Betrachtet man die Inanspruchnahme des KKG nach Alter, zeigt sich, dass die meisten

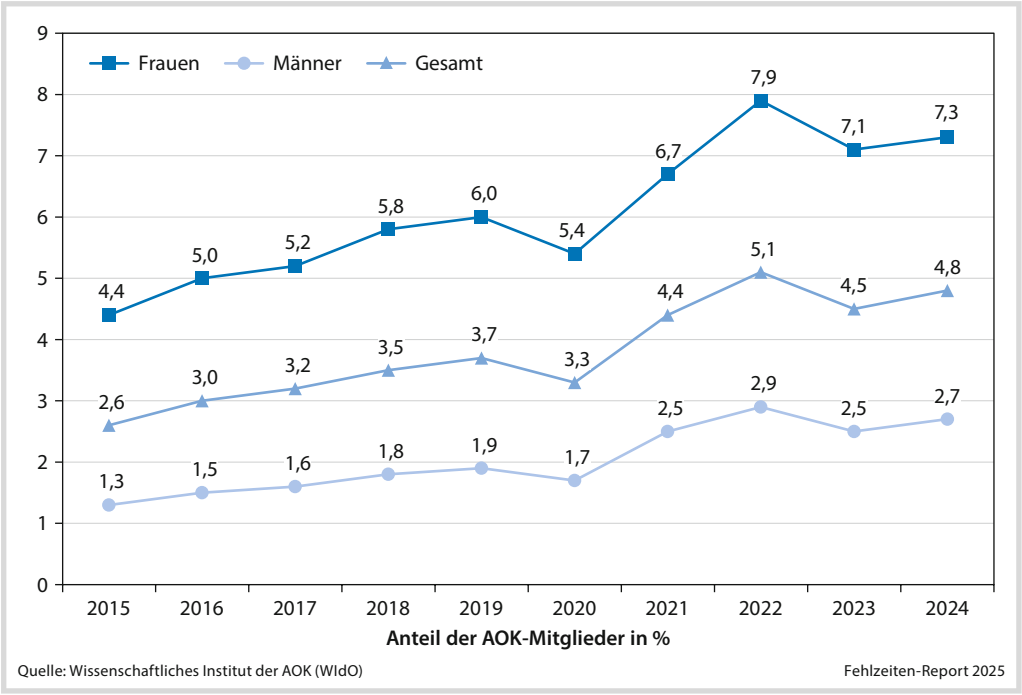


Abb. 24.58 Anteile der AOK-Mitglieder mit mindestens einem Kinderpflegekrankengeldfall an allen AOK-Mitgliedern in den Jahren 2015 bis 2024 nach Geschlecht

KKG-Fälle in die Altersgruppe der 30- bis 39-Jährigen fallen, wobei Frauen deutlich mehr KKG in Anspruch nehmen als Männer. In der Altersgruppe der 35- bis 39-Jährigen weisen sowohl Frauen mit 59,2 Fällen je 100 Versichertenjahre als auch Männer mit 17,2 Fällen je 100 Versichertenjahre die meisten KKG-Fälle auf. Die Länge der Fehlzeiten unterscheidet sich kaum zwischen den Geschlechtern (Abb. 24.59).

Eine Differenzierung der KKG-Fälle nach Falldauerklassen zeigt, dass die Mehrheit der Fälle nur ein (36,7 %) oder zwei (27,1 %) Tage andauerten. Lediglich 3,1 % aller KKG-Fälle erstreckten sich über mehr als fünf Tage (Abb. 24.60).

Bei der Betrachtung einzelner Berufsgruppen zeigt sich, dass Berufe in der Pflege, Betreuung oder Erziehung den höchsten Anteil an Mitgliedern mit KKG-Fällen haben. Berufe in Ergotherapie machen hier die Gruppe mit dem höchsten Anteil der Mitglieder mit mindestens einem KKG-Fall aus (16 %), gefolgt von Berufen in der Kinderbetreuung und -erziehung (14,3 %) und Berufen in der pharmazeutisch-technischen Assistenz (11,7 %; Abb. 24.61). Ein Erklärungsansatz hierfür könnte der hohe Anteil an Frauen in diesen Berufen sein – in allen zehn Berufsgruppen beträgt er über 70 %, bei den ersten drei Berufsgruppen sogar über 85 %.

Unter Berücksichtigung des Bildungsstandes haben im Jahr 2024 am häufigsten AOK-Mitglieder mit einem Hochschulabschluss (Diplom/Magister/Master/Staatsexamen) mindestens einmal KKG in Anspruch genommen (7,5 % aller AOK-Mitglieder innerhalb dieses Bildungsstandes). Am wenigsten haben Beschäftigte ohne berufliche Ausbildung das KKG in Anspruch genommen (2,3 %). Es zeigt

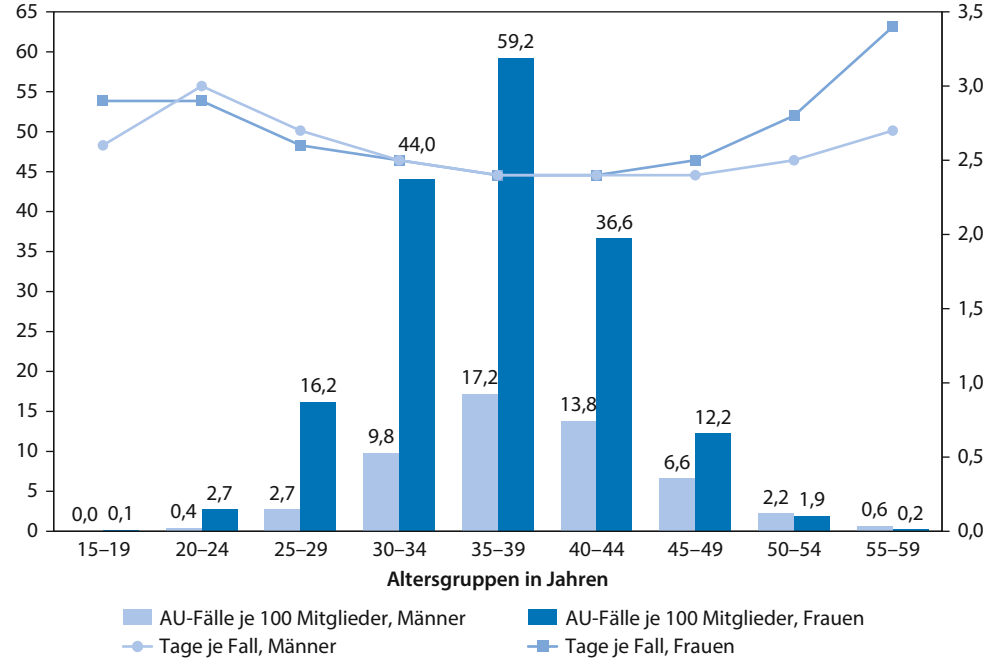


Abb. 24.59 Kinderpflegekrankengeldfälle nach Anzahl und Dauer der Arbeitsunfähigkeit, AOK-Mitglieder im Jahr 2024 nach Altersgruppen

sich, dass in der Tendenz mit der Höhe des Ausbildungsabschlusses die Inanspruchnahme des KKG steigt (Abb. 24.62).

Wird der Anteil der Mitglieder mit Inanspruchnahme von KKG in Bezug zur gesamten AOK-Mitgliedschaft des jeweiligen Landes in Bezug gesetzt, zeigt sich, dass besonders Versicherte aus Ostdeutschland die Möglichkeit zur Betreuung des kranken Kindes in Anspruch nehmen. Die Werte für die KKG-Inanspruchnahme lagen mit 12,5 % in Sachsen und mit 12,1 % in Thüringen besonders hoch und deutlich über dem Bundesdurchschnitt (4,8 %) und den Anteilswerten der Bundesländer in Westdeutschland (Abb. 24.63). Dies könnte unter anderem damit zusammenhängen, dass Mütter in den neuen Bundesländern früher in den Beruf zurückkehren als in den alten Bundesländern und auch insgesamt häufiger erwerbstätig sind als Mütter in Westdeutschland, bei denen der Berufseinstieg in mehreren längeren Phasen erfolgt. Damit steigt auch die Wahrscheinlichkeit für Mütter in Ostdeutschland, Kinderpflegekrankengeld in Anspruch nehmen zu müssen. So lag die Vollzeitquote von erwerbstätigen Müttern im Westen im Jahr 2016 bei insgesamt nur 25,8 %, im Osten ist sie dagegen mit 51,6 % doppelt so hoch (Keller/Kahle [Statistisches Bundesamt] 2018). Eltern, die Vollzeit arbeiten, müssen vermutlich eher zu Hause bleiben, um ihr krankes Kind zu versorgen, als Eltern, die Teilzeit arbeiten und so eine nur kurzzeitige alternative Betreuung organisieren müssen.

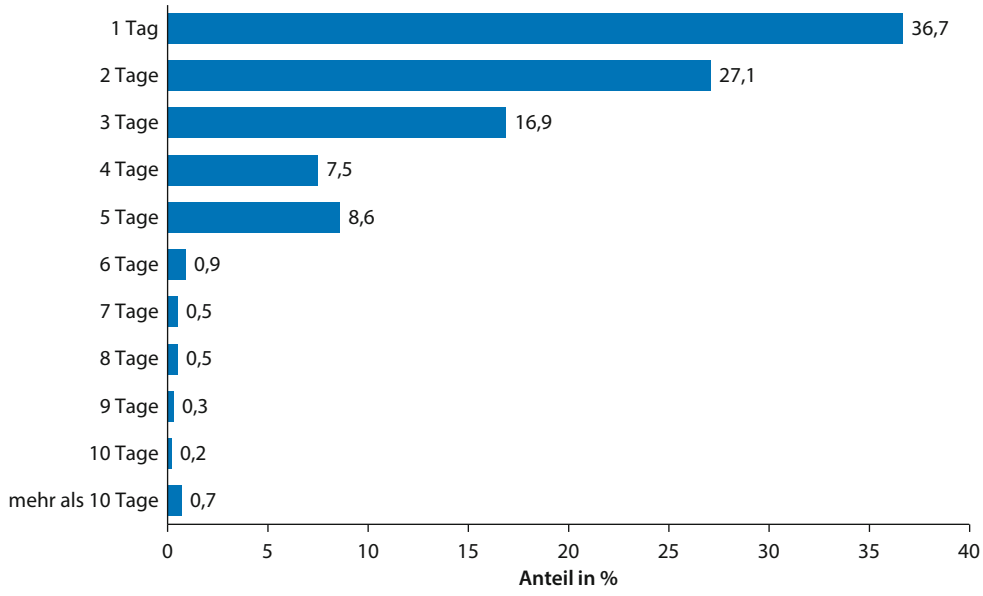


Abb. 24.60 Kinderpflegekrankengeldfälle nach Dauer, AOK-Mitglieder im Jahr 2024

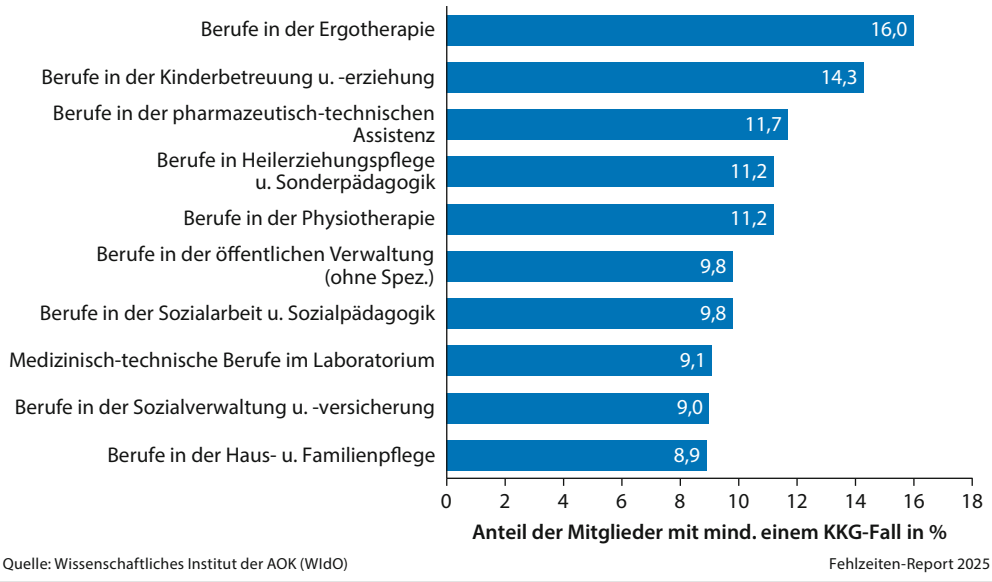
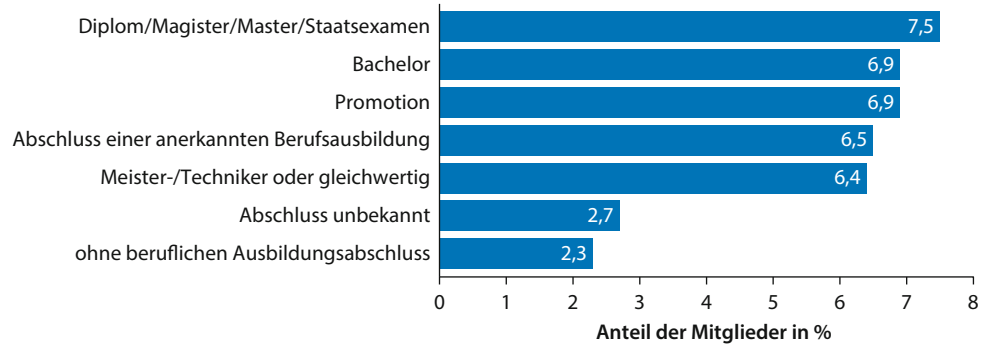
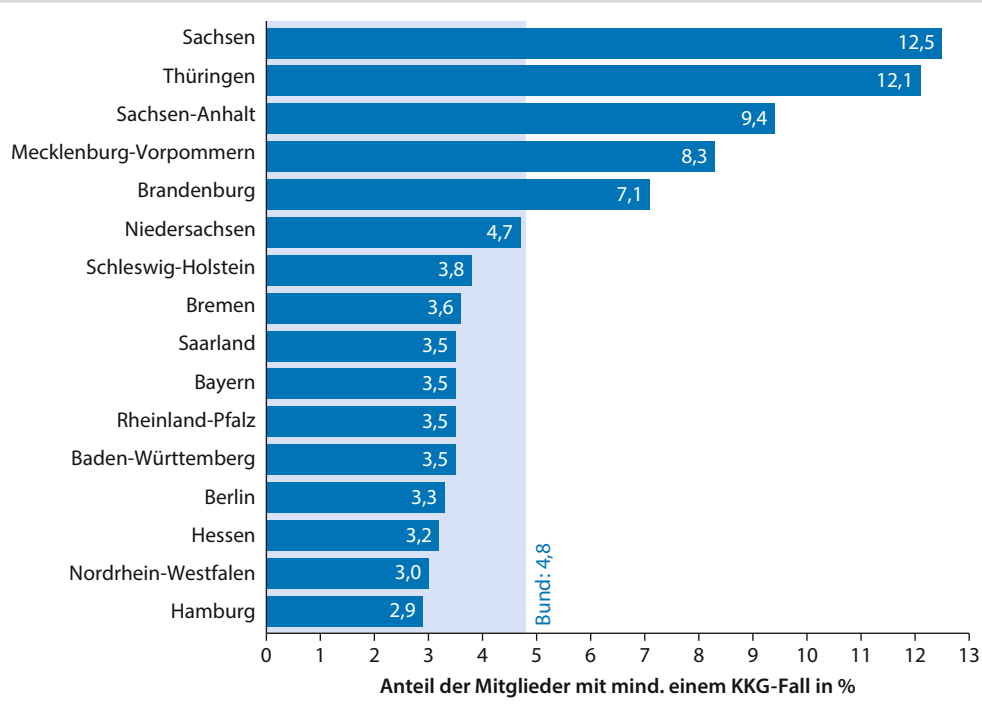


Abb. 24.61 Berufe mit den höchsten Anteilen an Mitgliedern mit mind. einem KKG-Fall, 2024



Quelle: Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO) Fehlzeiten-Report 2025

Abb. 24.62 Anteile der AOK-Mitglieder mit mind. einem Kinderpflegekrankengeldfall an allen AOK-Mitgliedern in der jeweiligen Personengruppe nach Bildungsstand im Jahr 2024



Quelle: Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO) Fehlzeiten-Report 2025

Abb. 24.63 Anteil der Mitglieder mit mind. einem Kinderpflegekrankengeldfall an allen AOK-Mitgliedern nach Bundesländern im Jahr 2024

Literatur

Benz A (2010) Einflussgrößen auf krankheitsbedingte Fehlzeiten – dargestellt am Beispiel des Regierungspräsidiums Stuttgart. Diplomarbeit Hochschule für öffentliche Verwaltung und Finanzen Ludwigsburg. https://opus-hslb.bsz-bw.de/files/139/Benz_Annika.pdf. Zugegriffen: 15. März 2017

Bundesagentur für Arbeit (1988) Klassifizierung der Berufe (KldB) 1988 – Systematisches und alphabetisches Verzeichnis der Berufsbenennungen. Bundesagentur für Arbeit, Nürnberg

Bundesagentur für Arbeit (2011) Systematischer und alphabetischer Teil mit Erläuterungen. Klassifizierung der Berufe (KldB) 2010, Bd. 1. Bundesagentur für Arbeit, Nürnberg

Bundesagentur für Arbeit (2020) Berichte: Analyse Arbeitsmarkt. Arbeitsmarkt für Menschen mit Behinderung. Bundesagentur für Arbeit, Nürnberg (Stand: Mai 2020)

Bundesagentur für Arbeit (2025) Beschäftigtenstatistik nach Wirtschaftszweigen. Stand: 30. Juni 2024. Bundesagentur für Arbeit, Nürnberg

BMAS/BAuA – Bundesministerium für Arbeit und Soziales/Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (2021) Volkswirtschaftliche Kosten durch Arbeitsunfähigkeit 2019. BMAS BAuA, Berlin

Bundesministerium für Gesundheit (2023) Gesetzliche Krankenversicherung. Vorläufige Rechnungsergebnisse 1.–4. Quartal 2022. Stand 18. März 2023. Bundesministerium für Gesundheit, Berlin

Busch K (2021) Die Arbeitsunfähigkeit in der Statistik der GKV. In: Badura B, Ducki A, Schröder H, Meyer M (Hrsg) Fehlzeiten-Report 2021. Betriebliche Prävention stärken – Lehren aus der Pandemie. Springer, Berlin, Heidelberg

Damm K, Lange A, Zeidler J, Braun S, Graf von der Schulenburg JM (2012) Einführung des neuen Tätigkeitsschlüssels und seine Anwendung in GKV-Routinedatenauswertungen. Bundesgesundheitsblatt 55:238–244

Statistisches Bundesamt (Destatis), Wissenschaftszentrum Berlin für Sozialforschung (WZB) (2021) Ein Sozialbericht für die Bundesrepublik Deutschland. Bundeszentrale für politische Bildung. Datenreport 2021. Statistisches Bundesamt (Destatis); Wissenschaftszentrum Berlin für Sozialforschung (WZB), Bonn

Deutsche Rentenversicherung Bund (2024) Rentenversicherung in Zahlen 2023. Deutsche Rentenversicherung Bund, Berlin

HWWI, Berenberg-Städteranking (2019) Die 30 größten Städte Deutschlands im Vergleich. Stand August 2019

ILO (2012) International standard classification of occupations 2008. ILO, Genf

Karasek R, Theorell T (1990) Healthy work: stress, productivity, and the reconstruction of working life. Basic Books, New York

Keller M, Kahle I (2018) Realisierte Erwerbstätigkeit von Müttern und Vätern zur Vereinbarkeit von Familie und Beruf. DeStatis, Wiesbaden

Marmot M (2005) Status syndrome: how your social standing directly affects your health. Bloomsbury, London

Marstedt G, Müller R, Jansen R (2002) Rationalisierung, Arbeitsbelastungen und Arbeitsunfähigkeiten im Öffentlichen Dienst. In: Badura B, Litsch M, Vetter C (Hrsg) Fehlzeiten-Report 2001. Springer, Berlin, Heidelberg

Meschede M, Roick C, Ehresmann C, Badura B, Mexer M, Ducki A, Schröder H (2020) Psychische Erkrankungen bei den Erwerbstätigen in Deutschland und Konsequenzen für das Betriebliche Gesundheitsmanagement. In: Badura B, Ducki A, Schröder H, Klose J, Meyer M (Hrsg) Fehlzeiten-Report 2020. Gerechtigkeit und Gesundheit. Springer, Berlin Heidelberg

Meyer M (2015) Arbeitsunfähigkeit. In: Swart E, Ihle P, Gothe H, Matusiewicz D (Hrsg) Routinedaten im Gesundheitswesen Handbuch Sekundärdatenanalyse: Grundlagen, Methoden und Perspektiven, 2. Aufl. Huber, Bern

Mielck A (2000) Soziale Ungleichheit und Gesundheit. Huber, Bern

Mielck A, Lüngen M, Siegel M, Korber K (2012) Folgen unzureichender Bildung für die Gesundheit. Bertelsmann, Gütersloh

Oppolzer A (2000) Ausgewählte Bestimmungsfaktoren des Krankenstandes in der öffentlichen Verwaltung – Zum Einfluss von Arbeitszufriedenheit und Arbeitsbedingungen auf krankheitsbedingte Fehlzeiten. In: Badura B, Litsch M, Vetter C (Hrsg) Fehlzeiten-Report 1999. Springer, Berlin, Heidelberg

Siegrist J (1999) Psychosoziale Arbeitsbelastungen und Herz-Kreislauf-Risiken: internationale Erkenntnisse zu neuen Stressmodellen. In: Badura B, Litsch M, Vetter C (Hrsg) Fehlzeiten-Report 1999. Psychische Belastung am Arbeitsplatz. Springer, Berlin, Heidelberg

Vahtera J, Kivimäki M, Pentti J (2001) The role of extended weekends in sickness absenteeism. Occup Environ Med 58:818–822

World Health Organization (WHO) (2011) Mental Health Atlas 2011. World Health Organization, Genf

Krankheitsbedingte Fehlzeiten nach Branchen im Jahr 2024

Antje Schenkel, Antonia Düring und Markus Meyer

Inhaltsverzeichnis

25.1 Banken und Versicherungen – 424

25.2 Baugewerbe – 440

25.3 Dienstleistungen – 458

25.4 Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau – 478

25.5 Erziehung und Unterricht – 497

25.6 Gesundheits- und Sozialwesen – 514

25.7 Handel – 533

25.8 Land- und Forstwirtschaft – 551

25.9 Metallindustrie – 567

25.10 Öffentliche Verwaltung – 586

25.11 Verarbeitendes Gewerbe – 603

25.12 Verkehr und Transport – 626

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_25

25.1 Banken und Versicherungen

Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Banken und Versicherungen in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.1
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Banken und Versicherungen nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr	Tab. 25.2
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024	Tab. 25.3
Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024	Tab. 25.4
Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024	Tab. 25.5
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024	Tab. 25.6
Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.7
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024	Tab. 25.8
Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.9
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.10
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Banken und Versicherungen in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.11
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.12
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.13
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.14
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.15
Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.16
Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.17

Tab. 25.1 Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Banken und Versicherungen in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Krankenstand in %			AU-Fälle je 100 AOK-Mitglieder			Tage je Fall		
	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund
2000	3,6	4,1	3,6	125,6	148,8	127,1	10,5	10,2	10,5
2001	3,5	4,1	3,6	122,2	137,5	123,1	10,6	10,8	10,6
2002	3,5	4,1	3,5	125,0	141,3	126,1	10,1	10,6	10,2
2003	3,3	3,5	3,3	126,0	137,1	127,0	9,5	9,4	9,5
2004	3,1	3,2	3,1	117,6	127,7	118,8	9,7	9,3	9,6
2005	3,1	3,3	3,1	122,6	132,0	123,8	9,2	9,0	9,1
2006	2,7	3,2	2,8	108,1	126,7	110,7	9,2	9,1	9,2
2007	3,1	3,4	3,1	121,0	133,6	122,8	9,2	9,3	9,2
2008 (WZ03)	3,1	3,6	3,2	127,0	136,6	128,4	9,0	9,6	9,1
2008 (WZ08)*	3,1	3,6	3,2	126,9	135,9	128,3	9,0	9,6	9,1
2009	3,2	3,9	3,3	136,8	150,9	138,8	8,6	9,5	8,8
2010	3,2	4,0	3,3	134,3	177,7	140,2	8,8	8,3	8,7
2011	3,3	3,9	3,3	139,7	181,2	145,3	8,5	7,9	8,4
2012	3,2	4,1	3,4	134,5	153,7	137,0	8,8	9,8	9,0
2013	3,2	4,1	3,4	143,8	158,6	145,7	8,2	9,4	8,4
2014	3,4	4,2	3,5	142,6	157,2	144,5	8,7	9,8	8,9
2015	3,6	4,4	3,7	152,9	170,1	155,3	8,7	9,4	8,8
2016	3,7	4,5	3,8	150,6	175,0	154,3	8,9	9,5	9,0
2017	3,6	4,8	3,8	145,2	172,6	149,7	9,1	10,2	9,3
2018	3,7	4,9	3,9	146,1	177,1	151,7	9,3	10,1	9,5
2019	3,6	4,8	3,8	139,9	167,2	144,1	9,4	10,6	9,6
2020	3,5	4,9	3,7	116,7	149,2	121,6	11,0	12,1	11,2
2021	3,3	5,0	3,6	110,7	146,7	116,0	10,9	12,4	11,2
2022	4,6	6,3	4,9	182,1	214,0	186,8	9,3	10,7	9,6
2023	4,3	5,7	4,5	182,9	212,0	187,2	8,6	9,8	8,8
2024	4,3	5,6	4,5	185,7	211,7	189,5	8,4	9,7	8,6

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.2 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Banken und Versicherungen nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr

Bundesland	Kranken-stand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder				Tage je Fall	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Quote in %
		AU-Fälle	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Tage	Veränd. z. Vorj. in %			
Baden-Württemberg	4,1	176,1	1,3	1.487,0	−0,4	8,4	−1,8	61,4
Bayern	4,1	180,0	3,9	1.497,6	1,4	8,3	−2,3	58,5
Berlin	4,1	165,0	−0,5	1.485,8	−4,9	9,0	−4,4	48,6
Brandenburg	5,7	228,1	−1,6	2.098,6	−3,1	9,2	−1,5	63,7
Bremen	4,1	203,6	−1,2	1.488,5	−8,6	7,3	−7,5	63,8
Hamburg	4,3	188,7	2,3	1.580,9	4,9	8,4	2,5	58,4
Hessen	4,0	178,8	2,3	1.461,9	−1,3	8,2	−3,4	58,8
Mecklenburg-Vorpommern	5,6	258,4	−0,2	2.055,5	−10,9	8,0	−10,7	68,9
Niedersachsen	4,5	188,3	−2,7	1.629,2	−2,0	8,7	0,7	65,0
Nordrhein-Westfalen	4,8	206,4	1,8	1.749,4	−0,8	8,5	−2,5	63,6
Rheinland-Pfalz	4,6	207,9	1,5	1.673,5	−2,0	8,1	−3,4	64,4
Saarland	5,6	201,4	−4,8	2.057,4	−4,4	10,2	0,4	66,4
Sachsen	5,3	196,8	−0,9	1.953,4	−1,3	9,9	−0,4	67,3
Sachsen-Anhalt	6,4	250,6	1,4	2.336,5	−2,6	9,3	−3,9	72,0
Schleswig-Holstein	4,6	210,1	3,9	1.682,9	0,4	8,0	−3,4	64,9
Thüringen	5,7	215,3	0,6	2.071,4	−2,0	9,6	−2,5	70,1
West	**4,3**	**185,7**	**1,5**	**1.562,3**	**−0,5**	**8,4**	**−2,0**	**61,0**
Ost	**5,6**	**211,7**	**−0,1**	**2.044,7**	**−1,9**	**9,7**	**−1,8**	**68,5**
Bund	**4,5**	**189,5**	**1,2**	**1.632,3**	**−0,8**	**8,6**	**−2,0**	**62,1**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.3 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Krankenstand in %		Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %
	2024	2024 stand.*	Fälle	Tage		
Erbringung von Finanzdienstleistungen	4,5	4,5	192,7	1.643,6	8,5	63,5
Mit Finanz- und Versicherungsdienstleistungen verbundene Tätigkeiten	4,3	4,4	182,4	1.587,5	8,7	57,4
Versicherungen, Rückversicherungen und Pensionskassen (ohne Sozialversicherung)	4,5	4,7	182,4	1.638,3	9,0	62,1
Branche gesamt	**4,5**	**4,5**	**189,5**	**1.632,2**	**8,6**	**62,1**
Alle Branchen	**6,5**	**6,6**	**228,2**	**2.390,5**	**10,5**	**63,7**

* Krankenstand alters- und geschlechtsstandardisiert
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.4 Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024

Tätigkeit	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %	Anteil der Berufsgruppe an der Branche in %*
		AU-Fälle	AU-Tage			
Anlageberater/innen u. sonstige Finanzdienstleistungsberufe	3,9	164,2	1.430,9	8,7	56,7	1,7
Bankkaufleute	4,5	199,7	1.633,0	8,2	65,8	46,8
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	4,6	180,6	1.675,6	9,3	59,9	3,0
Berufe in der Buchhaltung	3,7	153,0	1.371,3	9,0	57,9	1,4
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	4,5	174,5	1.640,1	9,4	55,7	8,2
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	4,3	178,0	1.589,8	8,9	59,4	3,5
Versicherungskaufleute	4,5	202,3	1.645,2	8,1	64,3	15,1
Branche gesamt	**4,5**	**189,5**	**1.632,3**	**8,6**	**62,1**	**1,4****

* Anteil der AOK-Mitglieder in der Berufsgruppe an den in der Branche beschäftigten AOK-Mitgliedern insgesamt
** Anteil der AOK-Mitglieder in der Branche an allen AOK-Mitgliedern
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.5 Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024

Fallklasse	Branche hier		Alle Branchen	
	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %
1–3 Tage	41,0	9,7	37,2	7,1
4–7 Tage	33,9	19,2	33,6	16,1
8–14 Tage	15,3	17,9	16,5	16,2
15–21 Tage	3,8	7,6	4,8	7,9
22–28 Tage	1,9	5,3	2,2	5,2
29–42 Tage	1,8	7,1	2,3	7,6
>42 Tage	2,3	33,2	3,3	39,9

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.6 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Betriebsgröße (Anzahl der AOK-Mitglieder)					
	10–49	50–99	100–199	200–499	500–999	≥ 1.000
Erbringung von Finanzdienstleistungen	16,4	16,2	16,7	17,5	19,5	15,5
Mit Finanz- und Versicherungsdienstleistungen verbundene Tätigkeiten	17,0	18,0	17,5	26,8	–	–
Versicherungen, Rückversicherungen und Pensionskassen (ohne Sozialversicherung)	17,0	15,8	17,1	16,3	12,5	–
Branche gesamt	**16,6**	**16,3**	**16,8**	**17,4**	**18,9**	**15,5**
Alle Branchen	**24,5**	**26,4**	**26,8**	**26,5**	**26,3**	**26,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.7 Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Erbringung von Finanzdienstleistungen	4,9	4,9	4,2	2,6	3,0	2,0	5,0
Mit Finanz- und Versicherungsdienstleistungen verbundene Tätigkeiten	4,8	4,8	4,0	2,5	2,5	1,9	4,4
Versicherungen, Rückversicherungen und Pensionskassen (ohne Sozialversicherung)	4,5	5,2	4,1	2,4	2,9	2,2	4,3
Branche gesamt	**4,8**	**4,9**	**4,2**	**2,6**	**2,9**	**2,1**	**4,7**
Alle Branchen	**7,4**	**7,1**	**5,4**	**3,5**	**3,7**	**2,8**	**6,1**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.8 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Erbringung von Finanzdienstleistungen	17,8	18,0	15,3	9,7	10,9	7,4	18,2
Mit Finanz- und Versicherungsdienstleistungen verbundene Tätigkeiten	17,5	17,6	14,6	9,2	9,1	7,0	16,2
Versicherungen, Rückversicherungen und Pensionskassen (ohne Sozialversicherung)	16,5	19,0	14,9	8,8	10,7	8,2	15,6
Branche gesamt	**17,6**	**18,0**	**15,3**	**9,5**	**10,6**	**7,6**	**17,1**
Alle Branchen	**26,9**	**26,2**	**19,9**	**12,8**	**13,4**	**10,3**	**22,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.9 Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
Erbringung von Finanzdienstleistungen	0,6	1,7
Mit Finanz- und Versicherungsdienstleistungen verbundene Tätigkeiten	0,5	1,6
Versicherungen, Rückversicherungen und Pensionskassen (ohne Sozialversicherung)	0,4	1,5
Branche gesamt	**0,6**	**1,6**
Alle Branchen	**1,8**	**4,6**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.10 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	Arbeitsunfähigkeit je 1.000 AOK-Mitglieder	
	AU-Tage	AU-Fälle
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	330,8	9,4
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	237,2	9,8
Bankkaufleute	227,0	10,1
Anlageberater/innen u. sonstige Finanzdienstleistungsberufe	225,8	9,5
Versicherungskaufleute	193,0	8,2
Berufe in der Buchhaltung	171,7	6,5
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	155,1	8,4
Branche gesamt	**265,1**	**10,8**
Alle Branchen	**1.107,0**	**41,8**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.11 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Banken und Versicherungen in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder											
	Psyche		Herz/Kreislauf		Atemwege		Verdauung		Muskel/Skelett		Verletzungen	
	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle
2000	138,4	5,8	92,5	6,3	281,4	45,3	99,1	16,6	331,4	19,9	145,3	10,0
2001	144,6	6,6	99,8	7,1	264,1	44,4	98,8	17,3	334,9	20,5	147,6	10,3
2002	144,6	6,8	96,7	7,1	254,7	44,0	105,1	19,0	322,6	20,6	147,3	10,5
2003	133,9	6,9	88,6	7,1	261,1	46,5	99,0	18,7	288,0	19,5	138,2	10,3
2004	150,2	7,1	92,8	6,5	228,5	40,6	103,7	19,0	273,1	18,4	136,5	9,8
2005	147,5	7,0	85,1	6,5	270,1	47,7	100,1	17,9	248,8	18,1	132,1	9,7
2006	147,2	7,0	79,8	6,2	224,6	40,8	98,8	18,3	243,0	17,4	134,0	9,6
2007	167,2	7,5	87,7	6,3	243,9	44,4	103,0	19,6	256,9	18,1	125,2	9,1
2008 (WZ03)	172,7	7,7	86,7	6,5	258,1	46,8	106,2	20,0	254,0	18,0	134,6	9,5
2008 (WZ08)*	182,3	7,8	85,3	6,5	256,9	46,7	107,1	20,0	254,0	18,0	134,6	9,5
2009	182,3	8,2	80,6	6,2	303,2	54,6	105,4	20,2	242,2	17,7	134,2	9,6
2010	205,3	8,8	80,0	6,1	260,2	49,2	97,4	18,7	248,6	18,6	142,6	10,4
2011	209,2	8,9	73,8	5,7	268,8	49,4	90,7	17,9	228,7	17,6	132,3	9,8
2012	232,9	9,1	80,1	5,7	266,4	49,1	97,5	18,1	243,8	18,1	135,9	9,7
2013	230,1	9,0	70,7	5,4	321,0	58,3	94,4	17,9	219,7	17,3	128,9	9,8
2014	258,4	10,0	81,6	5,7	272,3	51,3	98,8	18,7	248,7	18,8	139,0	10,0
2015	256,7	10,1	81,6	5,9	340,5	60,5	99,9	18,6	249,0	18,4	144,9	10,0
2016	274,0	10,6	74,5	6,1	317,9	57,5	99,5	18,5	269,5	19,3	145,1	10,1
2017	276,6	10,5	76,7	5,8	325,8	57,0	91,6	17,0	270,1	18,8	148,2	9,7
2018	283,2	10,3	75,5	5,7	343,6	58,1	90,7	16,9	264,8	18,6	147,1	9,8
2019	296,2	10,4	75,5	5,6	298,3	53,2	86,9	15,9	252,5	17,9	144,0	9,2
2020	302,7	9,7	70,0	4,7	297,5	42,5	83,1	13,4	260,6	16,2	132,3	7,7
2021	308,8	10,3	71,0	4,7	233,7	34,5	75,6	12,5	253,4	16,4	132,1	10,0
2022	325,5	10,5	69,1	4,8	614,3	91,9	76,7	13,3	246,1	17,0	134,1	8,9
2023	338,9	11,7	70,5	5,2	460,6	83,3	86,5	15,3	245,2	18,0	137,0	9,2
2024	345,8	11,8	69,9	5,2	438,9	82,3	89,4	15,5	241,6	17,8	135,6	9,0

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich

Tab. 25.12 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Erbringung von Finanz- dienstleistungen	15,8	3,3	20,9	4,1	11,2	6,4	38,3
Mit Finanz- und Versi- cherungsdienstleistungen verbundene Tätigkeiten	16,5	3,2	19,1	4,3	11,5	6,8	38,5
Versicherungen, Rück- versicherungen und Pensionskassen (ohne Sozialversicherung)	17,3	3,2	20,5	4,2	11,2	5,3	38,2
Branche gesamt	**16,1**	**3,3**	**20,5**	**4,2**	**11,3**	**6,3**	**38,3**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.13 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Erbringung von Finanz- dienstleistungen	4,7	2,1	34,0	6,4	7,4	3,8	41,7
Mit Finanz- und Versi- cherungsdienstleistungen verbundene Tätigkeiten	5,1	2,2	32,7	6,6	7,2	3,7	42,5
Versicherungen, Rück- versicherungen und Pensionskassen (ohne Sozialversicherung)	5,3	2,2	34,7	6,2	7,3	3,5	40,9
Branche gesamt	**4,9**	**2,1**	**33,8**	**6,4**	**7,3**	**3,7**	**41,7**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.14 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Anlageberater/innen u. sonstige Finanzdienst- leistungsberufe	16,1	2,2	20,9	4,4	9,9	5,7	40,8
Bankkaufleute	15,7	3,1	21,9	4,2	9,9	6,3	38,9
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunika- tionstechnologien)	18,2	3,1	19,1	4,2	11,0	7,2	37,3
Berufe in der Buchhaltung	22,9	4,9	20,0	4,3	9,0	5,3	33,7
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	17,1	3,5	18,6	4,2	11,7	6,2	38,7
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	19,7	2,6	21,3	3,8	9,1	5,5	38,0
Versicherungskaufleute	16,7	2,7	21,5	4,2	10,4	6,1	38,4
Branche gesamt	**16,1**	**3,3**	**20,5**	**4,2**	**11,3**	**6,3**	**38,3**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.15 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Anlageberater/innen u. sonstige Finanzdienst- leistungsberufe	4,2	2,1	34,3	5,8	6,3	3,3	44,0
Bankkaufleute	4,5	2,0	34,9	6,4	6,5	3,7	42,0
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunika- tionstechnologien)	5,6	2,3	32,8	6,5	6,7	3,6	42,5
Berufe in der Buchhaltung	6,9	2,4	31,3	7,3	6,8	3,5	41,8
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	5,6	2,4	31,5	6,4	8,0	3,6	42,4
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	5,6	2,1	33,5	6,3	7,2	3,4	41,9
Versicherungskaufleute	4,8	1,8	35,2	6,3	6,4	3,6	41,8
Branche gesamt	**4,9**	**2,1**	**33,8**	**6,4**	**7,3**	**3,7**	**41,7**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.16 Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J06	Akute Infektionen an mehreren oder nicht näher bezeichneten Lokalisationen der oberen Atemwege	19,9	11,1
A09	Sonstige und nicht näher bezeichnete Gastroenteritis und Kolitis infektiösen und nicht näher bezeichneten Ursprungs	4,4	1,8
M54	Rückenschmerzen	2,7	3,0
B34	Viruskrankheit nicht näher bezeichneter Lokalisation	2,4	1,3
R10	Bauch- und Beckenschmerzen	2,1	1,1
J00	Akute Rhinopharyngitis [Erkältungsschnupfen]	2,1	1,0
R51	Kopfschmerz	2,0	0,9
F43	Reaktionen auf schwere Belastungen und Anpassungsstörungen	1,9	4,4
U07	Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern U07.-	1,7	1,2
G43	Migräne	1,4	0,6
J20	Akute Bronchitis	1,3	0,9
J03	Akute Tonsillitis	1,2	0,7
J98	Sonstige Krankheiten der Atemwege	1,2	0,7
R11	Übelkeit und Erbrechen	1,2	0,5
B99	Sonstige und nicht näher bezeichnete Infektionskrankheiten	1,1	0,6
F32	Depressive Episode	1,0	4,7
R53	Unwohlsein und Ermüdung	1,0	1,3
J40	Bronchitis, nicht als akut oder chronisch bezeichnet	1,0	0,6
J02	Akute Pharyngitis	1,0	0,5
K29	Gastritis und Duodenitis	0,9	0,5
K52	Sonstige nichtinfektiöse Gastroenteritis und Kolitis	0,9	0,4
Z98	Sonstige Zustände nach chirurgischem Eingriff	0,8	1,9

Tab. 25.16 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
I10	Essentielle (primäre) Hypertonie	0,8	0,8
J32	Chronische Sinusitis	0,8	0,5
R05	Husten	0,8	0,5
J01	Akute Sinusitis	0,8	0,5
F48	Andere neurotische Störungen	0,7	1,8
M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes, anderenorts nicht klassifiziert	0,7	0,7
R07	Hals- und Brustschmerzen	0,7	0,4
K08	Sonstige Krankheiten der Zähne und des Zahnhalteapparates	0,7	0,3
M25	Sonstige Gelenkkrankheiten, anderenorts nicht klassifiziert	0,6	0,7
R42	Schwindel und Taumel	0,6	0,5
N39	Sonstige Krankheiten des Harnsystems	0,6	0,3
F45	Somatoforme Störungen	0,5	1,5
R52	Schmerz, anderenorts nicht klassifiziert	0,5	0,5
T14	Verletzung an einer nicht näher bezeichneten Körperregion	0,5	0,5
R50	Fieber sonstiger und unbekannter Ursache	0,5	0,3
U08	COVID-19 in der Eigenanamnese	0,5	0,3
H10	Konjunktivitis	0,5	0,2
G47	Schlafstörungen	0,4	0,8
	Summe hier	**64,4**	**50,8**
	Restliche	35,6	49,2
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.17 Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Banken und Versicherungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J00–J06	Akute Infektionen der oberen Atemwege	26,0	14,5
A00–A09	Infektiöse Darmkrankheiten	5,1	2,1
R50–R69	Allgemeinsymptome	4,7	3,7
R10–R19	Symptome, die das Verdauungssystem und das Abdomen betreffen	3,5	1,9
F40–F48	Neurotische, Belastungs- und somatoforme Störungen	3,4	9,0
M50–M54	Sonstige Krankheiten der Wirbelsäule und des Rückens	3,2	4,1
B25–B34	Sonstige Viruskrankheiten	2,6	1,5
U00–U49	Vorläufige Zuordnungen für Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern	2,3	1,9
G40–G47	Episodische und paroxysmale Krankheiten des Nervensystems	2,3	1,7
R00–R09	Symptome, die das Kreislaufsystem und das Atmungssystem betreffen	1,9	1,3
K00–K14	Krankheiten der Mundhöhle, der Speicheldrüsen und der Kiefer	1,9	0,7
Z80–Z99	Personen mit potentiellen Gesundheitsrisiken aufgrund der Familien- oder Eigenanamnese und bestimmte Zustände, die den Gesundheitszustand beeinflussen	1,6	3,2
J40–J47	Chronische Krankheiten der unteren Atemwege	1,6	1,2
J20–J22	Sonstige akute Infektionen der unteren Atemwege	1,6	1,1
F30–F39	Affektive Störungen	1,3	7,4
M70–M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes	1,3	1,8
J30–J39	Sonstige Krankheiten der oberen Atemwege	1,3	0,9
K20–K31	Krankheiten des Ösophagus, des Magens und des Duodenums	1,3	0,8
J95–J99	Sonstige Krankheiten des Atmungssystems	1,3	0,8
K50–K52	Nichtinfektiöse Enteritis und Kolitis	1,2	0,7
B99–B99	Sonstige Infektionskrankheiten	1,1	0,6
M20–M25	Sonstige Gelenkkrankheiten	0,9	1,7
I10–I15	Hypertonie [Hochdruckkrankheit]	0,9	0,9
K55–K64	Sonstige Krankheiten des Darmes	0,9	0,7
N80–N98	Nichtentzündliche Krankheiten des weiblichen Genitaltraktes	0,9	0,6
N30–N39	Sonstige Krankheiten des Harnsystems	0,9	0,5
Z40–Z54	Personen, die das Gesundheitswesen zum Zwecke spezifischer Maßnahmen und zur medizinischen Betreuung in Anspruch nehmen	0,8	1,0

Tab. 25.17 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
R40–R46	Symptome, die das Erkennungs- und Wahrnehmungsvermögen, die Stimmung und das Verhalten betreffen	0,8	0,8
J09–J18	Grippe und Pneumonie	0,8	0,7
Z00–Z13	Personen, die das Gesundheitswesen zur Untersuchung und Abklärung in Anspruch nehmen	0,8	0,4
S80–S89	Verletzungen des Knies und des Unterschenkels	0,6	1,4
Z70–Z76	Personen, die das Gesundheitswesen aus sonstigen Gründen in Anspruch nehmen	0,6	0,9
E70–E90	Stoffwechselstörungen	0,6	0,5
C00–C75	Bösartige Neubildungen an genau bezeichneten Lokalisationen, als primär festgestellt oder vermutet, ausgenommen lymphatisches, blutbildendes und verwandtes Gewebe	0,5	2,3
S90–S99	Verletzungen der Knöchelregion und des Fußes	0,5	0,7
T08–T14	Verletzungen nicht näher bezeichneter Teile des Rumpfes, der Extremitäten oder anderer Körperregionen	0,5	0,6
D10–D36	Gutartige Neubildungen	0,5	0,5
H65–H75	Krankheiten des Mittelohres und des Warzenfortsatzes	0,5	0,3
H10–H13	Affektionen der Konjunktiva	0,5	0,2
M95–M99	Sonstige Krankheiten des Muskel-Skelett-Systems und des Bindegewebes	0,4	0,4
	Summe hier	**83,4**	**76,0**
	Restliche	16,6	24,0
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

25.2 Baugewerbe

Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Baugewerbe in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.18
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Baugewerbe nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr	Tab. 25.19
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024	Tab. 25.20
Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024	Tab. 25.21
Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024	Tab. 25.22
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024	Tab. 25.23
Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.24
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024	Tab. 25.25
Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.26
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.27
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Baugewerbe in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.28
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.29
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.30
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.31
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.32
Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.33
Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.34

Tab. 25.18 Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Baugewerbe in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Krankenstand in %			AU-Fälle je 100 AOK-Mitglieder			Tage je Fall		
	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund
2000	6,1	5,4	5,9	157,3	143,2	154,5	14,1	13,8	14,1
2001	6,0	5,5	5,9	156,3	141,5	153,6	14,0	14,1	14,0
2002	5,8	5,2	5,7	154,3	136,0	151,2	13,8	14,0	13,8
2003	5,4	4,6	5,3	148,8	123,0	144,3	13,3	13,7	13,3
2004	5,0	4,1	4,8	136,6	110,8	131,9	13,4	13,7	13,4
2005	4,8	4,0	4,7	136,0	107,1	130,8	13,0	13,7	13,1
2006	4,6	3,8	4,4	131,6	101,9	126,2	12,7	13,7	12,8
2007	4,9	4,2	4,8	141,4	110,3	135,7	12,7	14,0	12,9
2008 (WZ03)	5,1	4,5	4,9	147,8	114,9	141,8	12,5	14,2	12,8
2008 (WZ08)*	5,0	4,4	4,9	147,3	114,3	141,2	12,5	14,2	12,8
2009	5,1	4,7	5,1	151,8	120,8	146,2	12,4	14,2	12,6
2010	5,1	4,7	5,1	147,8	123,2	143,4	12,7	14,0	12,9
2011	5,2	4,4	5,1	154,0	128,0	149,3	12,4	12,7	12,5
2012	5,3	5,1	5,3	152,3	124,6	147,3	12,8	14,9	13,1
2013	5,4	5,2	5,3	158,9	130,1	153,8	12,3	14,5	12,6
2014	5,5	5,4	5,5	156,3	130,9	151,8	12,8	14,9	13,1
2015	5,5	5,6	5,5	162,4	139,6	158,4	12,4	14,5	12,7
2016	5,5	5,5	5,5	160,2	141,5	157,1	12,5	14,1	12,7
2017	5,3	5,5	5,4	154,6	140,5	152,2	12,6	14,4	12,9
2018	5,4	5,7	5,5	159,7	146,7	157,5	12,4	14,1	12,7
2019	5,4	5,7	5,4	154,6	144,4	152,9	12,7	14,4	13,0
2020	5,5	5,8	5,5	141,5	134,4	140,2	14,1	15,8	14,4
2021	5,3	6,0	5,4	147,1	142,3	146,3	13,3	15,3	13,6
2022	6,4	7,0	6,5	203,4	193,2	201,6	11,4	13,3	11,7
2023	6,3	6,9	6,4	209,8	191,1	206,6	11,0	13,1	11,3
2024	6,5	6,8	6,5	214,9	195,6	211,6	11,0	12,7	11,3

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.19 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Baugewerbe nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr

Bundesland	Kranken-stand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder				Tage je Fall	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Quote in %
		AU-Fälle	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Tage	Veränd. z. Vorj. in %			
Baden-Württemberg	6,1	213,8	3,9	2.229,7	3,2	10,4	–0,6	60,4
Bayern	6,1	188,7	2,6	2.235,2	3,4	11,8	0,8	58,9
Berlin	5,4	167,8	1,2	1.966,5	1,3	11,7	0,2	42,2
Brandenburg	7,2	188,9	0,9	2.621,9	–0,2	13,9	–1,2	59,0
Bremen	6,2	225,6	0,3	2.279,1	–3,4	10,1	–3,7	55,0
Hamburg	6,3	230,1	4,8	2.313,5	–0,4	10,1	–4,9	54,5
Hessen	6,6	209,6	4,2	2.426,4	3,3	11,6	–0,8	54,5
Mecklenburg-Vorpommern	7,6	221,7	4,6	2.764,2	1,6	12,5	–2,9	65,5
Niedersachsen	7,0	232,4	1,0	2.554,8	1,5	11,0	0,5	65,2
Nordrhein-Westfalen	6,8	236,9	1,7	2.486,3	0,5	10,5	–1,2	60,0
Rheinland-Pfalz	6,8	225,6	0,6	2.475,1	1,2	11,0	0,6	60,3
Saarland	7,4	243,0	2,9	2.715,3	–4,1	11,2	–6,9	63,9
Sachsen	6,4	187,3	2,5	2.350,3	–0,8	12,5	–3,3	62,9
Sachsen-Anhalt	7,2	213,6	1,6	2.618,1	–2,1	12,3	–3,7	63,5
Schleswig-Holstein	7,3	252,1	2,3	2.656,6	4,1	10,5	1,7	66,5
Thüringen	7,0	196,9	2,6	2.555,4	0,0	13,0	–2,5	64,4
West	**6,5**	**214,9**	**2,5**	**2.364,8**	**2,2**	**11,0**	**–0,2**	**59,7**
Ost	**6,8**	**195,6**	**2,4**	**2.490,2**	**–0,6**	**12,7**	**–2,9**	**63,1**
Bund	**6,5**	**211,6**	**2,5**	**2.383,9**	**1,7**	**11,3**	**–0,7**	**60,1**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.20 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Krankenstand in %		Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %
	2024	2024 stand.*	Fälle	Tage		
Hochbau	7,1	5,7	185,0	2.610,7	14,1	58,9
Tiefbau	6,9	5,8	200,2	2.527,3	12,6	58,3
Vorbereitende Baustellenarbeiten, Bauinstallation und sonstiges Ausbaugewerbe	6,3	5,8	219,8	2.307,3	10,5	60,7
Branche gesamt	**6,5**	**5,8**	**211,6**	**2.383,9**	**11,3**	**60,1**
Alle Branchen	**6,5**	**6,6**	**228,2**	**2.390,5**	**10,5**	**63,7**

* Krankenstand alters- und geschlechtsstandardisiert
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.21 Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024

Tätigkeit	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %	Anteil der Berufsgruppe an der Branche in %*
		AU-Fälle	AU-Tage			
Aufsichts-/Führungskr. – Bauplanung u. -überwachung, Architektur	4,8	128,2	1.744,3	13,6	50,1	1,2
Berufe für Maler- u. Lackierarbeiten	7,0	256,0	2.562,6	10,0	68,9	5,4
Berufe im Aus- u. Trockenbau (ohne Spez.)	5,4	162,4	1.961,5	12,1	43,9	4,8
Berufe im Beton- u. Stahlbetonbau	6,9	179,8	2.541,2	14,1	48,8	1,7
Berufe im Hochbau (ohne Spez.)	6,4	172,9	2.348,7	13,6	47,9	14,1
Berufe im Holz-, Möbel- u. Innenausbau	6,6	219,8	2.405,5	10,9	68,4	1,7
Berufe im Maurerhandwerk	8,7	218,2	3.186,8	14,6	68,8	3,8
Berufe im Straßen- u. Asphaltbau	7,7	262,9	2.830,5	10,8	72,2	1,7
Berufe im Tiefbau (ohne Spez.)	7,1	199,0	2.608,5	13,1	54,7	4,9
Berufe in der Bauelektrik	6,2	293,9	2.277,6	7,7	71,8	5,6

Tab. 25.21 (Fortsetzung)

Tätigkeit	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %	Anteil der Berufsgruppe an der Branche in %*
		AU-Fälle	AU-Tage			
Berufe in der Dachdeckerei	8,2	270,2	2.999,0	11,1	73,7	2,0
Berufe in der Elektrotechnik (ohne Spez.)	6,3	247,6	2.293,1	9,3	61,6	2,4
Berufe in der Fliesen-, Platten- u. Mosaikverlegung	6,9	229,9	2.536,6	11,0	67,5	1,2
Berufe in der Sanitär-, Heizungs- u. Klimatechnik	7,1	303,8	2.592,9	8,5	75,5	6,8
Berufe in der Zimmerei	7,1	216,5	2.592,5	12,0	69,9	1,9
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	8,0	170,2	2.921,8	17,2	59,9	1,2
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	4,2	152,7	1.550,2	10,1	52,8	6,4
Führer/innen von Erdbewegungs- u. verwandten Maschinen	8,2	187,0	3.016,5	16,1	64,1	1,9
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	4,1	167,6	1.511,0	9,0	61,3	1,2
Maschinen- u. Gerätezusammensetzer/innen	7,0	196,4	2.578,2	13,1	57,5	1,5
Branche gesamt	**6,5**	**211,6**	**2.383,9**	**11,3**	**60,1**	**7,2****

* Anteil der AOK-Mitglieder in der Berufsgruppe an den in der Branche beschäftigten AOK-Mitgliedern insgesamt
** Anteil der AOK-Mitglieder in der Branche an allen AOK-Mitgliedern
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.22 Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024

Fallklasse	Branche hier		Alle Branchen	
	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %
1–3 Tage	40,5	7,0	37,2	7,1
4–7 Tage	31,3	13,6	33,6	16,1
8–14 Tage	15,0	13,7	16,5	16,2
15–21 Tage	4,6	7,0	4,8	7,9
22–28 Tage	2,1	4,6	2,2	5,2
29–42 Tage	2,3	7,1	2,3	7,6
>42 Tage	4,2	47,1	3,3	39,9

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.23 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Betriebsgröße (Anzahl der AOK-Mitglieder)					
	10–49	50–99	100–199	200–499	500–999	≥ 1.000
Hochbau	27,1	26,1	24,9	24,5	21,6	24,9
Tiefbau	26,6	26,6	24,1	25,6	17,3	16,9
Vorbereitende Baustellenarbeiten, Bauinstallation und sonstiges Ausbaugewerbe	23,7	22,6	21,5	21,8	29,5	–
Branche gesamt	**24,7**	**24,3**	**23,3**	**23,9**	**23,9**	**19,6**
Alle Branchen	**24,5**	**26,4**	**26,8**	**26,5**	**26,3**	**26,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.24 Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/Techniker	Bachelor	Diplom/Magister/Master/Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Hochbau	7,7	8,1	5,7	2,7	2,9	7,5	6,2
Tiefbau	7,7	7,8	5,5	2,7	2,9	9,2	5,9
Vorbereitende Baustellenarbeiten, Bauinstallation und sonstiges Ausbaugewerbe	6,6	6,8	5,4	3,2	3,7	4,9	5,7
Branche gesamt	**6,9**	**7,2**	**5,4**	**3,0**	**3,3**	**5,7**	**5,8**
Alle Branchen	**7,4**	**7,1**	**5,4**	**3,5**	**3,7**	**2,8**	**6,1**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.25 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/Techniker	Bachelor	Diplom/Magister/Master/Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Hochbau	28,0	29,7	20,8	10,0	10,6	27,5	22,6
Tiefbau	28,3	28,7	20,0	9,9	10,5	33,8	21,4
Vorbereitende Baustellenarbeiten, Bauinstallation und sonstiges Ausbaugewerbe	24,3	25,0	19,6	11,7	13,7	18,0	21,0
Branche gesamt	**25,3**	**26,3**	**19,9**	**10,9**	**12,2**	**21,0**	**21,3**
Alle Branchen	**26,9**	**26,2**	**19,9**	**12,8**	**13,4**	**10,3**	**22,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.26 Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
Hochbau	4,5	11,5
Tiefbau	3,9	9,3
Vorbereitende Baustellenarbeiten, Bauinstallation und sonstiges Ausbaugewerbe	3,5	9,1
Branche gesamt	**3,7**	**9,6**
Alle Branchen	**1,8**	**4,6**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.27 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	Arbeitsunfähigkeit je 1.000 AOK-Mitglieder	
	AU-Tage	AU-Fälle
Berufe in der Zimmerei	4.549,0	162,0
Berufe in der Dachdeckerei	4.182,4	150,5
Berufe im Maurerhandwerk	4.008,4	112,1
Berufe im Beton- u. Stahlbetonbau	3.607,1	98,7
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	3.534,9	83,9
Berufe im Hochbau (ohne Spez.)	3.017,2	86,4
Berufe im Tiefbau (ohne Spez.)	2.820,0	94,5
Führer/innen von Erdbewegungs- u. verwandten Maschinen	2.784,5	74,0
Berufe im Straßen- u. Asphaltbau	2.745,3	107,8
Maschinen- u. Gerätezusammensetzer/innen	2.593,5	77,8
Berufe im Holz-, Möbel- u. Innenausbau	2.462,2	100,1
Berufe im Aus- u. Trockenbau (ohne Spez.)	2.231,6	72,1
Berufe in der Sanitär-, Heizungs- u. Klimatechnik	2.228,0	106,9
Berufe für Maler- u. Lackiererarbeiten	2.122,4	79,6
Berufe in der Elektrotechnik (ohne Spez.)	1.950,8	72,3
Berufe in der Fliesen-, Platten- u. Mosaikverlegung	1.828,0	70,4
Berufe in der Bauelektrik	1.680,9	81,7
Aufsichts-/Führungskr. – Bauplanung u. -überwachung, Architektur	1.003,7	29,1
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	258,0	8,9
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	243,2	11,0
Branche gesamt	**2.282,9**	**78,1**
Alle Branchen	**1.107,0**	**41,8**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.28 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Baugewerbe in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder											
	Psyche		Herz/Kreislauf		Atemwege		Verdauung		Muskel/Skelett		Verletzungen	
	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle
2000	80,8	3,6	159,7	6,9	275,1	39,2	144,2	19,3	780,1	41,2	528,8	31,2
2001	89,0	4,2	163,6	7,3	262,0	39,0	145,0	19,7	799,9	42,3	508,4	30,3
2002	90,7	4,4	159,7	7,3	240,8	36,7	141,0	20,2	787,2	41,8	502,0	29,7
2003	84,7	4,3	150,0	7,1	233,3	36,7	130,8	19,1	699,3	38,2	469,0	28,6
2004	102,0	4,4	158,3	6,6	200,2	30,6	132,1	18,6	647,6	36,0	446,6	26,8
2005	101,1	4,2	155,2	6,5	227,0	34,7	122,8	17,0	610,4	34,2	435,3	25,7
2006	91,9	4,1	146,4	6,4	184,3	29,1	119,4	17,8	570,6	33,8	442,6	26,4
2007	105,1	4,4	148,5	6,6	211,9	33,5	128,7	19,3	619,3	35,6	453,9	26,0
2008 (WZ03)	108,2	4,6	157,3	6,9	218,5	34,9	132,8	20,4	646,1	37,0	459,8	26,5
2008 (WZ08)*	107,3	4,6	156,4	6,9	217,0	34,7	131,4	20,2	642,3	36,9	459,2	26,5
2009	112,3	4,9	163,5	7,1	254,8	40,1	132,5	19,8	629,8	35,7	458,7	26,0
2010	121,0	5,0	160,5	6,9	216,2	34,1	127,0	18,4	654,5	36,6	473,1	26,5
2011	124,5	5,5	154,9	7,1	224,1	35,9	124,9	18,8	631,6	37,4	464,5	26,4
2012	143,7	5,7	178,5	7,4	223,4	35,0	133,8	18,7	679,9	37,5	475,7	25,0
2013	146,2	5,8	177,4	6,9	271,3	42,0	136,2	18,9	666,4	36,9	462,7	24,5
2014	157,4	6,4	183,4	7,3	227,2	35,6	139,0	19,3	716,4	38,9	475,9	24,6
2015	161,3	6,5	179,6	7,3	272,6	42,5	138,2	19,2	694,8	38,0	463,5	23,8
2016	159,3	6,5	162,8	7,4	254,0	40,8	130,8	19,0	708,1	38,3	459,7	23,3
2017	157,7	6,5	158,6	7,2	249,5	39,6	125,8	17,9	690,3	37,2	447,8	22,1
2018	161,2	6,6	155,9	7,3	273,2	42,6	124,1	17,9	679,6	37,0	455,8	22,2
2019	170,3	6,7	160,0	7,4	238,9	39,0	121,3	17,5	689,2	37,0	447,2	21,2
2020	177,6	6,3	161,0	6,6	254,9	33,9	117,4	15,5	714,9	36,5	435,0	19,1
2021	179,3	6,5	156,3	6,8	237,7	32,6	111,5	14,9	711,1	38,1	428,1	22,7
2022	192,0	7,0	164,6	7,1	485,3	72,9	116,8	16,4	723,8	41,2	447,5	21,5
2023	215,8	7,9	172,7	7,6	381,5	66,7	128,9	18,5	768,7	44,9	458,5	22,1
2024	227,4	8,1	173,2	7,6	383,6	68,4	131,8	18,7	782,3	45,2	457,1	21,7

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.29 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Hochbau	6,6	6,2	9,5	3,9	26,5	14,5	32,7
Tiefbau	7,9	6,4	11,1	4,2	25,2	12,6	32,6
Vorbereitende Baustellenarbeiten, Bauinstallation und sonstiges Ausbaugewerbe	7,2	5,1	13,0	4,2	24,0	14,6	32,0
Branche gesamt	**7,1**	**5,4**	**12,1**	**4,1**	**24,6**	**14,4**	**32,2**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.30 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Hochbau	3,0	3,6	22,6	7,1	18,0	8,6	37,1
Tiefbau	3,3	3,5	22,9	7,1	18,0	7,7	37,4
Vorbereitende Baustellenarbeiten, Bauinstallation und sonstiges Ausbaugewerbe	3,0	2,6	26,4	6,9	16,4	8,0	36,7
Branche gesamt	**3,0**	**2,8**	**25,5**	**6,9**	**16,8**	**8,1**	**36,9**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.31 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Aufsichts-/Führungskr. – Bauplanung u. -überwachung, Architektur	12,6	5,8	11,5	3,7	18,6	10,0	37,8
Berufe für Maler- u. Lackierarbeiten	6,7	4,7	13,3	4,3	25,6	14,2	31,3
Berufe im Aus- u. Trockenbau (ohne Spez.)	5,2	5,6	10,2	4,2	27,9	16,3	30,6
Berufe im Beton- u. Stahlbetonbau	5,9	6,6	8,7	4,3	28,0	15,8	30,8
Berufe im Hochbau (ohne Spez.)	5,6	5,7	9,3	4,3	27,7	16,5	30,8
Berufe im Holz-, Möbel- u. Innenausbau	7,2	4,1	12,3	3,9	24,6	16,7	31,2
Berufe im Maurerhandwerk	5,3	6,2	8,6	3,7	29,2	15,6	31,3
Berufe im Straßen- u. Asphaltbau	7,3	5,3	12,1	4,3	24,9	14,8	31,3
Berufe im Tiefbau (ohne Spez.)	5,9	6,6	10,2	4,2	28,3	14,4	30,4
Berufe in der Bauelektrik	6,6	4,4	17,8	4,3	19,5	14,8	32,5
Berufe in der Dachdeckerei	5,4	4,5	11,3	3,8	25,1	19,6	30,4
Berufe in der Elektrotechnik (ohne Spez.)	6,7	4,7	15,2	4,6	24,4	14,5	29,9
Berufe in der Fliesen-, Platten- u. Mosaikverlegung	6,0	5,1	10,7	4,0	30,5	12,8	31,0
Berufe in der Sanitär-, Heizungs- u. Klimatechnik	6,0	4,7	15,7	4,2	22,3	15,4	31,7
Berufe in der Zimmerei	4,4	4,6	10,5	3,6	24,7	23,2	29,1
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	6,6	7,5	8,6	4,1	24,2	14,0	34,9
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	14,7	4,0	14,9	4,0	15,8	7,5	39,1
Führer/innen von Erdbewegungs- u. verwandten Maschinen	7,4	8,1	8,6	4,4	24,6	11,6	35,2

Tab. 25.31 (Fortsetzung)

Tätigkeit	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	14,4	4,2	18,0	4,6	12,3	6,7	39,8
Maschinen- u. Gerätezusammensetzer/innen	6,8	6,2	10,8	4,5	27,4	15,3	29,0
Branche gesamt	**7,1**	**5,4**	**12,1**	**4,1**	**24,6**	**14,4**	**32,2**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.32 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Aufsichts-/Führungskr. – Bauplanung u. -überwachung, Architektur	4,3	4,2	25,6	7,1	13,0	5,8	40,1
Berufe für Maler- u. Lackiererarbeiten	2,9	2,3	26,9	7,1	16,8	7,7	36,3
Berufe im Aus- u. Trockenbau (ohne Spez.)	2,8	3,0	22,1	7,1	22,0	8,9	34,1
Berufe im Beton- u. Stahlbetonbau	2,7	3,6	20,0	7,1	21,9	9,2	35,5
Berufe im Hochbau (ohne Spez.)	2,8	3,3	20,7	7,2	22,3	9,4	34,3
Berufe im Holz-, Möbel- u. Innenausbau	2,8	2,3	27,0	6,7	15,6	9,5	36,2
Berufe im Maurerhandwerk	2,5	3,3	22,1	7,1	18,9	9,9	36,1
Berufe im Straßen- u. Asphaltbau	2,9	2,7	24,6	7,2	16,3	8,9	37,4
Berufe im Tiefbau (ohne Spez.)	3,0	3,5	21,0	7,3	21,0	8,7	35,6
Berufe in der Bauelektrik	2,4	1,9	31,1	6,7	12,7	7,6	37,7
Berufe in der Dachdeckerei	2,7	2,3	25,3	6,8	15,9	10,8	36,3

Tab. 25.32 (Fortsetzung)

Tätigkeit	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Berufe in der Elektrotechnik (ohne Spez.)	3,0	2,4	27,8	6,9	17,5	7,3	35,1
Berufe in der Fliesen-, Platten- u. Mosaikverlegung	2,4	2,3	24,8	7,0	20,6	7,5	35,5
Berufe in der Sanitär-, Heizungs- u. Klimatechnik	2,3	1,9	29,5	6,7	14,2	8,4	37,1
Berufe in der Zimmerei	2,2	2,3	26,5	6,0	15,0	13,7	34,2
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	3,6	5,4	18,3	7,1	18,1	8,1	39,5
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	4,8	2,8	28,2	6,8	9,1	4,1	44,3
Führer/innen von Erdbewegungs- u. verwandten Maschinen	3,4	4,9	19,4	7,7	18,0	7,6	39,1
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	4,3	2,5	31,5	7,1	7,8	3,9	43,0
Maschinen- u. Gerätezusammensetzer/innen	3,4	3,3	22,9	6,8	20,9	8,5	34,2
Branche gesamt	**3,0**	**2,8**	**25,5**	**6,9**	**16,8**	**8,1**	**36,9**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.33 Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J06	Akute Infektionen an mehreren oder nicht näher bezeichneten Lokalisationen der oberen Atemwege	14,0	5,6
M54	Rückenschmerzen	6,8	6,5
A09	Sonstige und nicht näher bezeichnete Gastroenteritis und Kolitis infektiösen und nicht näher bezeichneten Ursprungs	4,6	1,3
R51	Kopfschmerz	1,9	0,6
B34	Viruskrankheit nicht näher bezeichneter Lokalisation	1,8	0,7
M25	Sonstige Gelenkkrankheiten, anderenorts nicht klassifiziert	1,7	2,1
R10	Bauch- und Beckenschmerzen	1,6	0,7
J00	Akute Rhinopharyngitis [Erkältungsschnupfen]	1,6	0,6
I10	Essentielle (primäre) Hypertonie	1,3	1,2
T14	Verletzung an einer nicht näher bezeichneten Körperregion	1,2	1,3
J20	Akute Bronchitis	1,2	0,6
M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes, anderenorts nicht klassifiziert	1,1	0,9
K52	Sonstige nichtinfektiöse Gastroenteritis und Kolitis	1,0	0,3
R11	Übelkeit und Erbrechen	1,0	0,3
K08	Sonstige Krankheiten der Zähne und des Zahnhalteapparates	1,0	0,2
Z98	Sonstige Zustände nach chirurgischem Eingriff	0,9	2,9
F43	Reaktionen auf schwere Belastungen und Anpassungsstörungen	0,9	1,7
J40	Bronchitis, nicht als akut oder chronisch bezeichnet	0,9	0,5
K29	Gastritis und Duodenitis	0,9	0,4
M51	Sonstige Bandscheibenschäden	0,8	2,3
M99	Biomechanische Funktionsstörungen, anderenorts nicht klassifiziert	0,8	0,7
R53	Unwohlsein und Ermüdung	0,8	0,6
J03	Akute Tonsillitis	0,8	0,4
J98	Sonstige Krankheiten der Atemwege	0,8	0,4
B99	Sonstige und nicht näher bezeichnete Infektionskrankheiten	0,8	0,3
M75	Schulterläsionen	0,7	2,1

Tab. 25.33 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
S93	Luxation, Verstauchung und Zerrung der Gelenke und Bänder in Höhe des oberen Sprunggelenkes und des Fußes	0,7	1,0
R52	Schmerz, anderenorts nicht klassifiziert	0,7	0,7
U07	Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern U07.-	0,7	0,4
R07	Hals- und Brustschmerzen	0,7	0,3
J02	Akute Pharyngitis	0,7	0,3
F32	Depressive Episode	0,6	2,0
M23	Binnenschädigung des Kniegelenkes [internal derangement]	0,6	1,6
M77	Sonstige Enthesopathien	0,6	0,7
R05	Husten	0,6	0,3
G43	Migräne	0,6	0,2
R42	Schwindel und Taumel	0,5	0,4
J01	Akute Sinusitis	0,5	0,2
J32	Chronische Sinusitis	0,5	0,2
R50	Fieber sonstiger und unbekannter Ursache	0,5	0,2
	Summe hier	**59,4**	**43,7**
	Restliche	40,6	56,3
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.34 Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Baugewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J00–J06	Akute Infektionen der oberen Atemwege	18,5	7,5
M50–M54	Sonstige Krankheiten der Wirbelsäule und des Rückens	7,9	8,7
A00–A09	Infektiöse Darmkrankheiten	5,4	1,6
R50–R69	Allgemeinsymptome	4,6	2,9
M70–M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes	2,9	4,5
R10–R19	Symptome, die das Verdauungssystem und das Abdomen betreffen	2,8	1,2
M20–M25	Sonstige Gelenkkrankheiten	2,3	3,8
K00–K14	Krankheiten der Mundhöhle, der Speicheldrüsen und der Kiefer	2,2	0,6
B25–B34	Sonstige Viruskrankheiten	1,9	0,8
Z80–Z99	Personen mit potentiellen Gesundheitsrisiken aufgrund der Familien- oder Eigenanamnese und bestimmte Zustände, die den Gesundheitszustand beeinflussen	1,8	4,6
F40–F48	Neurotische, Belastungs- und somatoforme Störungen	1,8	3,6
R00–R09	Symptome, die das Kreislaufsystem und das Atmungssystem betreffen	1,8	1,2
J40–J47	Chronische Krankheiten der unteren Atemwege	1,6	1,3
J20–J22	Sonstige akute Infektionen der unteren Atemwege	1,5	0,8
T08–T14	Verletzungen nicht näher bezeichneter Teile des Rumpfes, der Extremitäten oder anderer Körperregionen	1,4	1,6
I10–I15	Hypertonie [Hochdruckkrankheit]	1,4	1,4
G40–G47	Episodische und paroxysmale Krankheiten des Nervensystems	1,4	1,0
S60–S69	Verletzungen des Handgelenkes und der Hand	1,3	2,3
K20–K31	Krankheiten des Ösophagus, des Magens und des Duodenums	1,3	0,6
K50–K52	Nichtinfektiöse Enteritis und Kolitis	1,3	0,5
S90–S99	Verletzungen der Knöchelregion und des Fußes	1,2	1,9
S80–S89	Verletzungen des Knies und des Unterschenkels	1,0	2,7
U00–U49	Vorläufige Zuordnungen für Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern	1,0	0,6
J95–J99	Sonstige Krankheiten des Atmungssystems	1,0	0,6
Z40–Z54	Personen, die das Gesundheitswesen zum Zwecke spezifischer Maßnahmen und zur medizinischen Betreuung in Anspruch nehmen	0,9	1,0
K55–K64	Sonstige Krankheiten des Darmes	0,9	0,7

Tab. 25.34 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J30–J39	Sonstige Krankheiten der oberen Atemwege	0,9	0,5
B99–B99	Sonstige Infektionskrankheiten	0,9	0,4
F30–F39	Affektive Störungen	0,8	2,9
M15–M19	Arthrose	0,8	2,8
M95–M99	Sonstige Krankheiten des Muskel-Skelett-Systems und des Bindegewebes	0,8	0,8
J09–J18	Grippe und Pneumonie	0,8	0,6
Z00–Z13	Personen, die das Gesundheitswesen zur Untersuchung und Abklärung in Anspruch nehmen	0,8	0,5
G50–G59	Krankheiten von Nerven, Nervenwurzeln und Nervenplexus	0,7	1,6
R40–R46	Symptome, die das Erkennungs- und Wahrnehmungsvermögen, die Stimmung und das Verhalten betreffen	0,7	0,6
E70–E90	Stoffwechselstörungen	0,7	0,5
S00–S09	Verletzungen des Kopfes	0,6	0,6
I30–I52	Sonstige Formen der Herzkrankheit	0,5	1,2
M05–M14	Entzündliche Polyarthropathien	0,5	0,7
L00–L08	Infektionen der Haut und der Unterhaut	0,5	0,6
	Summe hier	**81,1**	**72,3**
	Restliche	18,9	27,7
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

25.3 Dienstleistungen

Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Dienstleistungen in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.35
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Dienstleistungen nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr	Tab. 25.36
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024	Tab. 25.37
Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024	Tab. 25.38
Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024	Tab. 25.39
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024	Tab. 25.40
Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.41
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024	Tab. 25.42
Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.43
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.44
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Dienstleistungen in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.45
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.46
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.47
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.48
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.49
Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.50
Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.51

Tab. 25.35 Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Dienstleistungen in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Krankenstand in %			AU-Fälle je 100 AOK-Mitglieder			Tage je Fall		
	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund
2000	4,6	5,6	4,8	148,6	164,9	150,9	11,4	12,3	11,5
2001	4,6	5,4	4,7	146,9	156,2	148,2	11,4	12,7	11,6
2002	4,5	5,2	4,6	145,2	151,7	146,1	11,3	12,4	11,5
2003	4,3	4,7	4,3	141,5	142,9	141,7	11,0	11,9	11,2
2004	3,9	4,1	4,0	126,9	126,1	126,8	11,3	12,0	11,4
2005	3,8	3,9	3,8	126,6	120,6	125,6	11,0	11,8	11,2
2006	3,7	3,8	3,8	127,3	118,9	125,9	10,7	11,6	10,9
2007	4,0	4,1	4,1	140,5	129,9	138,7	10,5	11,5	10,7
2008 (WZ03)	4,2	4,3	4,2	149,0	134,6	146,5	10,4	11,6	10,6
2008 (WZ08)*	4,1	4,2	4,1	147,0	135,3	145,0	10,3	11,4	10,4
2009	4,2	4,5	4,2	146,3	140,1	145,2	10,4	11,6	10,6
2010	4,2	4,6	4,2	146,7	146,7	146,7	10,4	11,3	10,5
2011	4,3	4,4	4,3	152,5	148,8	151,9	10,2	10,7	10,3
2012	4,3	4,7	4,4	148,4	136,4	146,4	10,6	12,5	10,9
2013	4,3	4,7	4,4	151,5	141,0	149,7	10,3	12,3	10,6
2014	4,3	4,8	4,4	148,4	138,9	146,8	10,6	12,6	10,9
2015	4,4	4,9	4,5	153,9	146,5	152,7	10,4	12,1	10,7
2016	4,3	5,0	4,4	151,3	148,5	150,8	10,4	12,3	10,7
2017	4,3	5,1	4,4	148,6	149,0	148,7	10,5	12,5	10,8
2018	4,4	5,3	4,5	152,5	153,5	152,7	10,5	12,5	10,8
2019	4,3	5,2	4,5	146,4	147,9	146,6	10,8	12,8	11,1
2020	4,2	5,1	4,4	121,4	128,4	122,5	12,7	14,6	13,1
2021	4,1	5,1	4,2	124,2	131,0	125,3	12,0	14,3	12,4
2022	5,3	6,4	5,4	186,8	193,3	187,8	10,3	12,0	10,6
2023	5,2	6,3	5,4	197,4	200,8	197,8	9,7	11,4	10,0
2024	5,2	6,2	5,4	199,5	202,1	199,8	9,6	11,2	9,8

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.36 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Dienstleistungen nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr

Bundesland	Kranken-stand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder				Tage je Fall	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Quote in %
		AU-Fälle	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Tage	Veränd. z. Vorj. in %			
Baden-Württemberg	4,7	185,1	1,0	1.723,5	0,3	9,3	–0,7	53,3
Bayern	4,7	180,4	1,4	1.708,6	0,4	9,5	–1,0	51,3
Berlin	5,1	190,4	1,4	1.870,4	–0,8	9,8	–2,1	49,2
Brandenburg	6,1	179,0	–1,3	2.238,6	–0,5	12,5	0,9	51,5
Bremen	5,8	230,1	–0,9	2.132,2	–3,1	9,3	–2,3	57,7
Hamburg	5,0	205,5	1,6	1.845,7	–0,7	9,0	–2,2	53,0
Hessen	5,5	211,4	2,1	2.000,5	–0,1	9,5	–2,2	54,9
Mecklenburg-Vorpommern	6,5	200,2	0,2	2.372,5	–1,0	11,9	–1,2	56,8
Niedersachsen	5,7	214,1	0,0	2.068,2	–1,6	9,7	–1,6	58,2
Nordrhein-Westfalen	5,8	216,5	0,8	2.104,6	–0,3	9,7	–1,1	55,3
Rheinland-Pfalz	5,3	197,2	–0,1	1.929,2	–1,1	9,8	–1,0	52,6
Saarland	5,8	196,5	2,8	2.134,1	4,2	10,9	1,4	52,8
Sachsen	5,9	197,9	–0,1	2.166,0	–0,8	10,9	–0,6	60,8
Sachsen-Anhalt	6,9	224,5	3,4	2.515,7	–0,2	11,2	–3,4	60,7
Schleswig-Holstein	5,9	215,2	2,3	2.148,7	0,7	10,0	–1,6	56,3
Thüringen	6,4	209,7	1,5	2.341,2	–0,8	11,2	–2,3	60,0
West	**5,2**	**199,5**	**1,1**	**1.907,3**	**–0,2**	**9,6**	**–1,3**	**53,9**
Ost	**6,2**	**202,1**	**0,7**	**2.270,8**	**–0,7**	**11,2**	**–1,3**	**59,3**
Bund	**5,4**	**199,8**	**1,0**	**1.965,3**	**–0,3**	**9,8**	**–1,3**	**54,7**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.37 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Krankenstand in %		Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %
	2024	2024 stand.*	Fälle	Tage		
Erbringung von freiberuflichen, wissenschaftlichen und technischen Dienstleistungen	4,5	4,8	190,3	1.631,0	8,6	60,2
Erbringung von sonstigen Dienstleistungen	5,8	5,7	208,5	2.139,7	10,3	61,2
Erbringung von sonstigen wirtschaftlichen Dienstleistungen	6,4	6,5	240,0	2.358,0	9,8	55,4
Gastgewerbe	4,7	4,9	157,6	1.736,3	11,0	45,3
Grundstücks- und Wohnungswesen	5,5	5,4	185,1	2.010,6	10,9	58,8
Information und Kommunikation	4,0	4,6	170,8	1.462,6	8,6	56,5
Kunst, Unterhaltung und Erholung	5,7	5,7	183,1	2.083,7	11,4	54,0
Private Haushalte mit Hauspersonal, Herstellung von Waren und Erbringung von Dienstleistungen durch private Haushalte für den Eigenbedarf	4,1	4,0	123,6	1.509,4	12,2	42,9
Branche gesamt	**5,4**	**5,5**	**199,8**	**1.965,3**	**9,8**	**54,7**
Alle Branchen	**6,5**	**6,6**	**228,2**	**2.390,5**	**10,5**	**63,7**

* Krankenstand alters- und geschlechtsstandardisiert
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.38 Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024

Tätigkeit	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %	Anteil der Berufsgruppe an der Branche in %*
		AU-Fälle	AU-Tage			
Berufe im Dialogmarketing	10,0	450,7	3.659,2	8,1	74,3	1,2
Berufe im Friseurgewerbe	4,3	197,8	1.556,4	7,9	57,2	1,7
Berufe im Gartenbau (ohne Spez.)	6,8	219,8	2.486,2	11,3	58,9	1,2
Berufe im Gastronomieservice (ohne Spez.)	4,5	154,7	1.661,8	10,7	43,7	7,5
Berufe im Hotelservice	5,3	214,1	1.935,3	9,0	56,3	2,2
Berufe im Objekt-, Werte- u. Personenschutz	6,6	207,0	2.411,7	11,6	54,8	3,5
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	4,6	200,5	1.685,6	8,4	56,3	1,0
Berufe in der Buchhaltung	4,1	167,0	1.500,3	9,0	59,9	1,0
Berufe in der Gebäudereinigung	6,9	208,0	2.538,1	12,2	57,0	1,9
Berufe in der Gebäudetechnik (ohne Spez.)	6,4	176,6	2.342,2	13,3	57,5	1,9
Berufe in der Hauswirtschaft	6,9	196,3	2.530,8	12,9	58,2	1,1
Berufe in der Lagerwirtschaft	6,4	299,5	2.326,1	7,8	50,7	7,3
Berufe in der Metallbearbeitung (ohne Spez.)	6,0	306,8	2.199,5	7,2	57,3	1,9
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	6,7	204,0	2.449,7	12,0	56,4	10,8
Berufe in der Softwareentwicklung	2,7	150,3	998,9	6,6	54,2	1,1
Berufe in der Steuerberatung	3,8	204,6	1.382,8	6,8	64,2	1,5
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	4,6	189,1	1.668,2	8,8	57,6	5,2

Tab. 25.38 (Fortsetzung)

Tätigkeit	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %	Anteil der Berufsgruppe an der Branche in %*
		AU-Fälle	AU-Tage			
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	4,4	181,6	1.604,9	8,8	60,9	1,4
Köche/Köchinnen (ohne Spez.)	4,9	154,0	1.796,1	11,7	44,7	7,3
Branche gesamt	**5,4**	**199,8**	**1.965,3**	**9,8**	**54,7**	**27,1****

* Anteil der AOK-Mitglieder in der Berufsgruppe an den in der Branche beschäftigten AOK-Mitgliedern insgesamt
** Anteil der AOK-Mitglieder in der Branche an allen AOK-Mitgliedern
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.39 Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024

Fallklasse	Branche hier		Alle Branchen	
	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %
1–3 Tage	37,4	7,6	37,2	7,1
4–7 Tage	34,1	17,5	33,6	16,1
8–14 Tage	16,6	17,2	16,5	16,2
15–21 Tage	4,8	8,3	4,8	7,9
22–28 Tage	2,1	5,2	2,2	5,2
29–42 Tage	2,1	7,4	2,3	7,6
>42 Tage	3,0	36,8	3,3	39,9

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.40 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Betriebsgröße (Anzahl der AOK-Mitglieder)					
	10–49	50–99	100–199	200–499	500–999	≥ 1.000
Erbringung von freiberuflichen, wissenschaftlichen und technischen Dienstleistungen	16,4	18,3	19,5	21,0	21,4	22,8
Erbringung von sonstigen Dienstleistungen	24,1	27,3	28,9	27,2	23,1	22,1
Erbringung von sonstigen wirtschaftlichen Dienstleistungen	23,8	24,6	24,6	25,0	24,5	27,4
Gastgewerbe	18,9	22,2	24,7	29,5	27,9	43,3
Grundstücks- und Wohnungswesen	21,8	25,8	27,8	26,1	16,4	–
Information und Kommunikation	15,2	16,6	18,8	18,5	17,6	12,4
Kunst, Unterhaltung und Erholung	23,0	24,9	25,5	25,2	22,8	18,8
Private Haushalte mit Hauspersonal, Herstellung von Waren und Erbringung von Dienstleistungen durch private Haushalte für den Eigenbedarf	27,1	27,1	–	–	–	–
Branche gesamt	**20,3**	**23,0**	**24,1**	**24,4**	**23,7**	**24,0**
Alle Branchen	**24,5**	**26,4**	**26,8**	**26,5**	**26,3**	**26,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.41 Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschafts-abteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungs-abschluss	mit Ausbildungs-abschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staats-examen	Promotion	Unbe-kannt
Erbringung von freiberuflichen, wissenschaftlichen und technischen Dienstleistungen	5,6	5,2	4,2	2,8	2,8	2,2	4,8
Erbringung von sonstigen Dienstleistungen	6,7	6,5	5,9	4,1	4,0	2,8	5,3
Erbringung von sonstigen wirtschaftlichen Dienstleistungen	6,6	7,3	5,7	3,5	3,7	3,9	6,1
Gastgewerbe	5,2	5,9	5,2	3,4	4,0	4,4	4,2
Grundstücks- und Wohnungswesen	6,0	6,0	4,8	3,5	3,7	1,5	5,3
Information und Kommunikation	5,0	4,9	3,9	2,6	2,5	2,3	4,2
Kunst, Unterhaltung und Erholung	6,3	6,6	5,8	3,6	4,0	3,6	5,2
Private Haushalte mit Hauspersonal, Herstellung von Waren und Erbringung von Dienstleistungen durch private Haushalte für den Eigenbedarf	4,1	4,8	2,7	2,9	2,9	1,6	3,9
Branche gesamt	**6,1**	**6,1**	**4,9**	**3,0**	**3,1**	**2,6**	**5,2**
Alle Branchen	**7,4**	**7,1**	**5,4**	**3,5**	**3,7**	**2,8**	**6,1**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.42 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Erbringung von freiberuflichen, wissenschaftlichen und technischen Dienstleistungen	20,6	18,9	15,4	10,2	10,2	8,1	17,6
Erbringung von sonstigen Dienstleistungen	24,5	23,7	21,5	15,1	14,5	10,3	19,4
Erbringung von sonstigen wirtschaftlichen Dienstleistungen	24,3	26,9	20,7	12,7	13,7	14,2	22,3
Gastgewerbe	19,2	21,5	19,0	12,5	14,6	16,2	15,3
Grundstücks- und Wohnungswesen	22,0	21,9	17,4	12,7	13,4	5,5	19,4
Information und Kommunikation	18,1	18,0	14,3	9,3	9,3	8,5	15,5
Kunst, Unterhaltung und Erholung	23,1	24,3	21,3	13,3	14,6	13,0	18,9
Private Haushalte mit Hauspersonal, Herstellung von Waren und Erbringung von Dienstleistungen durch private Haushalte für den Eigenbedarf	14,9	17,6	9,9	10,4	10,7	6,0	14,2
Branche gesamt	**22,2**	**22,4**	**17,9**	**11,0**	**11,2**	**9,4**	**19,1**
Alle Branchen	**26,9**	**26,2**	**19,9**	**12,8**	**13,4**	**10,3**	**22,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.43 Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
Erbringung von freiberuflichen, wissenschaftlichen und technischen Dienstleistungen	1,0	2,8
Erbringung von sonstigen Dienstleistungen	1,3	3,1
Erbringung von sonstigen wirtschaftlichen Dienstleistungen	2,1	5,2
Gastgewerbe	2,0	4,4
Grundstücks- und Wohnungswesen	1,6	4,0
Information und Kommunikation	0,8	2,1
Kunst, Unterhaltung und Erholung	2,5	6,9
Private Haushalte mit Hauspersonal, Herstellung von Waren und Erbringung von Dienstleistungen durch private Haushalte für den Eigenbedarf	1,4	4,3
Branche gesamt	**1,7**	**4,2**
Alle Branchen	**1,8**	**4,6**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.44 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	Arbeitsunfähigkeit je 1.000 AOK-Mitglieder	
	AU-Tage	AU-Fälle
Berufe im Gartenbau (ohne Spez.)	2.268,1	81,6
Berufe in der Lagerwirtschaft	1.402,3	74,2
Berufe in der Gebäudetechnik (ohne Spez.)	1.367,4	47,9
Berufe in der Metallbearbeitung (ohne Spez.)	1.348,7	80,8
Berufe in der Gebäudereinigung	1.228,2	41,2
Berufe im Objekt-, Werte- u. Personenschutz	1.157,4	39,6
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	1.033,0	34,6
Berufe in der Hauswirtschaft	898,9	29,5
Köche/Köchinnen (ohne Spez.)	826,8	38,6
Berufe im Gastronomieservice (ohne Spez.)	665,8	28,7
Berufe im Hotelservice	658,7	27,6
Berufe im Friseurgewerbe	246,7	11,2
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	241,1	11,0
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	229,6	13,8
Berufe im Dialogmarketing	211,2	11,0
Berufe in der Steuerberatung	203,0	8,1
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	200,6	9,2
Berufe in der Buchhaltung	195,0	7,5
Berufe in der Softwareentwicklung	101,4	5,5
Branche gesamt	**832,7**	**33,8**
Alle Branchen	**1.107,0**	**41,8**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.45 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Dienstleistungen in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder											
	Psyche		Herz/Kreislauf		Atemwege		Verdauung		Muskel/Skelett		Verletzungen	
	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle
2000	136,7	7,0	127,0	8,2	307,0	44,0	141,7	20,3	508,6	33,5	260,6	18,2
2001	146,4	7,8	131,4	8,8	292,2	43,4	142,1	20,8	521,6	34,6	256,4	18,1
2002	151,6	8,1	128,1	8,8	277,1	41,7	141,6	21,3	511,8	34,2	247,1	17,4
2003	146,8	8,0	122,1	8,6	275,7	42,5	132,9	20,5	464,0	31,5	235,5	16,5
2004	158,8	7,9	125,2	7,6	233,4	35,2	129,7	19,4	435,6	28,8	223,9	15,3
2005	150,9	7,4	118,9	7,2	259,5	39,2	119,8	17,8	404,7	27,1	216,7	14,7
2006	152,0	7,6	117,2	7,4	223,5	35,0	123,8	19,3	409,4	28,3	226,9	15,8
2007	167,4	8,3	120,3	7,5	254,8	40,1	133,9	21,5	433,8	30,2	232,0	16,1
2008 (WZ03)	177,0	8,7	124,0	7,8	267,3	42,3	140,4	22,7	455,9	31,9	237,7	16,5
2008 (WZ08)*	174,8	8,7	119,2	7,6	263,3	42,1	137,3	22,5	441,1	31,2	232,7	16,3
2009	185,8	9,0	119,6	7,4	298,3	46,6	132,1	21,0	427,9	29,0	224,2	14,9
2010	196,5	9,4	116,5	7,4	259,2	41,6	121,2	19,6	448,4	30,8	241,3	16,3
2011	202,9	9,9	112,1	7,3	265,7	42,5	121,5	19,7	437,6	31,5	237,7	16,1
2012	228,4	10,2	125,1	7,4	262,6	41,2	124,2	19,1	460,1	30,9	236,0	14,8
2013	220,0	9,8	121,0	6,9	306,3	47,5	120,6	18,5	445,0	30,1	230,5	14,4
2014	238,5	10,6	125,3	7,2	255,5	40,6	123,9	18,9	471,5	31,4	233,6	14,4
2015	239,8	10,5	122,7	7,2	303,2	47,5	119,9	18,4	456,9	30,6	228,3	14,0
2016	242,5	10,5	114,0	7,2	283,9	45,5	115,7	18,2	464,1	30,9	226,2	13,7
2017	245,4	10,5	111,0	7,0	285,2	45,2	111,5	17,3	460,8	30,5	226,5	13,3
2018	250,9	10,7	110,3	7,0	304,1	47,3	109,6	17,0	459,9	30,6	225,1	13,3
2019	260,9	10,7	109,5	6,8	266,6	43,4	105,3	16,2	464,1	30,2	222,4	12,5
2020	269,3	9,5	109,5	6,0	270,2	35,1	96,8	13,2	466,8	27,0	208,6	10,4
2021	268,0	9,8	108,1	6,1	222,9	30,4	90,5	12,7	453,9	28,7	215,8	13,8
2022	294,3	11,0	112,7	6,4	506,1	73,4	98,0	14,6	477,9	32,9	221,9	13,0
2023	320,2	12,5	116,0	6,9	425,5	71,9	107,1	16,8	500,8	35,6	232,5	13,3
2024	326,1	12,5	115,7	6,9	410,4	71,6	108,2	16,9	498,8	35,4	231,9	13,0

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.46 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Erbringung von freiberuflichen, wissenschaftlichen und technischen Dienstleistungen	14,8	3,6	19,3	4,1	13,9	7,5	36,8
Erbringung von sonstigen Dienstleistungen	14,2	4,2	15,9	3,8	17,8	7,9	36,3
Erbringung von sonstigen wirtschaftlichen Dienstleistungen	10,8	4,7	14,7	4,2	21,9	9,4	34,3
Gastgewerbe	11,3	4,8	13,2	4,3	20,7	9,7	36,0
Grundstücks- und Wohnungswesen	12,6	5,2	14,8	4,1	18,4	8,8	36,1
Information und Kommunikation	16,0	3,5	20,7	4,2	12,5	6,5	36,6
Kunst, Unterhaltung und Erholung	14,4	4,4	15,2	3,8	16,9	10,9	34,4
Private Haushalte mit Hauspersonal, Herstellung von Waren und Erbringung von Dienstleistungen durch private Haushalte für den Eigenbedarf	11,0	4,6	12,4	3,8	19,3	10,7	38,2
Branche gesamt	**12,4**	**4,4**	**15,7**	**4,1**	**19,0**	**8,8**	**35,5**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.47 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Erbringung von freiberuflichen, wissenschaftlichen und technischen Dienstleistungen	4,8	2,2	32,4	6,4	9,2	4,2	40,8
Erbringung von sonstigen Dienstleistungen	5,2	2,7	28,9	6,3	11,8	4,5	40,6
Erbringung von sonstigen wirtschaftlichen Dienstleistungen	4,6	2,8	25,3	6,7	17,0	5,4	38,2
Gastgewerbe	4,9	3,0	25,0	6,6	15,1	5,7	39,8
Grundstücks- und Wohnungswesen	5,0	3,2	27,3	7,0	12,4	5,0	40,0
Information und Kommunikation	5,2	2,2	34,1	6,5	8,5	3,8	39,7
Kunst, Unterhaltung und Erholung	5,7	2,8	28,4	6,2	11,3	6,1	39,6
Private Haushalte mit Hauspersonal, Herstellung von Waren und Erbringung von Dienstleistungen durch private Haushalte für den Eigenbedarf	4,9	3,9	23,9	6,3	13,0	5,4	42,6
Branche gesamt	**4,8**	**2,7**	**27,7**	**6,5**	**13,7**	**5,0**	**39,4**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.48 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem-wege	Ver-dauung	Muskel/ Skelett	Verlet-zungen	Sonstige
Berufe im Dialogmarketing	20,6	2,9	19,4	4,7	10,9	3,9	37,6
Berufe im Friseurgewerbe	12,0	3,4	17,0	4,1	16,4	8,6	38,6
Berufe im Gartenbau (ohne Spez.)	7,8	5,4	11,8	4,2	25,8	13,7	31,3
Berufe im Gastronomieservice (ohne Spez.)	11,8	4,2	13,9	4,3	20,3	9,8	35,7
Berufe im Hotelservice	12,7	3,5	16,3	4,2	18,8	8,3	36,1
Berufe im Objekt-, Werte- u. Personenschutz	13,4	6,3	13,8	4,3	18,0	8,2	36,0
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	19,0	3,0	20,3	4,2	11,0	5,5	37,1
Berufe in der Buchhaltung	18,0	3,4	18,4	4,1	11,3	5,5	39,3
Berufe in der Gebäudereinigung	9,4	5,0	12,6	4,1	25,4	9,3	34,2
Berufe in der Gebäudetechnik (ohne Spez.)	9,6	7,0	11,6	4,2	22,5	10,6	34,5
Berufe in der Hauswirtschaft	12,7	4,3	12,7	3,4	21,9	8,7	36,3
Berufe in der Lagerwirtschaft	8,5	4,2	16,5	4,7	23,9	10,2	32,0
Berufe in der Metallbearbeitung (ohne Spez.)	8,0	3,5	17,6	4,9	22,8	11,1	32,1
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	9,7	4,9	12,5	3,7	25,0	8,5	35,7
Berufe in der Softwareentwicklung	16,4	2,3	28,5	4,6	7,6	5,1	35,5
Berufe in der Steuerberatung	14,5	3,1	22,4	4,2	8,9	6,1	40,8
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	17,1	3,4	18,7	4,1	12,0	6,0	38,7
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	17,5	3,5	19,9	4,0	10,8	5,7	38,6
Köche/Köchinnen (ohne Spez.)	10,5	5,3	12,3	4,3	21,7	9,9	36,0
Branche gesamt	**12,4**	**4,4**	**15,7**	**4,1**	**19,0**	**8,8**	**35,5**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.49 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Berufe im Dialogmarketing	7,3	1,8	28,5	7,0	8,4	2,5	44,4
Berufe im Friseurgewerbe	4,4	2,0	30,0	6,5	10,3	4,2	42,6
Berufe im Gartenbau (ohne Spez.)	3,6	3,0	22,7	7,2	20,0	8,1	35,4
Berufe im Gastronomieservice (ohne Spez.)	5,1	2,7	25,9	6,6	14,2	5,7	39,7
Berufe im Hotelservice	5,2	2,2	28,0	6,1	13,1	4,4	41,0
Berufe im Objekt-, Werte- u. Personenschutz	5,8	3,6	24,9	6,5	14,2	4,9	40,2
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	6,1	2,0	32,7	6,6	7,2	3,6	41,7
Berufe in der Buchhaltung	5,8	2,7	30,9	7,1	7,8	3,3	42,5
Berufe in der Gebäudereinigung	4,6	3,5	22,7	6,6	19,9	5,5	37,2
Berufe in der Gebäudetechnik (ohne Spez.)	4,3	4,4	22,5	7,4	16,8	6,7	38,0
Berufe in der Hauswirtschaft	5,3	3,6	24,2	6,2	14,6	5,0	41,1
Berufe in der Lagerwirtschaft	3,6	2,2	25,6	6,9	19,9	5,9	35,9
Berufe in der Metallbearbeitung (ohne Spez.)	3,7	1,9	26,2	7,1	18,6	6,3	36,1
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	4,5	3,7	22,5	6,3	19,6	4,9	38,5
Berufe in der Softwareentwicklung	4,7	1,4	40,1	6,2	5,9	3,2	38,5
Berufe in der Steuerberatung	4,2	1,9	33,9	6,6	6,0	3,2	44,2
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	5,7	2,3	31,1	6,6	7,8	3,5	43,0
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	5,6	2,3	32,6	6,6	7,5	3,5	41,9
Köche/Köchinnen (ohne Spez.)	4,7	3,3	23,5	6,8	16,1	6,1	39,5
Branche gesamt	**4,8**	**2,7**	**27,7**	**6,5**	**13,7**	**5,0**	**39,4**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.50 Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J06	Akute Infektionen an mehreren oder nicht näher bezeichneten Lokalisationen der oberen Atemwege	15,4	7,7
M54	Rückenschmerzen	5,9	5,9
A09	Sonstige und nicht näher bezeichnete Gastroenteritis und Kolitis infektiösen und nicht näher bezeichneten Ursprungs	4,4	1,6
R10	Bauch- und Beckenschmerzen	2,1	1,1
R51	Kopfschmerz	2,0	0,8
B34	Viruskrankheit nicht näher bezeichneter Lokalisation	1,9	1,0
J00	Akute Rhinopharyngitis [Erkältungsschnupfen]	1,8	0,8
F43	Reaktionen auf schwere Belastungen und Anpassungsstörungen	1,6	3,2
M25	Sonstige Gelenkkrankheiten, anderenorts nicht klassifiziert	1,3	1,6
J20	Akute Bronchitis	1,2	0,8
I10	Essentielle (primäre) Hypertonie	1,1	1,1
R53	Unwohlsein und Ermüdung	1,1	1,1
M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes, anderenorts nicht klassifiziert	1,1	1,0
R11	Übelkeit und Erbrechen	1,1	0,5
F32	Depressive Episode	1,0	3,4
U07	Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern U07.-	1,0	0,6
K29	Gastritis und Duodenitis	1,0	0,5
J98	Sonstige Krankheiten der Atemwege	1,0	0,5
K52	Sonstige nichtinfektiöse Gastroenteritis und Kolitis	1,0	0,4
G43	Migräne	1,0	0,4
J40	Bronchitis, nicht als akut oder chronisch bezeichnet	0,9	0,6
J03	Akute Tonsillitis	0,9	0,5
B99	Sonstige und nicht näher bezeichnete Infektionskrankheiten	0,9	0,5
J02	Akute Pharyngitis	0,8	0,4
K08	Sonstige Krankheiten der Zähne und des Zahnhalteapparates	0,8	0,2
Z98	Sonstige Zustände nach chirurgischem Eingriff	0,7	2,0
T14	Verletzung an einer nicht näher bezeichneten Körperregion	0,7	0,8
R52	Schmerz, anderenorts nicht klassifiziert	0,7	0,7

Tab. 25.50 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
R42	Schwindel und Taumel	0,7	0,6
R07	Hals- und Brustschmerzen	0,7	0,4
R05	Husten	0,7	0,4
M51	Sonstige Bandscheibenschäden	0,6	1,4
F48	Andere neurotische Störungen	0,6	1,3
M99	Biomechanische Funktionsstörungen, anderenorts nicht klassifiziert	0,6	0,6
J32	Chronische Sinusitis	0,6	0,3
J01	Akute Sinusitis	0,6	0,3
M75	Schulterläsionen	0,5	1,2
F45	Somatoforme Störungen	0,5	1,1
N39	Sonstige Krankheiten des Harnsystems	0,5	0,3
R50	Fieber sonstiger und unbekannter Ursache	0,5	0,3
	Summe hier	**61,5**	**47,9**
	Restliche	38,5	52,1
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.51 Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Dienstleistungen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J00–J06	Akute Infektionen der oberen Atemwege	20,4	10,3
M50–M54	Sonstige Krankheiten der Wirbelsäule und des Rückens	6,8	7,5
A00–A09	Infektiöse Darmkrankheiten	5,1	1,9
R50–R69	Allgemeinsymptome	4,9	3,6
R10–R19	Symptome, die das Verdauungssystem und das Abdomen betreffen	3,4	1,8
F40–F48	Neurotische, Belastungs- und somatoforme Störungen	3,1	6,8
M70–M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes	2,3	3,3
B25–B34	Sonstige Viruskrankheiten	2,0	1,1
G40–G47	Episodische und paroxysmale Krankheiten des Nervensystems	1,9	1,5
K00–K14	Krankheiten der Mundhöhle, der Speicheldrüsen und der Kiefer	1,9	0,6
R00–R09	Symptome, die das Kreislaufsystem und das Atmungssystem betreffen	1,8	1,3
M20–M25	Sonstige Gelenkkrankheiten	1,7	2,7
J40–J47	Chronische Krankheiten der unteren Atemwege	1,7	1,4
Z80–Z99	Personen mit potentiellen Gesundheitsrisiken aufgrund der Familien- oder Eigenanamnese und bestimmte Zustände, die den Gesundheitszustand beeinflussen	1,6	3,4
J20–J22	Sonstige akute Infektionen der unteren Atemwege	1,5	1,0
F30–F39	Affektive Störungen	1,4	5,3
U00–U49	Vorläufige Zuordnungen für Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern	1,4	1,0
K20–K31	Krankheiten des Ösophagus, des Magens und des Duodenums	1,4	0,8
I10–I15	Hypertonie [Hochdruckkrankheit]	1,3	1,3
K50–K52	Nichtinfektiöse Enteritis und Kolitis	1,2	0,6
J95–J99	Sonstige Krankheiten des Atmungssystems	1,1	0,7
J30–J39	Sonstige Krankheiten der oberen Atemwege	1,0	0,6
R40–R46	Symptome, die das Erkennungs- und Wahrnehmungsvermögen, die Stimmung und das Verhalten betreffen	0,9	0,8
B99–B99	Sonstige Infektionskrankheiten	0,9	0,5
T08–T14	Verletzungen nicht näher bezeichneter Teile des Rumpfes, der Extremitäten oder anderer Körperregionen	0,8	1,0
K55–K64	Sonstige Krankheiten des Darmes	0,8	0,7
Z00–Z13	Personen, die das Gesundheitswesen zur Untersuchung und Abklärung in Anspruch nehmen	0,8	0,5

Tab. 25.51 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
S80–S89	Verletzungen des Knies und des Unterschenkels	0,7	1,7
S90–S99	Verletzungen der Knöchelregion und des Fußes	0,7	1,2
Z40–Z54	Personen, die das Gesundheitswesen zum Zwecke spezifischer Maßnahmen und zur medizinischen Betreuung in Anspruch nehmen	0,7	0,9
M95–M99	Sonstige Krankheiten des Muskel-Skelett-Systems und des Bindegewebes	0,7	0,6
J09–J18	Grippe und Pneumonie	0,7	0,6
E70–E90	Stoffwechselstörungen	0,7	0,5
N30–N39	Sonstige Krankheiten des Harnsystems	0,7	0,4
N80–N98	Nichtentzündliche Krankheiten des weiblichen Genitaltraktes	0,7	0,4
M15–M19	Arthrose	0,6	1,8
G50–G59	Krankheiten von Nerven, Nervenwurzeln und Nervenplexus	0,6	1,2
S60–S69	Verletzungen des Handgelenkes und der Hand	0,6	1,1
Z70–Z76	Personen, die das Gesundheitswesen aus sonstigen Gründen in Anspruch nehmen	0,5	0,8
L00–L08	Infektionen der Haut und der Unterhaut	0,5	0,5
	Summe hier	**81,5**	**73,7**
	Restliche	18,5	26,3
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

25.4 Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau

Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.52
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr	Tab. 25.53
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024	Tab. 25.54
Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024	Tab. 25.55
Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024	Tab. 25.56
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024	Tab. 25.57
Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.58
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024	Tab. 25.59
Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.60
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.61
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.62
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.63
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.64
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.65
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.66
Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.67
Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.68

Tab. 25.52 Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Krankenstand in %			AU-Fälle je 100 AOK-Mitglieder			Tage je Fall		
	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund
2000	5,8	4,4	5,5	148,8	122,3	143,7	14,3	13,1	14,1
2001	5,7	4,4	5,4	145,0	120,3	140,4	14,3	13,5	14,2
2002	5,5	4,5	5,3	144,9	122,0	140,7	13,9	13,4	13,8
2003	5,2	4,1	5,0	144,2	121,6	139,9	13,2	12,4	13,0
2004	4,9	3,7	4,6	135,2	114,8	131,1	13,1	11,9	12,9
2005	4,8	3,7	4,6	139,1	115,5	134,3	12,7	11,7	12,5
2006	4,4	3,6	4,3	127,1	112,8	124,2	12,7	11,7	12,5
2007	4,8	3,7	4,6	138,7	117,0	134,3	12,7	11,6	12,5
2008 (WZ03)	4,9	3,9	4,7	142,6	121,6	138,2	12,6	11,8	12,4
2008 (WZ08)*	5,6	4,9	5,4	157,8	132,3	152,1	13,0	13,5	13,1
2009	5,8	5,3	5,7	162,4	142,8	158,1	13,0	13,5	13,1
2010	6,0	5,5	5,9	165,7	148,9	162,0	13,3	13,4	13,3
2011	6,0	4,9	5,8	166,2	148,3	162,3	13,3	12,2	13,0
2012	6,0	5,4	5,9	163,5	145,8	159,6	13,4	13,7	13,4
2013	6,4	5,7	6,2	175,2	154,5	170,8	13,2	13,4	13,3
2014	6,5	5,7	6,3	171,9	150,3	167,3	13,7	13,8	13,7
2015	6,7	5,9	6,5	183,1	163,8	178,9	13,3	13,0	13,3
2016	6,7	5,9	6,5	184,0	168,3	180,5	13,4	12,9	13,3
2017	6,7	6,2	6,6	182,0	173,8	180,1	13,5	13,0	13,4
2018	6,8	6,3	6,7	187,1	176,6	184,7	13,3	13,1	13,3
2019	6,7	6,3	6,6	181,2	172,8	179,2	13,6	13,2	13,5
2020	6,6	6,1	6,5	157,8	154,5	157,0	15,4	14,5	15,2
2021	6,4	6,3	6,4	160,0	159,7	159,9	14,6	14,5	14,6
2022	7,7	7,4	7,6	223,8	218,2	222,4	12,5	12,3	12,5
2023	7,5	7,1	7,4	228,0	215,5	225,0	12,0	12,0	12,0
2024	7,4	7,0	7,3	231,2	217,1	227,8	11,8	11,8	11,8

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.53 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr

Bundesland	Kranken-stand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder				Tage je Fall	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Quote in %
		AU-Fälle	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Tage	Veränd. z. Vorj. in %			
Baden-Württemberg	6,5	219,1	3,6	2.393,4	−1,3	10,9	−4,7	67,3
Bayern	6,7	203,8	2,5	2.460,4	−1,9	12,1	−4,3	65,4
Berlin	8,4	288,0	4,9	3.090,2	6,2	10,7	1,2	65,1
Brandenburg	7,5	209,0	0,5	2.745,3	2,7	13,1	2,2	65,6
Bremen	8,0	243,4	−3,3	2.936,3	−0,4	12,1	3,0	70,1
Hamburg	7,1	222,0	−5,1	2.595,3	7,3	11,7	13,1	64,8
Hessen	8,2	264,5	0,9	2.992,8	1,2	11,3	0,3	72,9
Mecklenburg-Vorpommern	8,0	255,3	1,1	2.920,6	−4,0	11,4	−5,1	74,2
Niedersachsen	7,1	228,7	−0,4	2.603,9	−2,3	11,4	−1,9	68,5
Nordrhein-Westfalen	8,5	248,0	0,6	3.111,6	−0,2	12,5	−0,8	71,5
Rheinland-Pfalz	8,4	252,3	1,0	3.070,6	−1,5	12,2	−2,5	71,7
Saarland	8,3	237,3	−1,4	3.034,2	−8,4	12,8	−7,2	67,9
Sachsen	6,5	205,0	1,6	2.391,3	−1,2	11,7	−2,7	69,2
Sachsen-Anhalt	7,4	228,7	0,2	2.694,9	−0,9	11,8	−1,1	70,4
Schleswig-Holstein	7,7	241,8	2,7	2.826,9	3,6	11,7	0,8	67,5
Thüringen	7,2	227,6	−0,4	2.650,0	−0,3	11,6	0,0	71,7
West	**7,4**	**231,2**	**1,4**	**2.719,2**	**−0,7**	**11,8**	**−2,1**	**68,5**
Ost	**7,0**	**217,1**	**0,8**	**2.567,3**	**−0,7**	**11,8**	**−1,5**	**69,8**
Bund	**7,3**	**227,8**	**1,3**	**2.684,3**	**−0,7**	**11,8**	**−1,9**	**68,8**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.54 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Krankenstand in %		Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %
	2024	2024 stand.*	Fälle	Tage		
Abwasserentsorgung	7,3	6,5	231,6	2.671,1	11,5	71,3
Bergbau und Gewinnung von Steinen und Erden	7,3	6,3	212,7	2.672,1	12,6	69,2
Beseitigung von Umweltverschmutzungen und sonstige Entsorgung	7,9	6,6	217,4	2.898,2	13,3	66,9
Energieversorgung	5,1	5,3	188,2	1.881,5	10,0	63,8
Sammlung, Behandlung und Beseitigung von Abfällen, Rückgewinnung	9,1	7,8	264,0	3.346,7	12,7	71,8
Wasserversorgung	6,9	6,4	220,0	2.539,3	11,5	72,5
Branche gesamt	**7,3**	**6,6**	**227,8**	**2.684,4**	**11,8**	**68,8**
Alle Branchen	**6,5**	**6,6**	**228,2**	**2.390,5**	**10,5**	**63,7**

* Krankenstand alters- und geschlechtsstandardisiert
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.55 Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024

Tätigkeit	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %	Anteil der Berufsgruppe an der Branche in %*
		AU-Fälle	AU-Tage			
Aufsichts-/Führungskr. – Unternehmensorganisation u. -strategie	3,4	123,8	1.240,0	10,0	53,5	1,6
Berufe im Berg- u. Tagebau	7,5	246,3	2.748,6	11,2	73,2	1,2
Berufe im Rohrleitungsbau	8,2	239,7	2.985,4	12,5	72,4	1,2
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	5,0	204,2	1.812,3	8,9	63,7	1,6
Berufe in der Abfallwirtschaft	9,2	267,3	3.373,3	12,6	74,7	1,4
Berufe in der Bauelektrik	6,2	220,1	2.268,2	10,3	71,4	2,3
Berufe in der Buchhaltung	4,6	181,2	1.672,5	9,2	63,8	1,1
Berufe in der elektrischen Betriebstechnik	5,0	245,6	1.816,5	7,4	71,1	2,3

Tab. 25.55 (Fortsetzung)

Tätigkeit	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %	Anteil der Berufsgruppe an der Branche in %*
		AU-Fälle	AU-Tage			
Berufe in der Elektrotechnik (ohne Spez.)	4,8	187,9	1.748,5	9,3	63,0	1,5
Berufe in der Energie- u. Kraftwerkstechnik	5,2	165,9	1.902,5	11,5	62,7	2,2
Berufe in der Lagerwirtschaft	8,4	262,2	3.084,7	11,8	68,2	4,2
Berufe in der Maschinenbau- u. Betriebstechnik (ohne Spez.)	7,5	256,3	2.748,9	10,7	73,7	2,2
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	8,6	224,5	3.134,5	14,0	67,9	1,2
Berufe in der Ver- u. Entsorgung (ohne Spez.)	11,3	321,9	4.129,5	12,8	78,1	10,1
Berufe in der Wasserversorgungs- u. Abwassertechnik	7,5	241,3	2.731,5	11,3	74,6	3,6
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	10,1	254,8	3.694,6	14,5	72,4	12,7
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	4,7	190,9	1.726,8	9,0	62,7	5,7
Führer/innen von Erdbewegungs- u. verwandten Maschinen	8,6	222,1	3.135,2	14,1	70,2	2,1
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	4,3	181,0	1.556,7	8,6	64,1	6,6
Maschinen- u. Anlagenführer/innen	8,1	232,0	2.962,0	12,8	72,5	2,1
Branche gesamt	**7,3**	**227,8**	**2.684,3**	**11,8**	**68,8**	**1,5****

* Anteil der AOK-Mitglieder in der Berufsgruppe an den in der Branche beschäftigten AOK-Mitgliedern insgesamt
** Anteil der AOK-Mitglieder in der Branche an allen AOK-Mitgliedern
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.56 Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024

Fallklasse	Branche hier		Alle Branchen	
	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %
1–3 Tage	34,7	5,8	37,2	7,1
4–7 Tage	32,1	13,6	33,6	16,1
8–14 Tage	18,0	15,8	16,5	16,2
15–21 Tage	5,6	8,3	4,8	7,9
22–28 Tage	2,7	5,5	2,2	5,2
29–42 Tage	2,8	8,4	2,3	7,6
>42 Tage	4,1	42,6	3,3	39,9

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.57 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Betriebsgröße (Anzahl der AOK-Mitglieder)					
	10–49	50–99	100–199	200–499	500–999	≥ 1.000
Abwasserentsorgung	27,8	30,0	32,0	26,5	–	–
Bergbau und Gewinnung von Steinen und Erden	27,2	25,9	25,8	25,5	30,9	–
Beseitigung von Umweltverschmutzungen und sonstige Entsorgung	31,2	32,4	–	–	–	–
Energieversorgung	19,1	20,0	20,7	17,6	21,0	21,9
Sammlung, Behandlung und Beseitigung von Abfällen, Rückgewinnung	31,3	33,3	36,6	39,9	46,5	45,3
Wasserversorgung	25,5	26,7	24,0	27,8	–	–
Branche gesamt	**26,5**	**27,7**	**28,6**	**26,1**	**37,5**	**37,9**
Alle Branchen	**24,5**	**26,4**	**26,8**	**26,5**	**26,3**	**26,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.58 Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Abwasserentsorgung	9,4	7,6	4,9	3,6	4,8	4,0	7,1
Bergbau und Gewinnung von Steinen und Erden	8,8	7,5	5,2	2,8	3,5	2,4	7,1
Beseitigung von Umweltverschmutzungen und sonstige Entsorgung	9,7	8,9	5,5	3,0	3,4	–	6,9
Energieversorgung	5,3	5,9	4,2	2,6	3,0	2,7	5,4
Sammlung, Behandlung und Beseitigung von Abfällen, Rückgewinnung	11,1	9,3	6,0	3,5	3,8	3,6	8,3
Wasserversorgung	7,6	7,6	4,8	3,5	3,6	0,7	7,6
Branche gesamt	**9,4**	**7,7**	**4,7**	**2,8**	**3,3**	**2,8**	**7,6**
Alle Branchen	**7,4**	**7,1**	**5,4**	**3,5**	**3,7**	**2,8**	**6,1**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.59 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Abwasserentsorgung	34,3	27,7	17,8	13,4	17,4	14,6	25,9
Bergbau und Gewinnung von Steinen und Erden	32,2	27,6	19,2	10,2	12,9	8,6	26,1
Beseitigung von Umweltverschmutzungen und sonstige Entsorgung	35,4	32,5	20,1	11,1	12,5	–	25,3
Energieversorgung	19,4	21,8	15,5	9,5	11,0	9,8	19,8
Sammlung, Behandlung und Beseitigung von Abfällen, Rückgewinnung	40,5	34,0	21,9	12,9	13,9	13,0	30,4
Wasserversorgung	27,9	27,7	17,7	12,7	13,3	2,4	27,7
Branche gesamt	**34,4**	**28,2**	**17,3**	**10,4**	**11,9**	**10,2**	**27,7**
Alle Branchen	**26,9**	**26,2**	**19,9**	**12,8**	**13,4**	**10,3**	**22,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.60 Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
Abwasserentsorgung	2,6	5,9
Bergbau und Gewinnung von Steinen und Erden	2,7	7,2
Beseitigung von Umweltverschmutzungen und sonstige Entsorgung	3,0	8,4
Energieversorgung	1,6	4,3
Sammlung, Behandlung und Beseitigung von Abfällen, Rückgewinnung	3,5	8,4
Wasserversorgung	1,8	4,4
Branche gesamt	**2,7**	**6,9**
Alle Branchen	**1,8**	**4,6**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.61 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	Arbeitsunfähigkeit je 1.000 AOK-Mitglieder	
	AU-Tage	AU-Fälle
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	3.631,5	100,4
Berufe in der Ver- u. Entsorgung (ohne Spez.)	3.472,2	120,7
Berufe in der Abfallwirtschaft	3.166,3	104,9
Berufe in der Lagerwirtschaft	2.682,9	90,6
Maschinen- u. Anlagenführer/innen	2.522,1	82,8
Berufe im Rohrleitungsbau	2.401,6	78,9
Führer/innen von Erdbewegungs- u. verwandten Maschinen	2.383,6	78,1
Berufe in der Wasserversorgungs- u. Abwassertechnik	2.004,9	71,5
Berufe im Berg- u. Tagebau	1.841,8	55,4
Berufe in der Maschinenbau- u. Betriebstechnik (ohne Spez.)	1.674,9	67,1
Berufe in der Bauelektrik	1.657,6	57,8
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	1.430,9	48,3
Berufe in der Elektrotechnik (ohne Spez.)	1.097,9	44,8
Berufe in der Energie- u. Kraftwerkstechnik	733,5	20,1
Berufe in der elektrischen Betriebstechnik	719,7	46,5
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	324,4	11,7
Aufsichts-/Führungskr. – Unternehmensorganisation u. -strategie	316,8	13,0
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	290,7	11,2
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	260,5	12,4
Berufe in der Buchhaltung	132,4	7,1
Branche gesamt	**1.856,2**	**61,9**
Alle Branchen	**1.107,0**	**41,8**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.62 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder											
	Psyche		Herz/Kreislauf		Atemwege		Verdauung		Muskel/Skelett		Verletzungen	
	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle
2000	117,1	4,7	185,3	8,4	305,5	40,2	140,8	18,6	681,8	37,5	354,0	20,5
2001	128,8	5,1	179,0	9,1	275,2	37,6	145,3	19,2	693,3	38,0	354,0	20,4
2002	123,5	5,5	176,2	9,2	262,8	36,7	144,0	20,2	678,0	38,3	343,6	19,6
2003	125,3	5,8	167,0	9,5	276,9	39,4	134,4	20,1	606,6	35,5	320,6	19,0
2004	136,6	5,7	179,8	8,9	241,9	33,9	143,2	20,2	583,5	34,5	301,5	17,7
2005	134,4	5,5	177,8	8,9	289,5	40,4	134,6	18,7	547,0	33,2	299,8	17,5
2006	131,5	5,6	180,1	8,9	232,2	33,7	131,8	19,3	540,1	32,9	294,5	17,7
2007	142,8	6,1	187,1	9,2	255,4	36,4	141,0	20,7	556,8	33,5	293,1	16,9
2008 (WZ03)	152,0	6,1	186,1	9,4	264,6	38,1	140,7	21,1	563,9	34,0	295,0	16,9
2008 (WZ08)*	161,5	6,7	212,6	10,5	293,0	39,4	167,2	23,3	674,7	40,3	361,8	20,4
2009	179,1	7,2	223,8	10,3	340,2	45,1	166,5	23,0	677,2	39,4	362,9	19,9
2010	186,4	7,7	216,5	10,5	303,4	40,9	156,5	21,5	735,2	42,5	406,8	21,8
2011	195,3	8,2	210,1	10,5	306,0	41,1	153,3	21,2	701,6	41,4	369,4	20,4
2012	218,5	8,4	230,4	10,6	300,0	40,6	162,6	21,4	723,8	40,9	378,1	19,6
2013	235,4	8,6	245,2	10,4	390,8	50,5	167,8	21,7	741,5	41,6	389,0	20,1
2014	244,4	9,5	251,2	10,9	312,8	41,9	170,7	22,5	792,9	43,3	394,5	19,8
2015	260,4	9,8	254,4	11,0	396,2	52,3	171,0	22,6	777,1	42,8	380,4	19,4
2016	262,3	10,1	232,4	11,3	368,5	50,4	161,0	22,7	801,2	44,0	393,4	19,8
2017	280,5	10,3	224,9	11,0	383,9	51,5	162,3	22,1	794,7	43,0	397,3	19,2
2018	277,3	10,4	222,9	11,2	413,9	54,5	157,4	21,6	782,1	42,7	394,3	19,3
2019	286,7	10,8	221,8	10,9	359,5	49,5	154,3	21,5	786,3	42,1	391,7	18,8
2020	306,3	10,2	209,7	9,6	347,3	40,0	145,8	18,3	798,5	40,2	373,2	16,6
2021	315,2	10,5	202,2	9,4	302,8	35,7	135,6	17,6	786,5	41,9	374,4	20,0
2022	335,7	10,9	208,0	9,6	653,5	85,0	141,3	18,7	767,8	43,0	375,8	18,8
2023	358,7	12,3	212,3	10,2	524,8	77,7	153,8	20,7	793,1	45,6	393,3	19,2
2024	368,7	12,4	202,6	9,9	508,8	78,3	150,2	20,8	768,0	44,8	395,7	19,0

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.63 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Abwasserentsorgung	9,7	5,5	13,7	4,4	21,7	10,3	34,7
Bergbau und Gewinnung von Steinen und Erden	8,7	6,0	12,7	4,0	22,0	12,0	34,6
Beseitigung von Umwelt- verschmutzungen und sonstige Entsorgung	8,5	6,9	12,5	4,4	22,1	11,0	34,6
Energieversorgung	11,7	4,6	17,7	4,2	16,3	9,9	35,5
Sammlung, Behandlung und Beseitigung von Abfäl- len, Rückgewinnung	9,8	6,0	12,7	4,1	23,3	11,3	32,9
Wasserversorgung	11,1	5,3	15,0	4,1	19,9	10,0	34,7
Branche gesamt	**10,2**	**5,6**	**14,0**	**4,1**	**21,2**	**10,9**	**33,9**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.64 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Abwasserentsorgung	4,0	3,2	25,9	7,6	14,8	6,3	38,3
Bergbau und Gewinnung von Steinen und Erden	3,6	3,8	24,9	7,2	15,3	6,8	38,4
Beseitigung von Umwelt- verschmutzungen und sonstige Entsorgung	4,0	4,0	22,6	7,2	16,2	6,2	39,8
Energieversorgung	4,1	2,7	31,5	6,8	10,5	5,6	38,8
Sammlung, Behandlung und Beseitigung von Abfäl- len, Rückgewinnung	4,3	3,6	23,4	6,9	17,7	6,8	37,3
Wasserversorgung	4,3	3,2	27,9	7,2	13,2	5,8	38,4
Branche gesamt	**4,2**	**3,3**	**26,2**	**7,0**	**15,0**	**6,4**	**38,0**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.65 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Aufsichts-/Führungskr. – Unternehmensorganisation u. -strategie	14,7	4,1	19,2	4,5	11,0	9,2	37,4
Berufe im Berg- u. Tagebau	7,9	4,8	16,9	3,8	22,5	12,6	31,6
Berufe im Rohrleitungsbau	8,5	5,2	13,5	4,7	23,3	12,2	32,6
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	17,3	2,9	20,5	3,4	11,1	6,4	38,4
Berufe in der Abfallwirtschaft	7,6	5,7	12,2	4,2	24,4	12,8	33,2
Berufe in der Bauelektrik	9,5	4,7	16,8	4,2	18,6	13,3	32,9
Berufe in der Buchhaltung	17,1	3,4	19,2	4,9	12,2	5,5	37,8
Berufe in der elektrischen Betriebstechnik	9,1	4,4	23,1	4,3	14,3	11,6	33,3
Berufe in der Elektrotechnik (ohne Spez.)	8,9	4,6	17,8	4,0	18,4	12,7	33,5
Berufe in der Energie- u. Kraftwerkstechnik	10,3	6,7	15,7	5,1	17,2	9,7	35,3
Berufe in der Lagerwirtschaft	8,0	6,3	13,1	4,5	22,8	11,7	33,5
Berufe in der Maschinenbau- u. Betriebstechnik (ohne Spez.)	9,1	4,7	16,1	4,4	20,4	13,3	32,0
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	9,8	5,9	12,2	3,7	25,2	8,2	34,9
Berufe in der Ver- u. Entsorgung (ohne Spez.)	10,0	5,3	13,2	4,0	24,7	11,9	31,0
Berufe in der Wasserversorgungs- u. Abwassertechnik	8,7	5,4	14,0	4,6	20,8	12,0	34,5
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	8,7	6,9	10,4	4,0	25,0	11,7	33,1
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	16,3	3,1	19,1	3,9	12,4	6,7	38,4
Führer/innen von Erdbewegungs- u. verwandten Maschinen	8,0	7,2	10,6	4,5	22,9	10,7	36,1

Tab. 25.65 (Fortsetzung)

Tätigkeit	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	14,6	3,9	21,6	4,4	11,2	7,1	37,2
Maschinen- u. Anlagenführer/innen	6,5	6,5	12,5	4,6	21,9	12,2	36,0
Branche gesamt	**10,2**	**5,6**	**14,0**	**4,1**	**21,2**	**10,9**	**33,9**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.66 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem-wege	Ver-dauung	Muskel/ Skelett	Verlet-zungen	Sonstige
Aufsichts-/Führungskr. – Unternehmensorganisation u. -strategie	4,7	3,4	31,0	7,4	7,7	4,8	40,9
Berufe im Berg- u. Tagebau	3,1	2,7	28,5	7,3	16,6	6,9	34,9
Berufe im Rohrleitungsbau	3,4	2,9	26,8	7,4	16,3	7,2	36,0
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	5,6	1,9	32,9	6,3	7,9	3,7	41,7
Berufe in der Abfallwirtschaft	3,7	3,8	23,2	6,9	18,1	7,1	37,4
Berufe in der Bauelektrik	3,5	2,6	29,6	6,8	12,8	7,2	37,6
Berufe in der Buchhaltung	6,2	2,6	30,1	7,5	8,4	3,6	41,6
Berufe in der elektrischen Betriebstechnik	2,5	2,0	35,7	6,5	8,6	6,6	38,0
Berufe in der Elektrotechnik (ohne Spez.)	3,5	2,5	30,5	6,8	13,1	6,5	37,1
Berufe in der Energie- u. Kraftwerkstechnik	4,0	3,8	28,8	7,5	12,1	5,4	38,4
Berufe in der Lagerwirtschaft	3,8	3,5	22,9	7,4	18,2	7,2	37,0
Berufe in der Maschinenbau- u. Betriebstechnik (ohne Spez.)	3,4	2,7	28,7	6,6	14,1	7,4	37,1
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	4,9	3,7	23,9	6,8	16,9	5,1	38,7
Berufe in der Ver- u. Entsorgung (ohne Spez.)	4,3	3,1	23,3	6,5	19,6	7,4	35,8
Berufe in der Wasserversorgungs- u. Abwassertechnik	3,4	3,1	26,0	7,7	14,7	7,2	37,9
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	4,4	4,3	20,7	7,2	18,9	6,9	37,6
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	5,3	2,3	31,9	6,7	7,8	3,8	42,2

Tab. 25.66 (Fortsetzung)

Tätigkeit	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem-wege	Ver-dauung	Muskel/ Skelett	Verlet-zungen	Sonstige
Führer/innen von Erdbewegungs- u. verwandten Maschinen	3,7	4,6	20,9	7,8	17,4	7,1	38,5
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	4,6	2,4	33,9	6,8	7,3	4,0	40,9
Maschinen- u. Anlagenführer/innen	3,1	4,0	24,0	7,2	16,6	7,5	37,7
Branche gesamt	**4,2**	**3,3**	**26,2**	**7,0**	**15,0**	**6,4**	**38,0**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.67 Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J06	Akute Infektionen an mehreren oder nicht näher bezeichneten Lokalisationen der oberen Atemwege	14,5	6,8
M54	Rückenschmerzen	5,8	5,8
A09	Sonstige und nicht näher bezeichnete Gastroenteritis und Kolitis infektiösen und nicht näher bezeichneten Ursprungs	4,2	1,4
B34	Viruskrankheit nicht näher bezeichneter Lokalisation	1,8	0,8
I10	Essentielle (primäre) Hypertonie	1,5	1,3
J00	Akute Rhinopharyngitis [Erkältungsschnupfen]	1,5	0,6
F43	Reaktionen auf schwere Belastungen und Anpassungsstörungen	1,4	2,7
M25	Sonstige Gelenkkrankheiten, anderenorts nicht klassifiziert	1,4	1,7
R10	Bauch- und Beckenschmerzen	1,4	0,7
R51	Kopfschmerz	1,4	0,5
J20	Akute Bronchitis	1,2	0,8
U07	Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern U07.-	1,1	0,6
M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes, anderenorts nicht klassifiziert	1,0	0,9
K52	Sonstige nichtinfektiöse Gastroenteritis und Kolitis	1,0	0,3
K08	Sonstige Krankheiten der Zähne und des Zahnhalteapparates	1,0	0,2
Z98	Sonstige Zustände nach chirurgischem Eingriff	0,9	2,4
T14	Verletzung an einer nicht näher bezeichneten Körperregion	0,9	0,9
R53	Unwohlsein und Ermüdung	0,9	0,9
J40	Bronchitis, nicht als akut oder chronisch bezeichnet	0,9	0,6
J98	Sonstige Krankheiten der Atemwege	0,9	0,4
F32	Depressive Episode	0,8	2,8
K29	Gastritis und Duodenitis	0,8	0,4
B99	Sonstige und nicht näher bezeichnete Infektionskrankheiten	0,8	0,4
R11	Übelkeit und Erbrechen	0,8	0,3
M51	Sonstige Bandscheibenschäden	0,7	1,8
M75	Schulterläsionen	0,7	1,8
R52	Schmerz, anderenorts nicht klassifiziert	0,7	0,6
J03	Akute Tonsillitis	0,7	0,3

Tab. 25.67 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
M99	Biomechanische Funktionsstörungen, anderenorts nicht klassifiziert	0,6	0,6
R05	Husten	0,6	0,3
R07	Hals- und Brustschmerzen	0,6	0,3
J02	Akute Pharyngitis	0,6	0,3
G43	Migräne	0,6	0,2
F48	Andere neurotische Störungen	0,5	1,0
S93	Luxation, Verstauchung und Zerrung der Gelenke und Bänder in Höhe des oberen Sprunggelenkes und des Fußes	0,5	0,8
M77	Sonstige Enthesopathien	0,5	0,7
G47	Schlafstörungen	0,5	0,7
R42	Schwindel und Taumel	0,5	0,5
J32	Chronische Sinusitis	0,5	0,3
J01	Akute Sinusitis	0,5	0,3
	Summe hier	**57,2**	**44,7**
	Restliche	42,8	55,3
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.68 Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J00–J06	Akute Infektionen der oberen Atemwege	18,8	8,9
M50–M54	Sonstige Krankheiten der Wirbelsäule und des Rückens	6,8	7,7
A00–A09	Infektiöse Darmkrankheiten	5,0	1,7
R50–R69	Allgemeinsymptome	4,1	3,0
F40–F48	Neurotische, Belastungs- und somatoforme Störungen	2,6	5,4
M70–M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes	2,6	4,0
R10–R19	Symptome, die das Verdauungssystem und das Abdomen betreffen	2,5	1,2
K00–K14	Krankheiten der Mundhöhle, der Speicheldrüsen und der Kiefer	2,1	0,6
Z80–Z99	Personen mit potentiellen Gesundheitsrisiken aufgrund der Familien- oder Eigenanamnese und bestimmte Zustände, die den Gesundheitszustand beeinflussen	2,0	4,2
B25–B34	Sonstige Viruskrankheiten	2,0	0,9
M20–M25	Sonstige Gelenkkrankheiten	1,9	2,9
J40–J47	Chronische Krankheiten der unteren Atemwege	1,7	1,5
I10–I15	Hypertonie [Hochdruckkrankheit]	1,7	1,5
R00–R09	Symptome, die das Kreislaufsystem und das Atmungssystem betreffen	1,7	1,2
G40–G47	Episodische und paroxysmale Krankheiten des Nervensystems	1,5	1,3
J20–J22	Sonstige akute Infektionen der unteren Atemwege	1,5	1,0
U00–U49	Vorläufige Zuordnungen für Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern	1,5	0,9
K20–K31	Krankheiten des Ösophagus, des Magens und des Duodenums	1,2	0,7
K50–K52	Nichtinfektiöse Enteritis und Kolitis	1,2	0,5
F30–F39	Affektive Störungen	1,1	4,3
J95–J99	Sonstige Krankheiten des Atmungssystems	1,1	0,6
T08–T14	Verletzungen nicht näher bezeichneter Teile des Rumpfes, der Extremitäten oder anderer Körperregionen	1,0	1,2
Z40–Z54	Personen, die das Gesundheitswesen zum Zwecke spezifischer Maßnahmen und zur medizinischen Betreuung in Anspruch nehmen	1,0	1,0
K55–K64	Sonstige Krankheiten des Darmes	1,0	0,8
S80–S89	Verletzungen des Knies und des Unterschenkels	0,9	2,1
S90–S99	Verletzungen der Knöchelregion und des Fußes	0,9	1,4

Tab. 25.68 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J30–J39	Sonstige Krankheiten der oberen Atemwege	0,9	0,6
Z00–Z13	Personen, die das Gesundheitswesen zur Untersuchung und Abklärung in Anspruch nehmen	0,9	0,4
B99–B99	Sonstige Infektionskrankheiten	0,9	0,4
M15–M19	Arthrose	0,8	2,4
S60–S69	Verletzungen des Handgelenkes und der Hand	0,8	1,5
E70–E90	Stoffwechselstörungen	0,8	0,6
J09–J18	Grippe und Pneumonie	0,8	0,6
R40–R46	Symptome, die das Erkennungs- und Wahrnehmungsvermögen, die Stimmung und das Verhalten betreffen	0,7	0,7
M95–M99	Sonstige Krankheiten des Muskel-Skelett-Systems und des Bindegewebes	0,7	0,7
G50–G59	Krankheiten von Nerven, Nervenwurzeln und Nervenplexus	0,6	1,3
I30–I52	Sonstige Formen der Herzkrankheit	0,6	1,2
E10–E14	Diabetes mellitus	0,6	0,6
C00–C75	Bösartige Neubildungen an genau bezeichneten Lokalisationen, als primär festgestellt oder vermutet, ausgenommen lymphatisches, blutbildendes und verwandtes Gewebe	0,5	2,0
I20–I25	Ischämische Herzkrankheiten	0,5	1,3
	Summe hier	**79,5**	**74,8**
	Restliche	20,5	25,2
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

25.5 Erziehung und Unterricht

Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Erziehung und Unterricht in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.69
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Erziehung und Unterricht nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr	Tab. 25.70
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024	Tab. 25.71
Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024	Tab. 25.72
Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024	Tab. 25.73
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024	Tab. 25.74
Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.75
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024	Tab. 25.76
Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.77
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.78
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Erziehung und Unterricht in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.79
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.80
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.81
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.82
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.83
Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.84
Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.85

Tab. 25.69 Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Erziehung und Unterricht in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Krankenstand in %			AU-Fälle je 100 AOK-Mitglieder			Tage je Fall		
	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund
2000	6,3	9,2	7,3	288,2	497,8	358,3	8,0	6,8	7,5
2001	6,1	8,9	7,1	281,6	495,1	352,8	7,9	6,6	7,3
2002	5,6	8,6	6,6	267,2	507,0	345,5	7,7	6,2	7,0
2003	5,3	7,7	6,1	259,4	477,4	332,4	7,4	5,9	6,7
2004	5,1	7,0	5,9	247,5	393,6	304,7	7,6	6,5	7,0
2005	4,6	6,6	5,4	227,8	387,2	292,1	7,4	6,2	6,8
2006	4,4	6,1	5,1	223,0	357,5	277,6	7,2	6,2	6,7
2007	4,7	6,1	5,3	251,4	357,2	291,0	6,9	6,2	6,6
2008 (WZ03)	5,0	6,2	5,4	278,0	349,8	303,4	6,6	6,4	6,6
2008 (WZ08)*	5,0	6,2	5,4	272,1	348,5	297,4	6,7	6,5	6,6
2009	5,2	6,5	5,6	278,2	345,3	297,9	6,8	6,9	6,9
2010	5,1	5,7	5,3	262,4	278,0	267,6	7,1	7,5	7,3
2011	4,6	5,1	4,7	212,9	247,4	220,9	7,8	7,5	7,8
2012	4,8	5,8	5,0	238,6	256,0	242,4	7,4	8,3	7,6
2013	4,4	4,9	4,5	192,8	184,5	191,2	8,3	9,7	8,5
2014	4,6	4,9	4,6	188,1	179,2	186,4	8,9	9,9	9,1
2015	4,8	5,0	4,8	195,2	184,6	193,1	8,9	9,8	9,1
2016	4,8	5,0	4,8	193,1	182,3	190,2	9,1	10,0	9,3
2017	4,8	5,2	4,8	184,0	182,1	183,0	9,4	10,4	9,7
2018	4,9	5,4	5,0	187,4	185,7	186,5	9,5	10,5	9,8
2019	4,8	5,3	4,9	179,6	183,1	179,9	9,7	10,6	9,9
2020	4,9	5,5	5,0	156,7	161,9	157,7	11,4	12,5	11,6
2021	4,8	5,7	5,0	161,7	165,3	162,2	10,9	12,6	11,3
2022	6,6	7,4	6,7	250,0	251,5	250,0	9,6	10,8	9,8
2023	6,3	7,1	6,5	262,7	260,5	261,9	8,7	9,9	9,0
2024	6,2	7,0	6,4	264,9	263,9	264,4	8,6	9,7	8,8

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.70 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Erziehung und Unterricht nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr

Bundesland	Kranken-stand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder				Tage je Fall	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Quote in %
		AU-Fälle	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Tage	Veränd. z. Vorj. in %			
Baden-Württemberg	5,6	234,0	2,4	2.044,1	0,7	8,7	–1,7	66,3
Bayern	5,4	229,7	1,9	1.993,4	1,5	8,7	–0,4	65,8
Berlin	6,8	315,8	–0,2	2.475,2	–3,5	7,8	–3,3	67,9
Brandenburg	7,0	252,4	–0,8	2.557,3	1,4	10,1	2,2	67,5
Bremen	7,3	339,2	–3,2	2.659,1	–6,4	7,8	–3,3	71,6
Hamburg	7,3	334,8	–0,5	2.663,8	2,4	8,0	2,9	71,7
Hessen	6,8	288,2	–0,8	2.494,9	–0,8	8,7	0,0	69,9
Mecklenburg-Vorpommern	7,5	309,0	5,7	2.755,0	3,0	8,9	–2,6	72,6
Niedersachsen	6,9	275,2	–1,2	2.508,3	–2,0	9,1	–0,8	72,5
Nordrhein-Westfalen	6,5	287,2	1,5	2.392,3	–1,0	8,3	–2,4	69,3
Rheinland-Pfalz	6,9	267,2	–0,2	2.526,3	0,4	9,5	0,6	70,5
Saarland	7,0	311,0	3,3	2.557,8	0,6	8,2	–2,6	70,5
Sachsen	6,7	252,8	0,4	2.436,7	–1,8	9,6	–2,3	73,1
Sachsen-Anhalt	7,4	280,1	3,0	2.696,0	–1,5	9,6	–4,5	74,0
Schleswig-Holstein	7,0	287,8	1,2	2.573,8	–4,2	8,9	–5,4	71,1
Thüringen	7,6	278,7	1,6	2.772,0	–0,6	9,9	–2,1	75,6
West	**6,2**	**264,9**	**0,8**	**2.285,5**	**–0,5**	**8,6**	**–1,3**	**68,6**
Ost	**7,0**	**263,9**	**1,3**	**2.557,5**	**–1,0**	**9,7**	**–2,3**	**73,3**
Bund	**6,4**	**264,4**	**1,0**	**2.340,0**	**–0,7**	**8,8**	**–1,6**	**69,5**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.71 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Krankenstand in %		Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %
	2024	2024 stand.*	Fälle	Tage		
Erbringung von Dienstleistungen für den Unterricht	4,7	5,2	182,6	1.710,5	9,4	55,6
Grundschulen	6,6	6,2	245,7	2.399,5	9,8	70,1
Kindergärten und Vorschulen	7,7	7,9	327,8	2.808,7	8,6	79,3
Sonstiger Unterricht	6,1	6,0	267,3	2.232,4	8,4	65,8
Tertiärer und post-sekundärer, nicht tertiärer Unterricht	4,0	4,6	156,2	1.472,9	9,4	52,8
Weiterführende Schulen	5,9	5,5	224,7	2.162,7	9,6	66,7
Branche gesamt	**6,4**	**6,1**	**264,4**	**2.339,7**	**8,8**	**69,5**
Alle Branchen	**6,5**	**6,6**	**228,2**	**2.390,5**	**10,5**	**63,7**

* Krankenstand alters- und geschlechtsstandardisiert
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.72 Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024

Tätigkeit	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %	Anteil der Berufsgruppe an der Branche in %*
		AU-Fälle	AU-Tage			
Berufe in der Erwachsenenbildung (ohne Spez.)	5,3	209,7	1.941,2	9,3	64,4	1,7
Berufe in der Erziehungswissenschaft	6,6	269,6	2.425,4	9,0	72,4	1,9
Berufe in der Gebäudetechnik (ohne Spez.)	7,3	191,3	2.688,6	14,1	66,6	1,3
Berufe in der Haus- u. Familienpflege	8,7	402,8	3.194,3	7,9	81,6	1,1
Berufe in der Hauswirtschaft	9,3	306,0	3.390,4	11,1	79,6	2,0
Berufe in der Hochschullehre u. -forschung	1,9	85,7	706,2	8,2	37,3	7,4
Berufe in der Kinderbetreuung u. -erziehung	7,6	337,5	2.782,8	8,2	80,0	34,4
Berufe in der öffentlichen Verwaltung (ohne Spez.)	5,2	192,7	1.900,4	9,9	66,0	2,5
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	8,9	240,6	3.257,4	13,5	74,1	3,9
Berufe in der Sozialarbeit u. Sozialpädagogik	6,4	250,3	2.359,6	9,4	73,4	2,3
Berufe in Heilerziehungspflege u. Sonderpädagogik	7,5	321,8	2.747,6	8,5	78,6	2,0
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	5,3	223,1	1.928,9	8,6	63,9	5,1
Fahrlehrer/innen	5,2	172,4	1.907,8	11,1	58,6	1,6
Köche/Köchinnen (ohne Spez.)	8,7	273,9	3.187,2	11,6	76,3	1,9
Lehrkräfte für berufsbildende Fächer	5,0	176,8	1.841,3	10,4	62,4	2,1
Lehrkräfte in der Primarstufe	4,8	208,2	1.763,3	8,5	62,3	2,6
Lehrkräfte in der Sekundarstufe	4,9	192,4	1.805,7	9,4	61,9	6,8
Branche gesamt	**6,4**	**264,4**	**2.340,0**	**8,8**	**69,5**	**3****

* Anteil der AOK-Mitglieder in der Berufsgruppe an den in der Branche beschäftigten AOK-Mitgliedern insgesamt
** Anteil der AOK-Mitglieder in der Branche an allen AOK-Mitgliedern
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.73 Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024

Fallklasse	Branche hier		Alle Branchen	
	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %
1–3 Tage	41,0	9,4	37,2	7,1
4–7 Tage	33,4	18,5	33,6	16,1
8–14 Tage	15,7	17,8	16,5	16,2
15–21 Tage	3,9	7,5	4,8	7,9
22–28 Tage	1,9	5,2	2,2	5,2
29–42 Tage	1,8	7,0	2,3	7,6
>42 Tage	2,4	34,5	3,3	39,9

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.74 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Betriebsgröße (Anzahl der AOK-Mitglieder)					
	10–49	50–99	100–199	200–499	500–999	≥ 1.000
Erbringung von Dienstleistungen für den Unterricht	25,0	–	–	–	–	–
Grundschulen	23,2	22,2	22,7	30,6	40,0	27,1
Kindergärten und Vorschulen	26,4	28,9	29,8	33,6	37,9	37,2
Sonstiger Unterricht	24,2	26,6	28,6	27,3		–
Tertiärer und post-sekundärer, nicht tertiärer Unterricht	14,8	15,4	15,1	14,9	15,7	13,9
Weiterführende Schulen	21,8	22,6	25,4	25,6	25,4	–
Branche gesamt	**23,9**	**24,7**	**26,0**	**21,9**	**24,9**	**20,1**
Alle Branchen	**24,5**	**26,4**	**26,8**	**26,5**	**26,3**	**26,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.75 Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Erbringung von Dienstleistungen für den Unterricht	5,2	6,5	11,5	4,8	2,6	2,2	3,4
Grundschulen	6,1	7,5	9,0	4,9	5,5	3,3	6,0
Kindergärten und Vorschulen	7,6	7,8	8,3	6,2	6,7	7,5	7,6
Sonstiger Unterricht	7,8	6,5	6,9	4,5	4,6	3,4	5,7
Tertiärer und postsekundärer, nicht tertiärer Unterricht	6,0	6,8	5,3	3,0	2,4	1,8	5,2
Weiterführende Schulen	7,2	7,0	6,7	4,1	5,0	3,4	6,0
Branche gesamt	**7,3**	**7,4**	**7,5**	**4,4**	**4,2**	**2,1**	**6,5**
Alle Branchen	**7,4**	**7,1**	**5,4**	**3,5**	**3,7**	**2,8**	**6,1**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.76 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Erbringung von Dienstleistungen für den Unterricht	18,9	24,0	42,1	17,7	9,4	8,0	12,5
Grundschulen	22,1	27,6	33,1	17,9	20,3	12,1	22,0
Kindergärten und Vorschulen	27,9	28,4	30,5	22,7	24,4	27,3	27,8
Sonstiger Unterricht	28,6	23,7	25,3	16,3	16,9	12,6	21,0
Tertiärer und post-sekundärer, nicht tertiärer Unterricht	22,0	24,9	19,5	10,8	9,0	6,5	19,2
Weiterführende Schulen	26,4	25,6	24,6	15,1	18,5	12,6	22,1
Branche gesamt	**26,8**	**27,1**	**27,6**	**16,2**	**15,4**	**7,7**	**23,6**
Alle Branchen	**26,9**	**26,2**	**19,9**	**12,8**	**13,4**	**10,3**	**22,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.77 Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
Erbringung von Dienstleistungen für den Unterricht	0,9	2,8
Grundschulen	1,0	2,6
Kindergärten und Vorschulen	0,9	2,3
Sonstiger Unterricht	1,1	2,9
Tertiärer und post-sekundärer, nicht tertiärer Unterricht	1,0	2,2
Weiterführende Schulen	1,0	2,7
Branche gesamt	**1,0**	**2,5**
Alle Branchen	**1,8**	**4,6**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.78 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	Arbeitsunfähigkeit je 1.000 AOK-Mitglieder	
	AU-Tage	AU-Fälle
Berufe in der Gebäudetechnik (ohne Spez.)	1.757,6	56,5
Köche/Köchinnen (ohne Spez.)	1.214,7	42,6
Fahrlehrer/innen	997,7	29,8
Berufe in der Hauswirtschaft	941,7	36,9
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	933,4	26,3
Berufe in der Haus- u. Familienpflege	783,9	41,2
Berufe in der Kinderbetreuung u. -erziehung	634,0	30,3
Berufe in Heilerziehungspflege u. Sonderpädagogik	555,8	33,6
Berufe in der Sozialarbeit u. Sozialpädagogik	511,4	23,6
Lehrkräfte in der Sekundarstufe	441,0	16,0
Berufe in der Erziehungswissenschaft	397,0	22,2
Lehrkräfte für berufsbildende Fächer	339,9	11,2
Lehrkräfte in der Primarstufe	322,4	16,2
Berufe in der Erwachsenenbildung (ohne Spez.)	259,5	14,2
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	256,1	11,8
Berufe in der öffentlichen Verwaltung (ohne Spez.)	241,7	12,1
Berufe in der Hochschullehre u. -forschung	120,6	7,4
Branche gesamt	**580,5**	**25,6**
Alle Branchen	**1.107,0**	**41,8**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.79 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Erziehung und Unterricht in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder											
	Psyche		Herz/Kreislauf		Atemwege		Verdauung		Muskel/Skelett		Verletzungen	
	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle
2000	200,3	13,3	145,3	16,1	691,6	122,5	268,8	55,4	596,0	56,0	357,1	33,8
2001	199,2	13,9	140,8	16,1	681,8	125,5	265,8	55,8	591,4	56,8	342,0	32,9
2002	199,6	14,2	128,7	15,3	623,5	118,9	257,3	57,3	538,7	54,4	327,0	32,0
2003	185,4	13,5	120,7	14,8	596,5	116,7	239,2	55,5	470,6	48,9	296,4	30,0
2004	192,8	14,0	121,5	12,7	544,1	101,0	245,2	53,0	463,3	46,9	302,8	29,1
2005	179,7	12,5	102,4	11,0	557,4	104,0	216,9	49,3	388,1	40,2	281,7	27,7
2006	174,6	12,0	99,8	11,2	481,8	92,8	215,6	50,0	365,9	38,0	282,7	27,7
2007	191,0	12,9	97,1	10,5	503,6	97,6	229,8	52,9	366,9	38,5	278,0	27,1
2008 (WZ03)	201,0	13,5	96,2	10,5	506,8	99,1	237,3	55,8	387,0	40,8	282,0	27,9
2008 (WZ08)*	199,5	13,3	97,6	10,4	498,4	97,3	232,6	54,5	387,1	40,3	279,3	27,2
2009	226,5	14,7	102,7	9,9	557,5	103,5	223,7	50,2	382,8	39,2	265,2	24,7
2010	261,4	14,9	98,1	9,3	460,6	86,6	176,9	39,0	387,7	36,3	253,5	21,9
2011	263,0	13,7	99,1	8,0	394,8	72,3	146,3	30,0	351,0	30,0	205,5	16,1
2012	297,7	15,6	104,0	8,6	408,8	76,8	161,2	33,7	374,0	33,3	233,9	18,4
2013	278,6	12,4	102,4	7,0	403,4	70,5	123,3	23,6	346,7	26,2	178,9	12,8
2014	316,3	13,6	111,8	7,5	349,4	62,8	127,5	23,5	374,8	26,9	186,8	12,8
2015	326,3	13,6	112,8	7,4	410,7	70,7	125,3	22,8	370,6	26,0	180,5	12,2
2016	342,1	13,9	102,8	7,4	395,1	68,8	119,3	22,2	376,9	26,0	183,1	12,0
2017	355,2	14,0	102,1	7,2	398,2	67,3	113,6	20,1	374,6	24,7	186,5	11,7
2018	365,4	14,0	101,5	7,2	424,5	69,8	111,3	19,8	372,5	24,4	186,8	11,6
2019	380,2	14,1	95,0	6,9	378,6	65,2	107,5	18,9	367,6	23,8	184,2	11,1
2020	408,8	13,7	92,9	6,0	416,5	57,7	100,1	15,3	384,2	22,4	175,4	9,6
2021	438,5	14,6	95,1	6,1	359,2	52,4	96,7	15,1	384,4	23,7	192,2	14,4
2022	473,6	15,5	96,9	6,4	817,7	120,2	101,5	17,0	383,6	25,1	190,7	11,8
2023	493,8	17,4	95,4	6,8	675,9	117,0	108,3	19,6	391,4	26,8	201,0	12,2
2024	508,5	17,9	92,2	6,9	640,6	114,9	110,9	19,6	389,7	27,3	200,2	12,2

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich

Tab. 25.80 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Erbringung von Dienstleis- tungen für den Unterricht	19,5	1,2	19,7	2,3	14,1	7,5	35,7
Grundschulen	17,4	3,1	21,1	3,8	11,6	6,5	36,5
Kindergärten und Vorschulen	16,6	2,4	22,5	3,4	12,6	6,1	36,4
Sonstiger Unterricht	16,1	3,9	18,9	4,1	12,8	7,0	37,2
Tertiärer und post- sekundärer, nicht tertiärer Unterricht	16,6	3,5	19,7	3,8	12,5	7,0	37,0
Weiterführende Schulen	16,7	3,6	19,0	3,5	13,4	6,8	37,0
Branche gesamt	**16,6**	**3,0**	**20,9**	**3,6**	**12,7**	**6,5**	**36,7**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.81 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Erbringung von Dienstleis- tungen für den Unterricht	7,4	1,5	32,5	4,8	8,8	4,1	40,9
Grundschulen	5,9	2,4	35,3	5,6	7,8	3,7	39,3
Kindergärten und Vorschulen	5,0	1,7	35,6	5,5	7,7	3,3	41,1
Sonstiger Unterricht	5,5	2,3	30,9	6,4	8,8	3,9	42,1
Tertiärer und post- sekundärer, nicht tertiärer Unterricht	5,5	2,2	33,4	6,2	8,2	4,1	40,5
Weiterführende Schulen	5,7	2,6	33,1	5,9	8,8	3,9	40,1
Branche gesamt	**5,3**	**2,0**	**34,1**	**5,8**	**8,1**	**3,6**	**41,0**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.82 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem-wege	Ver-dauung	Muskel/ Skelett	Verlet-zungen	Sonstige
Berufe in der Erwachsenenbildung (ohne Spez.)	19,9	4,7	19,9	3,6	10,4	4,8	36,7
Berufe in der Erziehungswissenschaft	20,6	3,1	20,8	3,2	10,0	5,1	37,2
Berufe in der Gebäudetechnik (ohne Spez.)	9,4	7,0	11,8	4,3	22,5	9,8	35,2
Berufe in der Haus- u. Familienpflege	16,2	2,2	23,5	3,6	12,3	5,7	36,5
Berufe in der Hauswirtschaft	11,9	3,8	16,3	3,7	20,4	8,0	35,9
Berufe in der Hochschullehre u. -forschung	16,3	2,3	24,9	4,0	7,1	6,8	38,7
Berufe in der Kinderbetreuung u. -erziehung	17,7	2,1	24,0	3,4	10,7	5,9	36,2
Berufe in der öffentlichen Verwaltung (ohne Spez.)	19,8	3,2	19,2	3,9	10,0	5,7	38,2
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	11,7	4,6	13,2	3,2	24,7	7,5	35,1
Berufe in der Sozialarbeit u. Sozialpädagogik	21,4	2,3	21,2	3,2	9,2	5,5	37,1
Berufe in Heilerziehungspflege u. Sonderpädagogik	16,9	3,1	22,5	3,8	11,2	5,8	36,8
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	18,7	2,8	19,3	4,2	10,9	6,0	38,3
Fahrlehrer/innen	13,0	5,7	14,3	4,8	15,4	10,0	36,8
Köche/Köchinnen (ohne Spez.)	12,2	3,9	14,8	3,7	21,2	8,2	35,9
Lehrkräfte für berufsbildende Fächer	18,7	3,7	17,1	3,9	10,5	6,9	39,2
Lehrkräfte in der Primarstufe	17,2	2,9	24,5	3,4	8,3	5,7	38,0
Lehrkräfte in der Sekundarstufe	17,7	3,6	20,6	3,4	9,6	6,1	38,9
Branche gesamt	**16,6**	**3,0**	**20,9**	**3,6**	**12,7**	**6,5**	**36,7**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.83 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Berufe in der Erwachsenenbildung (ohne Spez.)	7,1	2,4	32,6	6,0	7,7	3,0	41,1
Berufe in der Erziehungswissenschaft	6,3	1,9	35,1	5,7	7,4	3,2	40,4
Berufe in der Gebäudetechnik (ohne Spez.)	4,7	4,9	23,5	7,4	15,1	6,0	38,5
Berufe in der Haus- u. Familienpflege	5,1	1,5	34,4	5,8	7,8	3,2	42,1
Berufe in der Hauswirtschaft	4,6	2,9	28,9	6,2	13,4	4,3	39,7
Berufe in der Hochschullehre u. -forschung	4,9	1,6	38,4	6,0	5,4	4,0	39,6
Berufe in der Kinderbetreuung u. -erziehung	5,1	1,5	36,8	5,4	6,8	3,2	41,1
Berufe in der öffentlichen Verwaltung (ohne Spez.)	6,2	2,2	32,9	5,7	7,4	3,7	41,9
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	4,9	3,6	25,1	6,2	17,0	4,4	38,8
Berufe in der Sozialarbeit u. Sozialpädagogik	6,8	2,0	35,2	5,7	6,9	3,4	40,0
Berufe in Heilerziehungspflege u. Sonderpädagogik	5,8	1,9	35,0	5,7	7,8	3,6	40,2
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	5,9	2,3	31,8	6,3	7,3	3,3	43,1
Fahrlehrer/innen	4,8	3,5	28,1	7,6	9,8	4,7	41,5
Köche/Köchinnen (ohne Spez.)	4,7	3,1	27,8	6,2	13,3	4,6	40,4
Lehrkräfte für berufsbildende Fächer	6,4	3,1	31,8	6,1	7,7	3,8	41,1
Lehrkräfte in der Primarstufe	4,9	2,1	40,3	5,1	6,1	3,3	38,2
Lehrkräfte in der Sekundarstufe	6,0	2,9	35,2	5,7	7,4	3,6	39,4
Branche gesamt	**5,3**	**2,0**	**34,1**	**5,8**	**8,1**	**3,6**	**41,0**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.84 Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J06	Akute Infektionen an mehreren oder nicht näher bezeichneten Lokalisationen der oberen Atemwege	19,4	10,7
A09	Sonstige und nicht näher bezeichnete Gastroenteritis und Kolitis infektiösen und nicht näher bezeichneten Ursprungs	5,0	1,9
M54	Rückenschmerzen	3,1	3,3
B34	Viruskrankheit nicht näher bezeichneter Lokalisation	2,4	1,3
F43	Reaktionen auf schwere Belastungen und Anpassungsstörungen	2,0	4,6
J00	Akute Rhinopharyngitis [Erkältungsschnupfen]	2,0	1,0
R10	Bauch- und Beckenschmerzen	1,9	1,1
R51	Kopfschmerz	1,9	0,8
U07	Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern U07.-	1,5	1,0
J20	Akute Bronchitis	1,4	1,0
J03	Akute Tonsillitis	1,4	0,8
G43	Migräne	1,3	0,5
R53	Unwohlsein und Ermüdung	1,2	1,3
J98	Sonstige Krankheiten der Atemwege	1,2	0,7
R11	Übelkeit und Erbrechen	1,2	0,5
F32	Depressive Episode	1,1	4,4
J40	Bronchitis, nicht als akut oder chronisch bezeichnet	1,1	0,7
J02	Akute Pharyngitis	1,1	0,6
B99	Sonstige und nicht näher bezeichnete Infektionskrankheiten	1,1	0,6
K52	Sonstige nichtinfektiöse Gastroenteritis und Kolitis	1,1	0,4
J32	Chronische Sinusitis	1,0	0,6
J01	Akute Sinusitis	1,0	0,6
K29	Gastritis und Duodenitis	0,9	0,5
H10	Konjunktivitis	0,9	0,3
F48	Andere neurotische Störungen	0,8	1,9
I10	Essentielle (primäre) Hypertonie	0,8	0,8
M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes, anderenorts nicht klassifiziert	0,8	0,8

Tab. 25.84 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
R05	Husten	0,8	0,5
Z98	Sonstige Zustände nach chirurgischem Eingriff	0,7	2,0
M25	Sonstige Gelenkkrankheiten, anderenorts nicht klassifiziert	0,7	1,0
R07	Hals- und Brustschmerzen	0,7	0,4
K08	Sonstige Krankheiten der Zähne und des Zahnhalteapparates	0,7	0,2
R42	Schwindel und Taumel	0,6	0,5
N39	Sonstige Krankheiten des Harnsystems	0,6	0,3
F45	Somatoforme Störungen	0,5	1,5
R52	Schmerz, anderenorts nicht klassifiziert	0,5	0,6
T14	Verletzung an einer nicht näher bezeichneten Körperregion	0,5	0,6
R50	Fieber sonstiger und unbekannter Ursache	0,5	0,3
J04	Akute Laryngitis und Tracheitis	0,5	0,3
U08	COVID-19 in der Eigenanamnese	0,4	0,3
	Summe hier	**66,3**	**51,2**
	Restliche	33,7	48,8
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.85 Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Erziehung und Unterricht im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J00–J06	Akute Infektionen der oberen Atemwege	25,9	14,4
A00–A09	Infektiöse Darmkrankheiten	5,7	2,2
R50–R69	Allgemeinsymptome	4,6	3,6
F40–F48	Neurotische, Belastungs- und somatoforme Störungen	3,6	9,4
M50–M54	Sonstige Krankheiten der Wirbelsäule und des Rückens	3,6	4,5
R10–R19	Symptome, die das Verdauungssystem und das Abdomen betreffen	3,3	1,8
B25–B34	Sonstige Viruskrankheiten	2,6	1,5
G40–G47	Episodische und paroxysmale Krankheiten des Nervensystems	2,2	1,6
U00–U49	Vorläufige Zuordnungen für Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern	2,1	1,8
R00–R09	Symptome, die das Kreislaufsystem und das Atmungssystem betreffen	1,9	1,3
J40–J47	Chronische Krankheiten der unteren Atemwege	1,8	1,5
J20–J22	Sonstige akute Infektionen der unteren Atemwege	1,7	1,2
F30–F39	Affektive Störungen	1,6	7,5
K00–K14	Krankheiten der Mundhöhle, der Speicheldrüsen und der Kiefer	1,6	0,6
M70–M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes	1,5	2,2
J30–J39	Sonstige Krankheiten der oberen Atemwege	1,5	1,0
Z80–Z99	Personen mit potentiellen Gesundheitsrisiken aufgrund der Familien- oder Eigenanamnese und bestimmte Zustände, die den Gesundheitszustand beeinflussen	1,4	3,3
J95–J99	Sonstige Krankheiten des Atmungssystems	1,3	0,8
K50–K52	Nichtinfektiöse Enteritis und Kolitis	1,3	0,6
K20–K31	Krankheiten des Ösophagus, des Magens und des Duodenums	1,2	0,7
B99–B99	Sonstige Infektionskrankheiten	1,1	0,6
M20–M25	Sonstige Gelenkkrankheiten	1,0	1,9
I10–I15	Hypertonie [Hochdruckkrankheit]	0,9	0,9
N30–N39	Sonstige Krankheiten des Harnsystems	0,9	0,5
H10–H13	Affektionen der Konjunktiva	0,9	0,4
R40–R46	Symptome, die das Erkennungs- und Wahrnehmungsvermögen, die Stimmung und das Verhalten betreffen	0,8	0,8
J09–J18	Grippe und Pneumonie	0,8	0,8
N80–N98	Nichtentzündliche Krankheiten des weiblichen Genitaltraktes	0,8	0,6

Tab. 25.85 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
Z40–Z54	Personen, die das Gesundheitswesen zum Zwecke spezifischer Maßnahmen und zur medizinischen Betreuung in Anspruch nehmen	0,7	0,9
K55–K64	Sonstige Krankheiten des Darmes	0,7	0,6
Z00–Z13	Personen, die das Gesundheitswesen zur Untersuchung und Abklärung in Anspruch nehmen	0,7	0,4
S90–S99	Verletzungen der Knöchelregion und des Fußes	0,6	1,0
T08–T14	Verletzungen nicht näher bezeichneter Teile des Rumpfes, der Extremitäten oder anderer Körperregionen	0,6	0,7
H65–H75	Krankheiten des Mittelohres und des Warzenfortsatzes	0,6	0,4
S80–S89	Verletzungen des Knies und des Unterschenkels	0,5	1,4
Z70–Z76	Personen, die das Gesundheitswesen aus sonstigen Gründen in Anspruch nehmen	0,5	0,9
M95–M99	Sonstige Krankheiten des Muskel-Skelett-Systems und des Bindegewebes	0,5	0,5
E70–E90	Stoffwechselstörungen	0,5	0,4
D10–D36	Gutartige Neubildungen	0,4	0,4
I95–I99	Sonstige und nicht näher bezeichnete Krankheiten des Kreislaufsystems	0,4	0,3
	Summe hier	**84,3**	**75,9**
	Restliche	15,7	24,1
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

25.6 Gesundheits- und Sozialwesen

Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.86
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr	Tab. 25.87
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024	Tab. 25.88
Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024	Tab. 25.89
Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024	Tab. 25.90
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024	Tab. 25.91
Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.92
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024	Tab. 25.93
Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.94
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.95
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.96
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.97
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.98
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.99
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.100
Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.101
Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.102

Tab. 25.86 Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Krankenstand in %			AU-Fälle je 100 AOK-Mitglieder			Tage je Fall		
	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund
2000	5,7	5,4	5,7	162,4	165,2	162,8	12,8	12,0	12,7
2001	5,5	5,3	5,5	157,5	152,4	156,9	12,8	12,8	12,8
2002	5,4	5,2	5,4	159,5	154,7	159,0	12,4	12,4	12,4
2003	5,1	4,7	5,1	156,8	142,9	154,9	12,0	12,0	12,0
2004	4,8	4,2	4,7	144,9	129,8	142,7	12,2	11,9	12,1
2005	4,6	4,1	4,6	142,5	123,9	139,6	11,9	12,0	11,9
2006	4,5	3,9	4,4	136,6	116,9	133,4	12,1	12,3	12,1
2007	4,8	4,2	4,7	145,2	125,8	141,9	12,2	12,2	12,2
2008 (WZ03)	4,9	4,5	4,8	151,3	129,9	147,7	11,9	12,6	12,0
2008 (WZ08)*	4,9	4,5	4,8	151,5	130,8	147,9	11,9	12,6	12,0
2009	5,1	4,9	5,0	159,6	143,2	156,8	11,6	12,5	11,7
2010	5,2	5,1	5,2	158,8	155,3	158,2	11,9	11,9	11,9
2011	5,3	4,8	5,2	162,2	157,7	161,4	12,0	11,2	11,8
2012	5,3	5,2	5,3	158,2	140,5	155,2	12,3	13,5	12,5
2013	5,5	5,4	5,5	166,9	147,2	163,5	12,0	13,3	12,2
2014	5,7	5,5	5,6	165,4	145,9	162,0	12,5	13,7	12,7
2015	5,9	5,7	5,8	176,6	158,2	173,2	12,1	13,3	12,3
2016	5,8	5,9	5,8	175,8	162,0	173,1	12,1	13,3	12,3
2017	5,8	6,1	5,9	172,7	163,8	170,9	12,3	13,6	12,5
2018	6,0	6,4	6,0	177,4	170,1	175,9	12,3	13,6	12,5
2019	5,9	6,4	6,0	172,2	166,9	171,0	12,5	13,9	12,8
2020	6,1	6,7	6,2	158,8	161,0	159,1	14,1	15,2	14,3
2021	6,0	7,0	6,2	159,1	165,0	160,2	13,8	15,5	14,2
2022	7,6	8,5	7,8	238,5	239,5	238,6	11,7	13,0	11,9
2023	7,4	8,2	7,5	254,7	247,1	253,2	10,5	12,1	10,8
2024	7,2	8,0	7,4	257,2	249,9	255,7	10,3	11,7	10,5

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.87 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr

Bundesland	Kranken-stand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder				Tage je Fall	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Quote in %
		AU-Fälle	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Tage	Veränd. z. Vorj. in %			
Baden-Württemberg	6,5	237,7	1,0	2.382,4	−2,3	10,0	−3,3	69,1
Bayern	6,7	237,1	1,5	2.451,0	−0,4	10,3	−1,9	68,7
Berlin	7,3	274,1	−0,8	2.675,2	−5,0	9,8	−4,3	68,2
Brandenburg	8,4	251,4	0,3	3.086,9	−3,3	12,3	−3,6	71,7
Bremen	7,5	281,9	−0,7	2.737,7	−3,7	9,7	−3,0	73,0
Hamburg	7,0	285,4	0,7	2.566,9	−3,9	9,0	−4,5	69,5
Hessen	7,4	278,0	0,9	2.711,4	−2,3	9,8	−3,1	72,0
Mecklenburg-Vorpommern	8,8	270,8	1,4	3.215,9	−0,1	11,9	−1,4	74,6
Niedersachsen	7,7	266,1	−0,1	2.811,6	−2,1	10,6	−2,0	74,1
Nordrhein-Westfalen	7,8	273,4	1,5	2.851,5	−1,7	10,4	−3,2	72,9
Rheinland-Pfalz	7,2	252,7	0,0	2.642,8	−2,1	10,5	−2,1	71,1
Saarland	7,8	265,4	1,3	2.864,0	−1,7	10,8	−2,9	71,5
Sachsen	7,6	242,1	1,2	2.765,8	−1,9	11,4	−3,1	73,5
Sachsen-Anhalt	8,5	258,3	1,0	3.093,7	−2,7	12,0	−3,7	74,6
Schleswig-Holstein	8,0	281,1	1,0	2.932,2	−1,2	10,4	−2,2	73,8
Thüringen	8,2	255,0	1,6	3.002,8	−2,5	11,8	−4,1	74,7
West	**7,2**	**257,2**	**1,0**	**2.636,8**	**−1,8**	**10,3**	**−2,7**	**71,1**
Ost	**8,0**	**249,9**	**1,1**	**2.921,7**	**−2,3**	**11,7**	**−3,3**	**73,8**
Bund	**7,4**	**255,7**	**1,0**	**2.692,7**	**−1,9**	**10,5**	**−2,9**	**71,6**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.88 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Krankenstand in %		Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %
	2024	2024 stand.*	Fälle	Tage		
Altenheime, Alten- und Behindertenwohnheime	9,0	8,4	265,1	3.301,5	12,5	74,9
Arzt- und Zahnarztpraxen	4,8	4,4	286,0	1.752,2	6,1	70,3
Gesundheitswesen a. n. g.	6,4	6,4	234,2	2.331,1	10,0	69,4
Krankenhäuser	7,0	7,0	240,4	2.552,5	10,6	70,7
Pflegeheime	9,1	8,4	265,4	3.318,8	12,5	74,8
Sonstige Heime (ohne Erholungs- und Ferienheime)	7,1	7,1	236,5	2.588,0	10,9	71,2
Sonstiges Sozialwesen (ohne Heime)	7,5	7,3	277,7	2.740,9	9,9	73,8
Soziale Betreuung älterer Menschen und Behinderter	8,1	7,4	230,9	2.954,1	12,8	67,8
Stationäre Einrichtungen zur psychosozialen Betreuung, Suchtbekämpfung u. Ä.	7,6	7,5	241,8	2.795,0	11,6	71,2
Branche gesamt	**7,4**	**7,2**	**255,7**	**2.692,7**	**10,5**	**71,6**
Alle Branchen	**6,5**	**6,6**	**228,2**	**2.390,5**	**10,5**	**63,7**

* Krankenstand alters- und geschlechtsstandardisiert
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.89 Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024

Tätigkeit	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %	Anteil der Berufsgruppe an der Branche in %*
		AU-Fälle	AU-Tage			
Ärzte/Ärztinnen (ohne Spez.)	3,1	156,0	1.145,5	7,3	52,9	1,9
Berufe im Rettungsdienst	6,7	228,9	2.464,4	10,8	69,6	1,1
Berufe in der Altenpflege (ohne Spez.)	9,4	271,3	3.441,0	12,7	74,2	17,2
Berufe in der Gesundheits- u. Krankenpflege (ohne Spez.)	7,6	254,7	2.769,4	10,9	72,0	19,5
Berufe in der Haus- u. Familienpflege	9,4	283,2	3.428,1	12,1	75,2	2,4
Berufe in der Hauswirtschaft	9,2	239,8	3.359,4	14,0	72,8	4,5
Berufe in der Kinderbetreuung u. -erziehung	8,1	302,9	2.965,6	9,8	77,6	5,7
Berufe in der Physiotherapie	5,8	244,7	2.109,6	8,6	71,9	2,1
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	9,1	248,0	3.346,4	13,5	72,8	2,4
Berufe in der Sozialarbeit u. Sozialpädagogik	6,3	218,7	2.301,4	10,5	70,6	2,7
Berufe in Heilerziehungspflege u. Sonderpädagogik	7,9	285,1	2.902,6	10,2	75,7	4,2
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	5,7	207,9	2.084,4	10,0	65,5	2,2
Köche/Köchinnen (ohne Spez.)	9,1	223,8	3.335,9	14,9	71,0	2,1
Medizinische Fachangestellte (ohne Spez.)	5,4	300,2	1.964,1	6,5	73,2	8,1
Verwaltende Berufe im Sozial- u. Gesundheitswesen	5,9	227,2	2.177,5	9,6	68,9	1,4
Zahnmedizinische Fachangestellte	4,8	322,6	1.744,4	5,4	73,5	4,8
Branche gesamt	**7,4**	**255,7**	**2.692,7**	**10,5**	**71,6**	**13,8****

* Anteil der AOK-Mitglieder in der Berufsgruppe an den in der Branche beschäftigten AOK-Mitgliedern insgesamt
** Anteil der AOK-Mitglieder in der Branche an allen AOK-Mitgliedern
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.90 Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024

Fallklasse	Branche hier		Alle Branchen	
	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %
1–3 Tage	37,3	7,0	37,2	7,1
4–7 Tage	33,6	16,4	33,6	16,1
8–14 Tage	16,4	16,0	16,5	16,2
15–21 Tage	4,8	7,9	4,8	7,9
22–28 Tage	2,3	5,4	2,2	5,2
29–42 Tage	2,3	7,7	2,3	7,6
>42 Tage	3,3	39,7	3,3	39,9

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.91 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Betriebsgröße (Anzahl der AOK-Mitglieder)					
	10–49	50–99	100–199	200–499	500–999	≥ 1.000
Altenheime, Alten- und Behinderten-wohnheime	34,0	33,1	32,2	31,5	29,9	–
Arzt- und Zahnarztpraxen	19,9	23,7	23,9	24,6	–	–
Gesundheitswesen a. n. g.	26,2	27,9	27,2	30,8	–	–
Krankenhäuser	25,6	27,1	26,5	25,9	25,0	25,3
Pflegeheime	34,0	33,7	32,1	31,9	30,5	25,1
Sonstige Heime (ohne Erholungs- und Ferienheime)	26,4	26,5	25,9	24,4	26,2	–
Sonstiges Sozialwesen (ohne Heime)	27,1	28,6	29,0	30,3	31,7	24,0
Soziale Betreuung älterer Menschen und Behinderter	29,8	29,8	30,0	31,2	33,5	–
Stationäre Einrichtungen zur psycho-sozialen Betreuung, Suchtbekämpfung u. Ä.	28,7	25,0	25,9	29,4	–	–
Branche gesamt	**29,2**	**30,8**	**29,1**	**27,9**	**26,0**	**25,2**
Alle Branchen	**24,5**	**26,4**	**26,8**	**26,5**	**26,3**	**26,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.92 Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Altenheime, Alten- und Behindertenwohnheime	9,0	9,3	8,5	5,5	6,9	4,3	8,7
Arzt- und Zahnarztpraxen	5,5	4,8	4,8	3,7	3,1	2,5	4,7
Gesundheitswesen a. n. g.	7,1	6,7	6,6	4,4	4,4	3,4	6,2
Krankenhäuser	6,9	7,6	8,1	4,3	3,7	2,9	7,5
Pflegeheime	9,1	9,4	8,0	5,1	6,9	7,6	8,7
Sonstige Heime (ohne Erholungs- und Ferienheime)	7,6	7,6	7,8	4,4	5,4	5,3	7,3
Sonstiges Sozialwesen (ohne Heime)	8,1	8,2	7,6	5,1	5,4	4,4	7,1
Soziale Betreuung älterer Menschen und Behinderter	8,4	8,5	8,2	4,8	6,2	5,0	7,5
Stationäre Einrichtungen zur psychosozialen Betreuung, Suchtbekämpfung u. Ä.	8,1	8,3	8,5	4,4	5,0	4,1	8,5
Branche gesamt	**7,7**	**7,7**	**7,5**	**4,7**	**4,5**	**3,0**	**7,3**
Alle Branchen	**7,4**	**7,1**	**5,4**	**3,5**	**3,7**	**2,8**	**6,1**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.93 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Altenheime, Alten- und Behindertenwohnheime	33,1	34,0	30,9	20,2	25,1	15,7	32,0
Arzt- und Zahnarztpraxen	20,3	17,6	17,6	13,7	11,2	9,3	17,3
Gesundheitswesen a. n. g.	25,9	24,3	24,3	16,3	16,2	12,3	22,5
Krankenhäuser	25,4	27,8	29,7	15,7	13,7	10,7	27,6
Pflegeheime	33,2	34,3	29,3	18,6	25,4	27,7	31,8
Sonstige Heime (ohne Erholungs- und Ferienheime)	27,9	28,0	28,7	16,1	19,9	19,5	26,6
Sonstiges Sozialwesen (ohne Heime)	29,7	30,1	28,0	18,7	19,8	16,1	26,2
Soziale Betreuung älterer Menschen und Behinderter	30,8	31,0	29,9	17,7	22,7	18,3	27,3
Stationäre Einrichtungen zur psychosozialen Betreuung, Suchtbekämpfung u. Ä.	29,7	30,4	31,0	16,0	18,2	15,0	31,2
Branche gesamt	**28,3**	**28,3**	**27,6**	**17,4**	**16,4**	**10,9**	**26,5**
Alle Branchen	**26,9**	**26,2**	**19,9**	**12,8**	**13,4**	**10,3**	**22,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.94 Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
Altenheime, Alten- und Behindertenwohnheime	1,4	3,2
Arzt- und Zahnarztpraxen	0,5	1,5
Gesundheitswesen a. n. g.	1,2	3,2
Krankenhäuser	1,2	2,8
Pflegeheime	1,3	3,0
Sonstige Heime (ohne Erholungs- und Ferienheime)	1,4	3,3
Sonstiges Sozialwesen (ohne Heime)	1,1	2,7
Soziale Betreuung älterer Menschen und Behinderter	1,6	3,6
Stationäre Einrichtungen zur psychosozialen Betreuung, Suchtbekämpfung u. Ä.	1,4	4,5
Branche gesamt	**1,2**	**2,9**
Alle Branchen	**1,8**	**4,6**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.95 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	Arbeitsunfähigkeit je 1.000 AOK-Mitglieder	
	AU-Tage	AU-Fälle
Berufe im Rettungsdienst	1.481,5	57,8
Köche/Köchinnen (ohne Spez.)	1.259,9	46,4
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	1.143,3	36,5
Berufe in der Altenpflege (ohne Spez.)	1.114,8	38,6
Berufe in der Hauswirtschaft	1.100,8	35,8
Berufe in der Haus- u. Familienpflege	1.000,5	36,0
Berufe in Heilerziehungspflege u. Sonderpädagogik	930,1	39,2
Berufe in der Gesundheits- u. Krankenpflege (ohne Spez.)	828,8	32,3
Berufe in der Kinderbetreuung u. -erziehung	787,8	33,3
Berufe in der Physiotherapie	551,0	20,9
Berufe in der Sozialarbeit u. Sozialpädagogik	531,8	22,5
Ärzte/Ärztinnen (ohne Spez.)	316,5	14,6
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	292,3	12,2
Medizinische Fachangestellte (ohne Spez.)	286,5	14,8
Verwaltende Berufe im Sozial- u. Gesundheitswesen	281,4	12,2
Zahnmedizinische Fachangestellte	247,1	16,3
Branche gesamt	**783,6**	**29,8**
Alle Branchen	**1.107,0**	**41,8**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.96 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder											
	Psyche		Herz/Kreislauf		Atemwege		Verdauung		Muskel/Skelett		Verletzungen	
	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle
2000	229,0	9,5	142,7	8,8	357,9	50,2	145,4	20,8	627,8	33,3	221,5	14,7
2001	244,0	10,4	145,7	9,5	329,2	48,4	146,1	21,3	634,1	34,3	220,4	15,0
2002	246,6	10,8	139,1	9,5	316,8	47,7	149,1	23,1	613,5	33,9	220,7	15,0
2003	235,3	10,6	131,7	9,4	318,3	49,2	138,3	21,9	550,9	31,6	205,8	14,2
2004	245,7	10,7	141,1	8,5	275,2	41,9	140,7	21,4	522,5	29,9	201,9	13,3
2005	238,7	9,9	132,5	7,9	307,6	46,7	126,0	19,0	482,6	27,6	192,8	12,4
2006	244,3	10,1	134,4	8,0	257,8	39,6	130,2	20,2	489,9	27,4	198,7	12,5
2007	273,4	10,7	138,9	7,9	284,9	43,8	140,0	21,7	519,7	28,2	194,8	12,2
2008 (WZ03)	284,7	11,2	141,7	8,2	294,7	45,8	143,6	22,5	522,7	29,0	199,5	12,6
2008 (WZ08)*	285,0	11,2	141,9	8,2	295,3	45,8	144,1	22,5	524,2	29,1	199,2	12,6
2009	294,1	11,8	139,3	8,1	347,1	53,1	141,5	22,1	507,2	28,2	207,0	12,8
2010	331,8	12,8	138,9	8,0	301,4	47,1	133,5	20,6	545,8	29,6	224,3	13,7
2011	354,7	13,5	140,4	8,1	313,0	48,4	131,5	20,0	531,2	29,4	218,9	13,0
2012	383,9	13,7	150,3	8,2	307,8	46,7	133,8	19,5	556,3	29,3	223,4	12,6
2013	384,9	13,6	147,9	7,9	377,3	55,6	133,6	19,2	552,8	28,9	226,9	12,5
2014	422,9	15,0	157,7	8,5	312,9	47,7	140,4	19,9	599,4	30,5	233,7	12,7
2015	428,7	15,0	153,0	8,4	389,4	57,9	137,3	19,7	585,8	30,0	235,5	12,7
2016	437,8	15,3	135,0	8,4	361,8	55,5	132,2	19,9	604,7	30,7	238,4	12,8
2017	448,0	15,5	131,6	8,2	370,2	55,6	126,5	18,6	600,6	30,2	242,9	12,6
2018	460,3	15,8	130,3	8,3	400,1	58,5	126,1	18,3	597,6	30,0	245,1	12,7
2019	480,7	16,1	130,5	8,2	348,5	53,5	123,7	17,9	605,5	30,0	246,9	12,3
2020	507,2	15,7	130,4	7,5	397,7	49,0	117,9	15,5	628,9	29,8	242,9	11,4
2021	535,8	16,8	133,5	7,6	328,7	41,4	115,7	15,1	638,5	31,4	259,5	15,8
2022	583,3	17,9	132,6	7,8	745,3	100,5	118,4	16,6	634,7	33,2	258,9	13,6
2023	588,6	19,7	132,4	8,3	627,0	100,3	128,2	19,1	637,2	35,4	265,7	13,7
2024	586,8	19,9	130,2	8,3	576,3	96,6	129,5	19,7	628,4	35,9	269,4	13,8

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich

Tab. 25.97 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Altenheime, Alten- und Behindertenwohnheime	16,6	4,0	13,5	3,5	19,4	7,5	35,5
Arzt- und Zahnarztpraxen	14,2	2,5	21,4	4,2	10,9	6,0	40,8
Gesundheitswesen a. n. g.	14,8	3,5	17,5	3,8	16,3	8,3	35,8
Krankenhäuser	15,7	3,4	16,3	3,5	16,8	7,6	36,6
Pflegeheime	16,3	4,0	13,5	3,4	19,9	7,4	35,6
Sonstige Heime (ohne Erholungs- und Ferienheime)	18,3	3,7	16,9	3,4	14,6	7,6	35,4
Sonstiges Sozialwesen (ohne Heime)	17,5	3,4	18,5	3,6	14,5	6,7	35,8
Soziale Betreuung älterer Menschen und Behinderter	16,4	3,7	13,6	3,5	19,3	8,0	35,6
Stationäre Einrichtungen zur psychosozialen Betreuung, Suchtbekämpfung u. Ä.	18,5	4,4	16,3	3,6	15,0	6,7	35,5
Branche gesamt	**16,1**	**3,6**	**15,8**	**3,6**	**17,2**	**7,4**	**36,3**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.98 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Altenheime, Alten- und Behindertenwohnheime	6,7	2,8	26,1	6,0	13,4	4,5	40,5
Arzt- und Zahnarztpraxen	4,6	1,8	31,8	6,1	6,3	3,0	46,4
Gesundheitswesen a. n. g.	5,3	2,5	31,3	6,1	9,8	4,5	40,6
Krankenhäuser	5,9	2,4	29,6	5,7	10,8	4,2	41,4
Pflegeheime	6,6	2,9	25,8	6,0	13,5	4,5	40,7
Sonstige Heime (ohne Erholungs- und Ferienheime)	6,6	2,3	30,8	5,9	9,1	4,5	40,7
Sonstiges Sozialwesen (ohne Heime)	5,9	2,3	31,9	5,9	9,5	3,8	40,6
Soziale Betreuung älterer Menschen und Behinderter	6,6	2,8	26,4	6,0	12,4	4,7	41,0
Stationäre Einrichtungen zur psychosozialen Betreuung, Suchtbekämpfung u. Ä.	7,1	2,8	29,7	5,7	10,2	4,2	40,3
Branche gesamt	**6,0**	**2,5**	**29,0**	**5,9**	**10,8**	**4,2**	**41,7**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.99 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem-wege	Ver-dauung	Muskel/ Skelett	Verlet-zungen	Sonstige
Ärzte/Ärztinnen (ohne Spez.)	12,9	2,8	23,3	4,0	10,7	7,0	39,4
Berufe im Rettungsdienst	12,4	3,7	16,0	4,3	19,0	12,1	32,6
Berufe in der Altenpflege (ohne Spez.)	16,5	3,7	13,2	3,5	20,6	7,5	35,0
Berufe in der Gesundheits- u. Krankenpflege (ohne Spez.)	16,0	3,3	15,4	3,5	17,9	7,9	36,1
Berufe in der Haus- u. Familienpflege	17,1	3,9	15,0	3,4	18,1	7,0	35,5
Berufe in der Hauswirtschaft	14,0	4,4	12,6	3,3	22,1	7,8	35,7
Berufe in der Kinderbetreuung u. -erziehung	18,7	2,8	19,5	3,6	13,1	6,5	35,9
Berufe in der Physiotherapie	13,4	3,0	20,5	3,6	14,6	8,9	35,9
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	11,9	4,8	12,4	3,1	24,5	7,8	35,6
Berufe in der Sozialarbeit u. Sozialpädagogik	20,8	3,2	18,5	3,3	11,3	6,3	36,6
Berufe in Heilerziehungspflege u. Sonderpädagogik	18,7	3,0	18,2	3,4	13,8	7,6	35,3
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	18,6	3,8	16,6	3,9	12,4	5,9	38,7
Köche/Köchinnen (ohne Spez.)	13,4	4,6	11,2	3,4	22,8	8,5	36,1
Medizinische Fachangestellte (ohne Spez.)	15,8	2,4	20,5	4,1	10,4	5,7	40,9
Verwaltende Berufe im Sozial- u. Gesundheitswesen	18,8	3,4	17,3	3,8	12,6	5,7	38,5
Zahnmedizinische Fachangestellte	12,6	2,1	23,9	4,4	10,4	6,1	40,5
Branche gesamt	**16,1**	**3,6**	**15,8**	**3,6**	**17,2**	**7,4**	**36,3**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.100 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem-wege	Ver-dauung	Muskel/ Skelett	Verlet-zungen	Sonstige
Ärzte/Ärztinnen (ohne Spez.)	4,1	1,8	36,5	5,8	7,5	3,3	40,9
Berufe im Rettungsdienst	5,0	2,5	29,5	6,1	11,7	6,4	38,7
Berufe in der Altenpflege (ohne Spez.)	6,9	2,7	25,1	5,8	14,3	4,6	40,5
Berufe in der Gesundheits- u. Krankenpflege (ohne Spez.)	6,3	2,4	28,0	5,7	11,7	4,4	41,5
Berufe in der Haus- u. Familienpflege	6,8	2,9	27,6	6,1	11,4	4,2	41,2
Berufe in der Hauswirtschaft	5,8	3,5	24,7	6,1	14,4	4,7	40,7
Berufe in der Kinderbetreuung u. -erziehung	6,2	2,0	33,5	5,7	8,1	3,6	40,9
Berufe in der Physiotherapie	4,3	2,0	34,8	5,8	8,3	4,6	40,2
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	5,3	3,7	23,6	6,2	16,7	4,6	39,7
Berufe in der Sozialarbeit u. Sozialpädagogik	6,7	2,2	33,8	5,6	7,6	3,8	40,4
Berufe in Heilerziehungspflege u. Sonderpädagogik	6,5	2,1	32,1	5,8	9,3	4,2	40,0
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	6,3	2,7	29,8	6,5	8,0	3,4	43,4
Köche/Köchinnen (ohne Spez.)	5,7	3,8	23,4	6,0	15,5	5,5	40,1
Medizinische Fachangestellte (ohne Spez.)	5,0	1,8	31,6	6,1	6,0	2,9	46,5
Verwaltende Berufe im Sozial- u. Gesundheitswesen	6,3	2,4	30,3	6,2	7,6	3,3	43,9
Zahnmedizinische Fachangestellte	4,0	1,5	32,1	6,0	6,5	3,2	46,7
Branche gesamt	**6,0**	**2,5**	**29,0**	**5,9**	**10,8**	**4,2**	**41,7**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.101 Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J06	Akute Infektionen an mehreren oder nicht näher bezeichneten Lokalisationen der oberen Atemwege	16,4	8,0
A09	Sonstige und nicht näher bezeichnete Gastroenteritis und Kolitis infektiösen und nicht näher bezeichneten Ursprungs	4,9	1,6
M54	Rückenschmerzen	4,3	4,7
F43	Reaktionen auf schwere Belastungen und Anpassungsstörungen	2,2	4,5
R10	Bauch- und Beckenschmerzen	2,1	1,1
B34	Viruskrankheit nicht näher bezeichneter Lokalisation	2,0	1,0
R51	Kopfschmerz	1,7	0,7
J00	Akute Rhinopharyngitis [Erkältungsschnupfen]	1,7	0,7
U07	Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern U07.-	1,6	0,9
G43	Migräne	1,4	0,5
J20	Akute Bronchitis	1,3	0,8
R11	Übelkeit und Erbrechen	1,3	0,5
F32	Depressive Episode	1,2	4,3
R53	Unwohlsein und Ermüdung	1,2	1,2
K52	Sonstige nichtinfektiöse Gastroenteritis und Kolitis	1,1	0,4
I10	Essentielle (primäre) Hypertonie	1,0	1,0
J40	Bronchitis, nicht als akut oder chronisch bezeichnet	1,0	0,6
J03	Akute Tonsillitis	1,0	0,5
J98	Sonstige Krankheiten der Atemwege	1,0	0,5
M25	Sonstige Gelenkkrankheiten, anderenorts nicht klassifiziert	0,9	1,3
M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes, anderenorts nicht klassifiziert	0,9	0,9
K29	Gastritis und Duodenitis	0,9	0,5
B99	Sonstige und nicht näher bezeichnete Infektionskrankheiten	0,9	0,5
Z98	Sonstige Zustände nach chirurgischem Eingriff	0,8	2,3
F48	Andere neurotische Störungen	0,8	1,8
J02	Akute Pharyngitis	0,8	0,4
R42	Schwindel und Taumel	0,7	0,5
R05	Husten	0,7	0,4

Tab. 25.101 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J32	Chronische Sinusitis	0,7	0,4
J01	Akute Sinusitis	0,7	0,3
K08	Sonstige Krankheiten der Zähne und des Zahnhalteapparates	0,7	0,2
F45	Somatoforme Störungen	0,6	1,4
R52	Schmerz, anderenorts nicht klassifiziert	0,6	0,7
N39	Sonstige Krankheiten des Harnsystems	0,6	0,3
R07	Hals- und Brustschmerzen	0,6	0,3
F41	Andere Angststörungen	0,5	1,6
M51	Sonstige Bandscheibenschäden	0,5	1,5
T14	Verletzung an einer nicht näher bezeichneten Körperregion	0,5	0,6
M99	Biomechanische Funktionsstörungen, anderenorts nicht klassifiziert	0,5	0,5
R50	Fieber sonstiger und unbekannter Ursache	0,5	0,3
	Summe hier	**62,8**	**50,2**
	Restliche	37,2	49,8
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.102 Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Gesundheits- und Sozialwesen im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J00–J06	Akute Infektionen der oberen Atemwege	21,5	10,5
A00–A09	Infektiöse Darmkrankheiten	5,7	1,9
M50–M54	Sonstige Krankheiten der Wirbelsäule und des Rückens	5,1	6,3
R50–R69	Allgemeinsymptome	4,6	3,5
F40–F48	Neurotische, Belastungs- und somatoforme Störungen	4,1	9,1
R10–R19	Symptome, die das Verdauungssystem und das Abdomen betreffen	3,6	1,8
G40–G47	Episodische und paroxysmale Krankheiten des Nervensystems	2,3	1,6
U00–U49	Vorläufige Zuordnungen für Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern	2,2	1,6
B25–B34	Sonstige Viruskrankheiten	2,2	1,1
M70–M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes	1,9	3,0
F30–F39	Affektive Störungen	1,7	7,1
J40–J47	Chronische Krankheiten der unteren Atemwege	1,7	1,4
R00–R09	Symptome, die das Kreislaufsystem und das Atmungssystem betreffen	1,7	1,1
Z80–Z99	Personen mit potentiellen Gesundheitsrisiken aufgrund der Familien- oder Eigenanamnese und bestimmte Zustände, die den Gesundheitszustand beeinflussen	1,6	3,7
J20–J22	Sonstige akute Infektionen der unteren Atemwege	1,6	1,0
K00–K14	Krankheiten der Mundhöhle, der Speicheldrüsen und der Kiefer	1,6	0,5
M20–M25	Sonstige Gelenkkrankheiten	1,3	2,5
K20–K31	Krankheiten des Ösophagus, des Magens und des Duodenums	1,3	0,7
K50–K52	Nichtinfektiöse Enteritis und Kolitis	1,3	0,6
J95–J99	Sonstige Krankheiten des Atmungssystems	1,2	0,7
I10–I15	Hypertonie [Hochdruckkrankheit]	1,1	1,1
J30–J39	Sonstige Krankheiten der oberen Atemwege	1,1	0,7
N80–N98	Nichtentzündliche Krankheiten des weiblichen Genitaltraktes	1,0	0,7
B99–B99	Sonstige Infektionskrankheiten	1,0	0,5
R40–R46	Symptome, die das Erkennungs- und Wahrnehmungsvermögen, die Stimmung und das Verhalten betreffen	0,9	0,8
N30–N39	Sonstige Krankheiten des Harnsystems	0,9	0,4
J09–J18	Grippe und Pneumonie	0,8	0,7

Tab. 25.102 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
Z00–Z13	Personen, die das Gesundheitswesen zur Untersuchung und Abklärung in Anspruch nehmen	0,8	0,4
S90–S99	Verletzungen der Knöchelregion und des Fußes	0,7	1,1
Z40–Z54	Personen, die das Gesundheitswesen zum Zwecke spezifischer Maßnahmen und zur medizinischen Betreuung in Anspruch nehmen	0,7	0,8
T08–T14	Verletzungen nicht näher bezeichneter Teile des Rumpfes, der Extremitäten oder anderer Körperregionen	0,7	0,8
K55–K64	Sonstige Krankheiten des Darmes	0,7	0,6
M15–M19	Arthrose	0,6	1,9
S80–S89	Verletzungen des Knies und des Unterschenkels	0,6	1,6
Z70–Z76	Personen, die das Gesundheitswesen aus sonstigen Gründen in Anspruch nehmen	0,6	0,9
M95–M99	Sonstige Krankheiten des Muskel-Skelett-Systems und des Bindegewebes	0,6	0,6
E70–E90	Stoffwechselstörungen	0,6	0,4
G50–G59	Krankheiten von Nerven, Nervenwurzeln und Nervenplexus	0,5	1,2
E00–E07	Krankheiten der Schilddrüse	0,5	0,4
I95–I99	Sonstige und nicht näher bezeichnete Krankheiten des Kreislaufsystems	0,5	0,3
	Summe hier	**83,1**	**75,6**
	Restliche	16,9	24,4
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

25.7 Handel

Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Handel in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.103
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Handel nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr	Tab. 25.104
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Handel im Jahr 2024	Tab. 25.105
Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Handel im Jahr 2024	Tab. 25.106
Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Handel im Jahr 2024	Tab. 25.107
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Handel im Jahr 2024	Tab. 25.108
Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Handel im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.109
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Handel im Jahr 2024	Tab. 25.110
Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Handel im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.111
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Handel im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.112
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Handel in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.113
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Handel im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.114
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Handel im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.115
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Handel im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.116
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Handel im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.117
Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Handel im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.118
Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Handel im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.119

Tab. 25.103 Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Handel in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Krankenstand in %			AU-Fälle je 100 AOK-Mitglieder			Tage je Fall		
	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund
2000	4,6	4,2	4,6	146,5	117,9	143,1	11,6	13,0	11,7
2001	4,6	4,2	4,5	145,4	113,2	141,8	11,5	13,5	11,7
2002	4,5	4,1	4,5	145,5	114,4	142,0	11,4	13,0	11,5
2003	4,2	3,7	4,2	140,5	110,7	136,8	11,0	12,4	11,2
2004	3,9	3,4	3,8	127,0	100,9	123,4	11,2	12,2	11,3
2005	3,8	3,3	3,7	127,9	100,7	123,9	10,9	12,1	11,0
2006	3,7	3,3	3,6	122,7	97,0	118,9	11,0	12,3	11,2
2007	3,9	3,6	3,9	132,4	106,6	128,6	10,9	12,2	11,0
2008 (WZ03)	4,1	3,8	4,0	140,4	112,0	136,2	10,6	12,3	10,8
2008 (WZ08)*	4,1	3,7	4,0	139,9	111,7	135,7	10,6	12,2	10,8
2009	4,2	4,1	4,2	146,4	122,1	142,8	10,5	12,2	10,7
2010	4,3	4,1	4,3	143,7	126,8	141,2	10,9	11,9	11,0
2011	4,4	3,9	4,3	149,1	131,0	146,5	10,8	11,0	10,8
2012	4,4	4,4	4,4	149,7	125,8	146,2	10,8	12,9	11,1
2013	4,7	4,6	4,7	161,2	136,3	157,7	10,6	12,4	10,8
2014	4,8	4,7	4,8	159,1	133,4	155,4	11,0	13,0	11,3
2015	5,0	4,9	5,0	168,2	143,7	164,6	10,8	12,6	11,0
2016	5,0	5,1	5,0	166,6	146,9	163,9	10,9	12,6	11,1
2017	4,9	5,3	5,0	162,3	148,3	160,3	11,1	13,0	11,4
2018	5,1	5,5	5,2	168,5	154,5	166,5	11,1	13,0	11,4
2019	5,1	5,5	5,2	164,3	152,8	162,7	11,3	13,2	11,6
2020	5,1	5,6	5,2	143,4	138,7	142,7	13,0	14,9	13,3
2021	5,0	5,8	5,1	146,5	145,1	146,3	12,5	14,7	12,8
2022	6,5	7,2	6,6	223,4	215,2	222,1	10,6	12,3	10,8
2023	6,4	7,1	6,5	236,8	217,9	233,9	9,9	11,9	10,2
2024	6,5	7,0	6,6	243,4	222,5	240,2	9,7	11,6	10,0

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.104 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Handel nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr

Bundesland	Kranken-stand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder				Tage je Fall	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Quote in %
		AU-Fälle	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Tage	Veränd. z. Vorj. in %			
Baden-Württemberg	6,1	234,5	3,6	2.244,1	1,4	9,6	−2,1	65,5
Bayern	6,2	234,7	3,7	2.265,1	2,2	9,7	−1,5	65,1
Berlin	5,6	219,5	−1,3	2.046,5	−2,5	9,3	−1,2	55,6
Brandenburg	7,1	217,1	0,8	2.610,7	−0,9	12,0	−1,7	63,8
Bremen	6,5	255,3	2,6	2.386,0	0,2	9,3	−2,4	66,6
Hamburg	6,1	252,2	3,7	2.218,3	−0,3	8,8	−3,9	62,7
Hessen	6,8	258,5	2,1	2.493,0	0,6	9,6	−1,5	66,8
Mecklenburg-Vorpommern	7,3	221,3	1,3	2.665,4	−0,2	12,0	−1,5	64,4
Niedersachsen	6,7	250,2	1,8	2.455,8	−0,1	9,8	−1,8	68,5
Nordrhein-Westfalen	6,8	247,9	2,1	2.485,8	0,9	10,0	−1,2	65,8
Rheinland-Pfalz	6,8	253,9	3,8	2.482,7	2,7	9,8	−1,1	66,5
Saarland	7,4	240,4	4,1	2.704,2	2,1	11,2	−1,9	65,8
Sachsen	6,6	210,9	2,1	2.427,0	0,0	11,5	−2,1	67,6
Sachsen-Anhalt	7,6	239,8	0,8	2.768,9	−3,1	11,5	−3,9	68,4
Schleswig-Holstein	6,9	259,3	2,5	2.538,5	0,7	9,8	−1,8	68,6
Thüringen	7,4	238,7	3,6	2.709,1	−0,3	11,3	−3,8	68,4
West	**6,5**	**243,4**	**2,8**	**2.370,3**	**1,1**	**9,7**	**−1,6**	**65,8**
Ost	**7,0**	**222,5**	**2,1**	**2.571,7**	**−0,7**	**11,6**	**−2,7**	**67,3**
Bund	**6,6**	**240,2**	**2,7**	**2.399,7**	**0,8**	**10,0**	**−1,8**	**66,0**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.105 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Handel im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Krankenstand in %		Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %
	2024	2024 stand.*	Fälle	Tage		
Einzelhandel (ohne Handel mit Kraftfahrzeugen)	6,9	6,9	242,0	2.509,1	10,4	65,5
Großhandel (ohne Handel mit Kraftfahrzeugen)	6,3	6,2	227,6	2.303,4	10,1	66,2
Handel mit Kraftfahrzeugen, Instandhaltung und Reparatur von Kraftfahrzeugen	5,9	5,8	257,5	2.166,2	8,4	67,7
Branche gesamt	**6,6**	**6,7**	**240,2**	**2.399,7**	**10,0**	**66,0**
Alle Branchen	**6,5**	**6,6**	**228,2**	**2.390,5**	**10,5**	**63,7**

* Krankenstand alters- und geschlechtsstandardisiert
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.106 Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Handel im Jahr 2024

Tätigkeit	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %	Anteil der Berufsgruppe an der Branche in %*
		AU-Fälle	AU-Tage			
Aufsichts-/Führungskr. – Verkauf	5,4	154,4	1.991,7	12,9	58,1	1,3
Berufe im Verkauf (Ohne Spez.)	7,3	241,4	2.675,5	11,1	65,7	24,6
Berufe im Verkauf von Back- u. Konditoreiwaren	7,5	229,2	2.746,7	12,0	64,7	1,8
Berufe im Verkauf von Bekleidung, Sportartikeln, Lederwaren u. Schuhen	6,5	269,7	2.384,0	8,8	67,4	2,6
Berufe im Verkauf von drogerie- u. apothekenüblichen Waren	6,7	265,6	2.444,2	9,2	72,9	2,0
Berufe im Verkauf von Garten-, Heimwerker-, Haustier- u. Zoobedarf	7,7	262,3	2.836,3	10,8	73,9	1,1
Berufe im Verkauf von Kraftfahrzeugen, Zweirädern u. Zubehör	5,1	255,3	1.877,5	7,4	67,0	1,5

Tab. 25.106 (Fortsetzung)

Tätigkeit	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %	Anteil der Berufsgruppe an der Branche in %*
		AU-Fälle	AU-Tage			
Berufe im Verkauf von Lebensmitteln (ohne Spez.)	7,0	240,1	2.571,0	10,7	66,6	1,9
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	4,6	178,2	1.676,1	9,4	61,7	2,7
Berufe in der Kraftfahrzeugtechnik	6,5	311,4	2.361,2	7,6	74,0	5,2
Berufe in der Lagerwirtschaft	8,3	321,5	3.021,5	9,4	71,7	12,7
Berufe in der pharmazeutisch-technischen Assistenz	4,5	213,2	1.645,6	7,7	67,8	1,2
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	6,4	206,2	2.330,6	11,3	61,6	1,0
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	8,7	208,8	3.169,9	15,2	66,5	2,2
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	4,5	186,9	1.660,7	8,9	59,3	4,5
Fahrzeugführer/innen im Straßenverkehr (sonstige spezifische Tätigkeitsangabe)	7,6	213,0	2.792,9	13,1	59,4	1,0
Kassierer/innen u. Kartenverkäufer/innen	7,9	238,2	2.885,4	12,1	67,1	2,1
Kaufleute im Groß- u. Außenhandel	4,7	279,3	1.721,6	6,2	72,4	1,7
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	4,4	184,4	1.619,6	8,8	63,6	1,9
Branche gesamt	**6,6**	**240,2**	**2.399,7**	**10,0**	**66,0**	**14,4****

* Anteil der AOK-Mitglieder in der Berufsgruppe an den in der Branche beschäftigten AOK-Mitgliedern insgesamt
** Anteil der AOK-Mitglieder in der Branche an allen AOK-Mitgliedern
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.107 Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Handel im Jahr 2024

Fallklasse	Branche hier		Alle Branchen	
	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %
1–3 Tage	38,6	7,7	37,2	7,1
4–7 Tage	33,9	17,2	33,6	16,1
8–14 Tage	15,7	16,2	16,5	16,2
15–21 Tage	4,5	7,8	4,8	7,9
22–28 Tage	2,1	5,1	2,2	5,2
29–42 Tage	2,2	7,5	2,3	7,6
>42 Tage	3,1	38,5	3,3	39,9

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.108 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Handel im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Betriebsgröße (Anzahl der AOK-Mitglieder)					
	10–49	50–99	100–199	200–499	500–999	≥ 1.000
Einzelhandel (ohne Handel mit Kraftfahrzeugen)	26,3	27,8	29,1	28,6	31,0	35,4
Großhandel (ohne Handel mit Kraftfahrzeugen)	23,8	25,7	26,6	26,9	22,8	20,7
Handel mit Kraftfahrzeugen, Instandhaltung und Reparatur von Kraftfahrzeugen	22,7	23,1	23,2	23,9	24,9	18,4
Branche gesamt	**25,1**	**26,5**	**27,5**	**27,6**	**27,2**	**33,8**
Alle Branchen	**24,5**	**26,4**	**26,8**	**26,5**	**26,3**	**26,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.109 Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Handel im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Einzelhandel (ohne Handel mit Kraftfahrzeugen)	7,5	7,1	5,6	3,9	3,8	4,4	6,5
Großhandel (ohne Handel mit Kraftfahrzeugen)	7,8	6,5	4,8	2,9	3,1	3,2	6,3
Handel mit Kraftfahrzeugen, Instandhaltung und Reparatur von Kraftfahrzeugen	6,6	6,0	5,4	3,3	3,2	5,6	5,6
Branche gesamt	**7,4**	**6,7**	**5,3**	**3,4**	**3,4**	**3,8**	**6,3**
Alle Branchen	**7,4**	**7,1**	**5,4**	**3,5**	**3,7**	**2,8**	**6,1**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.110 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Handel im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Einzelhandel (ohne Handel mit Kraftfahrzeugen)	27,4	26,0	20,5	14,4	13,8	16,2	23,8
Großhandel (ohne Handel mit Kraftfahrzeugen)	28,4	23,7	17,7	10,7	11,2	11,6	23,0
Handel mit Kraftfahrzeugen, Instandhaltung und Reparatur von Kraftfahrzeugen	24,2	21,8	19,9	11,9	11,7	20,6	20,6
Branche gesamt	**27,1**	**24,7**	**19,3**	**12,5**	**12,5**	**14,0**	**23,2**
Alle Branchen	**26,9**	**26,2**	**19,9**	**12,8**	**13,4**	**10,3**	**22,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.111 Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Handel im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
Einzelhandel (ohne Handel mit Kraftfahrzeugen)	1,6	3,5
Großhandel (ohne Handel mit Kraftfahrzeugen)	2,0	5,2
Handel mit Kraftfahrzeugen, Instandhaltung und Reparatur von Kraftfahrzeugen	2,0	4,7
Branche gesamt	**1,7**	**4,2**
Alle Branchen	**1,8**	**4,6**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.112 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Handel im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	Arbeitsunfähigkeit je 1.000 AOK-Mitglieder	
	AU-Tage	AU-Fälle
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	3.380,4	89,7
Fahrzeugführer/innen im Straßenverkehr (sonstige spezifische Tätigkeitsangabe)	2.381,0	73,5
Berufe in der Lagerwirtschaft	1.485,5	61,5
Berufe in der Kraftfahrzeugtechnik	1.444,2	85,8
Berufe im Verkauf von Garten-, Heimwerker-, Haustier- u. Zoobedarf	1.281,7	53,5
Berufe im Verkauf von Lebensmitteln (ohne Spez.)	1.054,8	48,4
Berufe im Verkauf von Back- u. Konditoreiwaren	1.008,3	44,2
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	960,2	32,7
Berufe im Verkauf (Ohne Spez.)	858,2	38,8
Kassierer/innen u. Kartenverkäufer/innen	736,3	28,5
Aufsichts-/Führungskr. – Verkauf	584,3	27,8
Berufe im Verkauf von Bekleidung, Sportartikeln, Lederwaren u. Schuhen	469,6	22,2
Berufe im Verkauf von drogerie- u. apothekenüblichen Waren	467,8	22,0
Berufe im Verkauf von Kraftfahrzeugen, Zweirädern u. Zubehör	393,3	20,6
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	344,0	14,9
Berufe in der pharmazeutisch-technischen Assistenz	299,3	12,3
Kaufleute im Groß- u. Außenhandel	294,4	20,4
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	287,7	11,5
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	250,1	10,7
Branche gesamt	**997,6**	**41,8**
Alle Branchen	**1.107,0**	**41,8**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.113 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Handel in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder											
	Psyche		Herz/Kreislauf		Atemwege		Verdauung		Muskel/Skelett		Verletzungen	
	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle
2000	113,7	5,5	119,8	7,0	281,4	42,5	128,1	19,1	510,3	31,3	278,0	18,8
2001	126,1	6,3	124,0	7,6	266,0	41,9	128,9	19,8	523,9	32,5	270,3	18,7
2002	131,0	6,7	122,5	7,7	254,9	41,0	129,6	20,8	512,6	32,0	265,8	18,4
2003	127,0	6,6	114,6	7,6	252,1	41,5	121,3	19,8	459,2	29,4	250,8	17,4
2004	136,9	6,4	120,4	6,8	215,6	34,6	120,4	19,0	424,2	27,1	237,7	16,0
2005	135,8	6,2	118,1	6,6	245,8	39,4	113,5	17,6	399,1	25,9	230,5	15,5
2006	137,2	6,3	117,7	6,7	202,9	33,5	115,7	18,4	400,5	26,0	234,8	15,7
2007	151,2	6,8	120,3	6,8	231,0	37,9	122,6	20,0	426,0	27,1	234,3	15,4
2008 (WZ03)	159,5	7,1	124,1	7,0	244,6	40,6	127,6	21,3	439,2	28,2	238,9	15,8
2008 (WZ08)*	158,2	7,1	123,2	7,0	243,2	40,4	127,3	21,2	435,9	28,0	238,8	15,8
2009	168,3	7,6	122,3	6,9	284,1	46,6	126,0	20,8	428,8	27,4	241,8	15,7
2010	190,3	8,1	124,2	6,9	240,7	40,4	118,2	19,2	463,3	28,5	256,3	16,4
2011	209,1	9,0	119,3	6,9	253,8	42,0	119,2	19,3	451,2	28,8	248,1	16,0
2012	231,8	9,3	130,4	7,1	254,5	41,9	124,0	19,5	478,2	29,5	252,0	15,5
2013	243,8	9,7	129,6	6,9	317,6	50,9	127,4	19,7	482,5	29,9	254,6	15,6
2014	273,9	10,7	137,2	7,2	265,7	43,7	133,5	20,3	523,9	31,5	257,2	15,7
2015	282,1	10,9	135,5	7,2	323,7	51,9	131,8	20,1	518,5	31,2	256,3	15,5
2016	290,7	11,1	124,1	7,3	305,6	50,1	125,9	19,9	533,1	31,7	258,6	15,3
2017	299,9	11,2	122,1	7,1	308,7	49,5	122,4	18,7	526,8	30,8	259,7	14,8
2018	311,9	11,6	122,5	7,2	336,2	52,5	121,2	18,5	529,7	31,2	263,4	14,9
2019	327,5	11,8	121,4	7,1	296,5	48,4	118,7	18,1	544,5	31,6	261,0	14,4
2020	335,2	10,9	119,0	6,2	308,5	40,6	111,6	15,3	559,4	30,1	252,7	12,7
2021	337,2	11,2	120,6	6,4	262,1	36,0	106,1	14,6	569,7	32,0	264,2	17,3
2022	366,2	12,6	126,0	6,8	625,3	90,0	113,0	16,7	583,3	35,8	271,2	15,7
2023	401,3	14,5	131,5	7,4	507,0	85,7	124,8	19,5	616,9	39,8	291,3	16,1
2024	417,8	14,8	129,7	7,4	494,6	86,2	126,7	19,9	623,9	40,7	289,1	16,1

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.114 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Handel im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Einzelhandel (ohne Handel mit Kraftfahrzeugen)	14,6	3,6	15,2	3,8	19,2	8,2	35,3
Großhandel (ohne Handel mit Kraftfahrzeugen)	11,1	4,9	15,0	4,1	20,5	9,7	34,7
Handel mit Kraftfahrzeugen, Instandhaltung und Reparatur von Kraftfahrzeugen	10,1	4,2	17,2	4,4	18,7	11,2	34,1
Branche gesamt	**13,0**	**4,0**	**15,4**	**4,0**	**19,5**	**9,0**	**35,0**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.115 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Handel im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Einzelhandel (ohne Handel mit Kraftfahrzeugen)	5,5	2,3	27,9	6,3	12,9	4,9	40,2
Großhandel (ohne Handel mit Kraftfahrzeugen)	4,2	2,8	27,7	6,7	14,5	5,4	38,7
Handel mit Kraftfahrzeugen, Instandhaltung und Reparatur von Kraftfahrzeugen	3,5	2,1	30,1	6,7	12,7	6,3	38,7
Branche gesamt	**4,8**	**2,4**	**28,2**	**6,5**	**13,3**	**5,3**	**39,5**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.116 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Handel im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem-wege	Ver-dauung	Muskel/ Skelett	Verlet-zungen	Sonstige
Aufsichts-/Führungskr. – Verkauf	19,7	3,5	12,7	3,6	17,2	6,9	36,3
Berufe im Verkauf (Ohne Spez.)	15,6	3,4	14,7	3,8	19,3	7,9	35,3
Berufe im Verkauf von Back- u. Konditoreiwaren	14,2	3,7	14,0	3,7	18,9	8,4	37,1
Berufe im Verkauf von Bekleidung, Sportartikeln, Lederwaren u. Schuhen	16,6	2,6	18,0	3,8	15,6	7,1	36,4
Berufe im Verkauf von drogerie- u. apothekenüblichen Waren	16,7	2,5	17,8	3,7	15,8	6,4	37,0
Berufe im Verkauf von Garten-, Heimwerker-, Haustier- u. Zoobedarf	14,8	4,2	15,5	4,0	18,3	8,8	34,4
Berufe im Verkauf von Kraftfahrzeugen, Zweirädern u. Zubehör	15,1	3,8	20,2	4,6	12,3	7,7	36,3
Berufe im Verkauf von Lebensmitteln (ohne Spez.)	13,8	4,0	13,9	3,7	19,4	9,0	36,3
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	16,1	4,6	17,8	4,2	12,9	7,2	37,2
Berufe in der Kraftfahrzeugtechnik	7,4	3,6	18,5	4,4	19,9	13,9	32,2
Berufe in der Lagerwirtschaft	9,9	4,2	14,9	4,1	25,0	9,6	32,3
Berufe in der pharmazeutisch-technischen Assistenz	13,9	2,4	22,2	3,8	10,9	6,5	40,2
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	9,8	5,3	13,1	3,8	22,7	9,2	36,2
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	7,1	7,6	9,5	3,8	24,7	12,3	34,9
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	16,4	3,5	17,6	3,8	12,8	6,9	39,1
Fahrzeugführer/innen im Straßenverkehr (sonstige spezifische Tätigkeitsangabe)	8,3	7,2	10,9	4,0	24,9	11,4	33,3
Kassierer/innen u. Kartenverkäufer/innen	16,2	3,7	14,6	3,4	18,5	7,3	36,4

Tab. 25.116 (Fortsetzung)

Tätigkeit	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Kaufleute im Groß- u. Außenhandel	13,2	2,8	24,2	4,8	10,4	7,9	36,7
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	15,7	3,9	19,1	4,3	12,6	6,2	38,2
Branche gesamt	**13,0**	**4,0**	**15,4**	**4,0**	**19,5**	**9,0**	**35,0**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.117 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Handel im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Aufsichts-/Führungskr. – Verkauf	6,8	2,8	26,3	6,8	11,7	4,8	40,7
Berufe im Verkauf (Ohne Spez.)	6,1	2,3	27,5	6,3	12,1	5,0	40,7
Berufe im Verkauf von Back- u. Konditoreiwaren	6,3	2,6	26,0	6,2	11,9	5,4	41,5
Berufe im Verkauf von Bekleidung, Sportartikeln, Lederwaren u. Schuhen	5,8	2,0	30,4	6,0	10,2	4,0	41,6
Berufe im Verkauf von drogerie- u. apothekenüblichen Waren	5,6	1,8	30,6	6,0	9,4	3,7	42,9
Berufe im Verkauf von Garten-, Heimwerker-, Haustier- u. Zoobedarf	5,6	2,5	28,2	6,4	11,8	5,5	40,0
Berufe im Verkauf von Kraftfahrzeugen, Zweirädern u. Zubehör	4,0	1,8	33,3	6,8	7,4	4,3	42,3
Berufe im Verkauf von Lebensmitteln (ohne Spez.)	5,5	2,4	26,6	6,6	11,3	5,7	41,9
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	5,2	2,6	31,6	6,8	8,9	4,2	40,8

Tab. 25.117 (Fortsetzung)

Tätigkeit	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem-wege	Ver-dauung	Muskel/ Skelett	Verlet-zungen	Sonstige
Berufe in der Kraftfahrzeug-technik	2,6	1,6	31,3	6,5	13,0	7,6	37,4
Berufe in der Lagerwirtschaft	3,9	2,4	25,8	6,5	20,2	5,3	35,9
Berufe in der pharmazeutisch-technischen Assistenz	4,7	2,0	33,8	5,7	7,1	3,2	43,4
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	4,2	3,6	24,0	6,6	17,0	5,2	39,4
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	3,7	4,5	20,2	7,1	19,3	7,3	37,8
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	5,2	2,3	30,3	6,7	7,9	3,8	43,9
Fahrzeugführer/innen im Straßenverkehr (sonstige spezifische Tätigkeitsangabe)	3,9	4,0	21,9	7,2	19,5	6,8	36,6
Kassierer/innen u. Kartenverkäufer/innen	6,4	2,7	27,2	6,3	11,6	4,6	41,2
Kaufleute im Groß- u. Außenhandel	3,5	1,5	34,7	6,4	6,4	4,3	43,1
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	5,0	2,3	32,2	6,9	8,0	3,9	41,8
Branche gesamt	**4,8**	**2,4**	**28,2**	**6,5**	**13,3**	**5,3**	**39,5**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.118 Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Handel im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J06	Akute Infektionen an mehreren oder nicht näher bezeichneten Lokalisationen der oberen Atemwege	16,1	7,8
M54	Rückenschmerzen	5,5	5,6
A09	Sonstige und nicht näher bezeichnete Gastroenteritis und Kolitis infektiösen und nicht näher bezeichneten Ursprungs	5,0	1,8
R10	Bauch- und Beckenschmerzen	2,0	1,0
B34	Viruskrankheit nicht näher bezeichneter Lokalisation	2,0	1,0
R51	Kopfschmerz	2,0	0,8
J00	Akute Rhinopharyngitis [Erkältungsschnupfen]	1,8	0,8
F43	Reaktionen auf schwere Belastungen und Anpassungsstörungen	1,7	3,6
M25	Sonstige Gelenkkrankheiten, anderenorts nicht klassifiziert	1,3	1,6
R11	Übelkeit und Erbrechen	1,3	0,5
J20	Akute Bronchitis	1,2	0,8
M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes, anderenorts nicht klassifiziert	1,1	1,0
U07	Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern U07.-	1,1	0,7
K52	Sonstige nichtinfektiöse Gastroenteritis und Kolitis	1,1	0,4
G43	Migräne	1,1	0,4
F32	Depressive Episode	1,0	3,6
R53	Unwohlsein und Ermüdung	1,0	1,0
I10	Essentielle (primäre) Hypertonie	1,0	1,0
K29	Gastritis und Duodenitis	1,0	0,5
J98	Sonstige Krankheiten der Atemwege	1,0	0,5
J03	Akute Tonsillitis	1,0	0,5
J40	Bronchitis, nicht als akut oder chronisch bezeichnet	0,9	0,6
B99	Sonstige und nicht näher bezeichnete Infektionskrankheiten	0,9	0,4
Z98	Sonstige Zustände nach chirurgischem Eingriff	0,8	2,4

Tab. 25.118 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
T14	Verletzung an einer nicht näher bezeichneten Körperregion	0,8	0,8
J02	Akute Pharyngitis	0,8	0,4
K08	Sonstige Krankheiten der Zähne und des Zahnhalteapparates	0,8	0,2
R52	Schmerz, anderenorts nicht klassifiziert	0,7	0,6
R42	Schwindel und Taumel	0,7	0,5
R05	Husten	0,7	0,4
R07	Hals- und Brustschmerzen	0,7	0,4
M51	Sonstige Bandscheibenschäden	0,6	1,6
F48	Andere neurotische Störungen	0,6	1,4
M99	Biomechanische Funktionsstörungen, anderenorts nicht klassifiziert	0,6	0,6
J01	Akute Sinusitis	0,6	0,3
J32	Chronische Sinusitis	0,6	0,3
M75	Schulterläsionen	0,5	1,4
F45	Somatoforme Störungen	0,5	1,2
M77	Sonstige Enthesopathien	0,5	0,7
R50	Fieber sonstiger und unbekannter Ursache	0,5	0,3
	Summe hier	**63,1**	**49,4**
	Restliche	36,9	50,6
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.119 Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Handel im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J00–J06	Akute Infektionen der oberen Atemwege	21,1	10,3
M50–M54	Sonstige Krankheiten der Wirbelsäule und des Rückens	6,4	7,3
A00–A09	Infektiöse Darmkrankheiten	5,8	2,1
R50–R69	Allgemeinsymptome	4,8	3,4
R10–R19	Symptome, die das Verdauungssystem und das Abdomen betreffen	3,5	1,7
F40–F48	Neurotische, Belastungs- und somatoforme Störungen	3,2	7,4
M70–M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes	2,3	3,5
B25–B34	Sonstige Viruskrankheiten	2,2	1,1
G40–G47	Episodische und paroxysmale Krankheiten des Nervensystems	2,0	1,5
K00–K14	Krankheiten der Mundhöhle, der Speicheldrüsen und der Kiefer	1,9	0,6
R00–R09	Symptome, die das Kreislaufsystem und das Atmungssystem betreffen	1,8	1,2
M20–M25	Sonstige Gelenkkrankheiten	1,7	2,9
J40–J47	Chronische Krankheiten der unteren Atemwege	1,6	1,3
Z80–Z99	Personen mit potentiellen Gesundheitsrisiken aufgrund der Familien- oder Eigenanamnese und bestimmte Zustände, die den Gesundheitszustand beeinflussen	1,5	3,7
U00–U49	Vorläufige Zuordnungen für Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern	1,5	1,0
J20–J22	Sonstige akute Infektionen der unteren Atemwege	1,5	1,0
K20–K31	Krankheiten des Ösophagus, des Magens und des Duodenums	1,4	0,7
F30–F39	Affektive Störungen	1,3	5,5
K50–K52	Nichtinfektiöse Enteritis und Kolitis	1,3	0,6
I10–I15	Hypertonie [Hochdruckkrankheit]	1,1	1,1
J95–J99	Sonstige Krankheiten des Atmungssystems	1,1	0,7
J30–J39	Sonstige Krankheiten der oberen Atemwege	1,0	0,6
B99–B99	Sonstige Infektionskrankheiten	1,0	0,5
T08–T14	Verletzungen nicht näher bezeichneter Teile des Rumpfes, der Extremitäten oder anderer Körperregionen	0,9	1,1
R40–R46	Symptome, die das Erkennungs- und Wahrnehmungsvermögen, die Stimmung und das Verhalten betreffen	0,9	0,8
S90–S99	Verletzungen der Knöchelregion und des Fußes	0,8	1,3

Tab. 25.119 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
K55–K64	Sonstige Krankheiten des Darmes	0,8	0,6
S80–S89	Verletzungen des Knies und des Unterschenkels	0,7	1,7
S60–S69	Verletzungen des Handgelenkes und der Hand	0,7	1,2
Z40–Z54	Personen, die das Gesundheitswesen zum Zwecke spezifischer Maßnahmen und zur medizinischen Betreuung in Anspruch nehmen	0,7	0,9
M95–M99	Sonstige Krankheiten des Muskel-Skelett-Systems und des Bindegewebes	0,7	0,7
J09–J18	Grippe und Pneumonie	0,7	0,6
Z00–Z13	Personen, die das Gesundheitswesen zur Untersuchung und Abklärung in Anspruch nehmen	0,7	0,4
N30–N39	Sonstige Krankheiten des Harnsystems	0,7	0,4
G50–G59	Krankheiten von Nerven, Nervenwurzeln und Nervenplexus	0,6	1,3
E70–E90	Stoffwechselstörungen	0,6	0,5
N80–N98	Nichtentzündliche Krankheiten des weiblichen Genitaltraktes	0,6	0,4
M15–M19	Arthrose	0,5	1,9
Z70–Z76	Personen, die das Gesundheitswesen aus sonstigen Gründen in Anspruch nehmen	0,5	0,8
I95–I99	Sonstige und nicht näher bezeichnete Krankheiten des Kreislaufsystems	0,4	0,3
	Summe hier	**82,5**	**74,6**
	Restliche	17,5	25,4
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

25.8 Land- und Forstwirtschaft

Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Land- und Forstwirtschaft in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.120
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Land- und Forstwirtschaft nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr	Tab. 25.121
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024	Tab. 25.122
Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024	Tab. 25.123
Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024	Tab. 25.124
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024	Tab. 25.125
Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.126
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024	Tab. 25.127
Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.128
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.129
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Land- und Forstwirtschaft in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.130
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.131
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.132
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.133
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.134
Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.135
Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.136

Tab. 25.120 Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Land- und Forstwirtschaft in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Krankenstand in %			AU-Fälle je 100 AOK-Mitglieder			Tage je Fall		
	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund
2000	4,6	5,5	5,0	145,7	139,7	142,7	11,6	14,3	12,9
2001	4,6	5,4	5,0	144,3	130,2	137,6	11,7	15,1	13,2
2002	4,5	5,2	4,8	142,4	126,5	135,0	11,4	15,1	13,0
2003	4,2	4,9	4,5	135,5	120,5	128,5	11,2	14,8	12,8
2004	3,8	4,3	4,0	121,5	109,1	115,6	11,4	14,6	12,8
2005	3,5	4,3	3,9	113,7	102,1	108,4	11,3	15,3	13,0
2006	3,3	4,1	3,7	110,2	96,5	104,3	11,0	15,4	12,8
2007	3,6	4,4	3,9	117,1	102,2	110,8	11,1	15,7	12,9
2008 (WZ03)	3,7	4,6	4,1	121,1	107,6	115,4	11,1	15,7	12,9
2008 (WZ08)*	3,1	4,6	3,9	101,5	101,6	101,6	11,3	16,5	13,9
2009	3,0	5,0	4,0	101,0	108,9	104,8	11,0	16,8	13,9
2010	3,3	5,1	4,2	99,6	112,5	105,6	12,2	16,7	14,4
2011	3,4	4,9	4,0	99,7	114,0	105,8	12,4	15,7	13,9
2012	3,2	5,4	4,1	91,0	110,2	99,2	12,9	17,8	15,2
2013	3,3	5,5	4,2	98,3	116,4	105,7	12,4	17,3	14,6
2014	3,4	5,5	4,2	92,5	112,2	100,3	13,2	17,9	15,3
2015	3,4	5,7	4,3	97,2	121,4	106,6	12,9	17,2	14,8
2016	3,5	5,9	4,4	97,8	123,2	107,8	13,1	17,5	15,0
2017	3,5	6,0	4,4	96,1	122,7	106,2	13,3	17,7	15,2
2018	3,6	6,2	4,5	97,5	129,3	109,2	13,4	17,6	15,2
2019	3,5	6,3	4,5	93,3	124,1	104,3	13,8	18,5	15,8
2020	3,6	6,2	4,5	85,6	114,4	95,8	15,6	19,9	17,4
2021	3,6	6,3	4,5	86,7	119,5	98,0	15,1	19,4	16,9
2022	4,2	6,9	5,1	119,9	153,6	131,4	12,7	16,4	14,1
2023	4,1	6,6	4,9	118,9	147,2	128,5	12,6	16,3	14,0
2024	4,1	6,5	4,9	119,6	147,4	128,8	12,6	16,2	14,0

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.121 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Land- und Forstwirtschaft nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr

Bundesland	Kranken-stand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder				Tage je Fall	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Quote in %
		AU-Fälle	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Tage	Veränd. z. Vorj. in %			
Baden-Württemberg	3,8	110,4	1,0	1.392,0	3,1	12,6	2,1	30,8
Bayern	3,8	113,5	1,9	1.398,9	–0,1	12,3	–1,9	32,7
Berlin	4,7	190,9	–2,2	1.704,3	–7,6	8,9	–5,5	50,0
Brandenburg	6,6	134,4	–2,1	2.413,7	1,3	18,0	3,4	47,1
Bremen	5,1	232,1	20,8	1.881,8	–3,9	8,1	–20,5	55,7
Hamburg	4,2	129,2	7,7	1.546,8	–6,0	12,0	–12,7	29,9
Hessen	5,1	138,3	–7,1	1.869,0	1,0	13,5	8,7	40,8
Mecklenburg-Vorpommern	6,4	139,9	–0,4	2.350,3	–3,3	16,8	–2,9	51,6
Niedersachsen	4,4	131,7	0,7	1.620,7	0,2	12,3	–0,5	37,7
Nordrhein-Westfalen	4,1	114,9	0,1	1.486,5	–2,7	12,9	–2,7	30,7
Rheinland-Pfalz	3,4	92,5	5,7	1.236,6	11,4	13,4	5,4	21,5
Saarland	4,1	136,7	–4,5	1.514,4	–25,6	11,1	–22,1	46,2
Sachsen	6,3	154,1	1,2	2.320,6	0,1	15,1	–1,0	57,2
Sachsen-Anhalt	6,6	148,1	–3,6	2.419,5	–4,5	16,3	–0,9	51,7
Schleswig-Holstein	4,4	128,5	–3,2	1.619,1	1,5	12,6	4,8	36,5
Thüringen	6,8	152,4	3,4	2.505,5	2,3	16,4	–1,0	56,3
West	**4,1**	**119,6**	**0,6**	**1.502,9**	**0,7**	**12,6**	**0,1**	**33,2**
Ost	**6,5**	**147,4**	**0,2**	**2.394,6**	**–0,5**	**16,2**	**–0,7**	**53,5**
Bund	**4,9**	**128,8**	**0,3**	**1.798,6**	**–0,1**	**14,0**	**–0,3**	**38,8**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.122 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Krankenstand in %		Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %
	2024	2024 stand.*	Fälle	Tage		
Fischerei und Aquakultur	5,3	5,1	140,3	1.923,1	13,7	47,1
Forstwirtschaft und Holzeinschlag	6,1	5,4	153,4	2.225,9	14,5	49,3
Landwirtschaft, Jagd und damit verbundene Tätigkeiten	4,8	4,8	126,2	1.753,3	13,9	37,8
Branche gesamt	**4,9**	**4,9**	**128,8**	**1.798,6**	**14,0**	**38,8**
Alle Branchen	**6,5**	**6,6**	**228,2**	**2.390,5**	**10,5**	**63,7**

* Krankenstand alters- und geschlechtsstandardisiert
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.123 Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024

Tätigkeit	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %	Anteil der Berufsgruppe an der Branche in %*
		AU-Fälle	AU-Tage			
Berufe im Gartenbau (ohne Spez.)	4,4	140,4	1.628,4	11,6	36,9	8,9
Berufe in Baumschule, Staudengärtnerei u. Zierpflanzenbau	5,9	211,6	2.141,6	10,1	63,3	1,4
Berufe in der Forstwirtschaft	6,7	161,6	2.463,9	15,2	48,9	4,9
Berufe in der Lagerwirtschaft	6,8	215,6	2.487,5	11,5	55,9	1,4
Berufe in der Landwirtschaft (ohne Spez.)	3,7	100,6	1.359,1	13,5	27,8	50,2
Berufe in der Nutztierhaltung (außer Geflügelhaltung)	7,3	140,4	2.666,8	19,0	52,2	6,2
Berufe in der Pferdewirtschaft (ohne Spez.)	4,4	114,6	1.627,9	14,2	39,7	1,7
Berufe in der Tierpflege (ohne Spez.)	8,1	127,6	2.979,6	23,3	50,8	1,2
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	6,5	141,7	2.368,4	16,7	51,6	1,2
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	4,0	135,7	1.460,0	10,8	52,7	2,3
Führer/innen von land- u. forstwirtschaftlichen Maschinen	5,7	125,8	2.081,5	16,6	50,8	2,5
Branche gesamt	**4,9**	**128,8**	**1.798,6**	**14,0**	**38,8**	**1,2****

* Anteil der AOK-Mitglieder in der Berufsgruppe an den in der Branche beschäftigten AOK-Mitgliedern insgesamt
** Anteil der AOK-Mitglieder in der Branche an allen AOK-Mitgliedern
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.124 Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024

Fallklasse	Branche hier		Alle Branchen	
	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %
1–3 Tage	34,2	4,8	37,2	7,1
4–7 Tage	30,5	11,1	33,6	16,1
8–14 Tage	17,3	12,9	16,5	16,2
15–21 Tage	6,0	7,5	4,8	7,9
22–28 Tage	3,0	5,3	2,2	5,2
29–42 Tage	3,2	8,0	2,3	7,6
>42 Tage	5,7	50,5	3,3	39,9

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.125 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Betriebsgröße (Anzahl der AOK-Mitglieder)					
	10–49	50–99	100–199	200–499	500–999	≥ 1.000
Fischerei und Aquakultur	30,7	–	6,8	–	–	–
Forstwirtschaft und Holzeinschlag	23,5	17,9	5,2	–	30,4	–
Landwirtschaft, Jagd und damit verbundene Tätigkeiten	19,9	20,3	16,3	12,6	3,6	1,7
Branche gesamt	**20,3**	**20,1**	**15,6**	**12,6**	**24,6**	**1,7**
Alle Branchen	**24,5**	**26,4**	**26,8**	**26,5**	**26,3**	**26,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.126 Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Fischerei und Aquakultur	4,8	6,6	2,8	–	3,4	–	4,2
Forstwirtschaft und Holzeinschlag	5,9	7,4	5,2	2,8	3,4	–	4,6
Landwirtschaft, Jagd und damit verbundene Tätigkeiten	4,9	6,1	4,5	2,9	3,6	2,2	3,7
Branche gesamt	**5,0**	**6,3**	**4,6**	**2,8**	**3,6**	**2,1**	**3,7**
Alle Branchen	**7,4**	**7,1**	**5,4**	**3,5**	**3,7**	**2,8**	**6,1**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.127 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Fischerei und Aquakultur	17,6	24,3	10,2	–	12,5	–	15,4
Forstwirtschaft und Holzeinschlag	21,8	27,1	19,1	10,2	12,5	–	16,9
Landwirtschaft, Jagd und damit verbundene Tätigkeiten	18,0	22,4	16,6	10,5	13,3	8,0	13,4
Branche gesamt	**18,3**	**22,9**	**16,8**	**10,4**	**13,2**	**7,6**	**13,7**
Alle Branchen	**26,9**	**26,2**	**19,9**	**12,8**	**13,4**	**10,3**	**22,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.128 Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
Fischerei und Aquakultur	3,8	11,2
Forstwirtschaft und Holzeinschlag	5,9	13,8
Landwirtschaft, Jagd und damit verbundene Tätigkeiten	5,4	10,8
Branche gesamt	**5,4**	**11,2**
Alle Branchen	**1,8**	**4,6**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.129 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	Arbeitsunfähigkeit je 1.000 AOK-Mitglieder	
	AU-Tage	AU-Fälle
Berufe in der Forstwirtschaft	3.675,4	107,9
Berufe in der Pferdewirtschaft (ohne Spez.)	3.589,3	121,9
Berufe in der Nutztierhaltung (außer Geflügelhaltung)	3.319,3	109,4
Berufe in der Tierpflege (ohne Spez.)	2.798,0	91,6
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	2.531,2	66,3
Führer/innen von land- u. forstwirtschaftlichen Maschinen	2.380,5	75,7
Berufe in Baumschule, Staudengärtnerei u. Zierpflanzenbau	2.084,3	59,8
Berufe in der Lagerwirtschaft	1.920,5	67,1
Berufe in der Landwirtschaft (ohne Spez.)	1.739,6	66,8
Berufe im Gartenbau (ohne Spez.)	1.255,9	47,5
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	280,6	12,7
Branche gesamt	**2.006,1**	**69,9**
Alle Branchen	**1.107,0**	**41,8**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.130 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Land- und Forstwirtschaft in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder											
	Psyche		Herz/Kreislauf		Atemwege		Verdauung		Muskel/Skelett		Verletzungen	
	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle
2000	80,9	4,2	140,7	7,6	278,6	35,9	136,3	18,4	574,4	35,5	397,9	24,0
2001	85,2	4,7	149,4	8,2	262,5	35,1	136,2	18,7	587,8	36,4	390,1	23,6
2002	85,0	4,6	155,5	8,3	237,6	33,0	134,4	19,0	575,3	35,7	376,6	23,5
2003	82,8	4,6	143,9	8,0	233,8	33,1	123,7	17,8	512,0	32,5	368,5	22,5
2004	92,8	4,5	145,0	7,2	195,8	27,0	123,5	17,3	469,8	29,9	344,0	20,9
2005	90,1	4,1	142,3	6,7	208,7	28,6	111,3	14,7	429,7	26,8	336,2	19,7
2006	84,3	4,0	130,5	6,5	164,4	23,4	105,6	15,0	415,1	26,9	341,5	20,3
2007	90,2	4,1	143,8	6,6	187,2	26,9	112,5	16,2	451,4	28,1	347,5	20,0
2008 (WZ03)	94,9	4,5	153,2	7,0	195,6	27,8	119,6	17,3	472,0	29,2	350,9	19,9
2008 (WZ08)*	88,2	4,0	160,5	6,8	176,9	23,8	112,4	15,5	436,4	24,8	336,1	18,3
2009	95,9	4,2	155,5	6,9	207,5	27,5	107,1	15,0	427,5	24,1	337,9	18,2
2010	105,3	4,4	153,8	6,7	181,5	23,5	106,4	14,0	481,0	25,7	368,9	19,1
2011	112,7	4,7	154,0	6,7	174,8	23,5	106,5	13,9	461,2	25,5	353,2	18,9
2012	123,7	4,8	168,7	6,9	169,5	21,8	108,8	13,2	482,1	24,7	357,5	17,1
2013	127,7	4,9	170,9	6,5	216,6	27,5	111,1	13,5	481,5	24,9	361,8	17,4
2014	133,3	5,2	165,5	7,1	169,2	21,6	110,1	13,2	493,6	25,1	364,2	17,3
2015	139,2	5,3	171,2	7,1	207,6	26,8	108,1	13,4	499,1	25,0	358,6	17,1
2016	147,3	5,6	157,6	7,3	201,7	26,0	105,4	13,7	528,7	25,8	359,5	17,1
2017	149,9	5,6	149,5	7,1	205,1	26,2	106,7	13,3	522,4	25,2	359,4	16,5
2018	148,5	5,7	147,6	7,1	227,3	28,3	107,8	13,0	515,5	25,1	367,0	16,6
2019	159,4	5,8	149,2	6,9	188,0	24,8	104,3	12,7	530,2	24,6	371,7	15,9
2020	170,9	5,6	160,3	6,4	182,5	20,5	99,0	11,6	554,6	24,4	357,5	14,8
2021	174,7	5,8	156,1	6,4	185,7	20,1	96,9	11,0	547,1	24,6	356,2	16,3
2022	172,6	6,0	157,8	6,5	363,3	46,3	93,3	11,5	528,2	25,4	356,4	15,6
2023	182,6	6,3	156,0	6,9	269,6	39,0	101,4	12,8	548,7	26,5	366,2	16,1
2024	195,4	6,4	162,6	6,7	264,9	38,7	104,3	12,9	538,9	26,2	353,0	15,9

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.131 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Fischerei und Aquakultur	8,1	5,3	11,9	7,8	18,0	14,3	34,6
Forstwirtschaft und Holz- einschlag	6,9	6,0	10,7	3,8	23,2	15,9	33,4
Landwirtschaft, Jagd und damit verbundene Tätig- keiten	8,0	6,6	10,6	4,2	21,5	14,0	35,0
Branche gesamt	**7,9**	**6,5**	**10,7**	**4,2**	**21,7**	**14,2**	**34,8**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.132 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Fischerei und Aquakultur	4,2	3,3	23,9	7,4	14,4	8,6	38,2
Forstwirtschaft und Holz- einschlag	3,2	3,6	23,4	6,9	16,9	10,0	36,0
Landwirtschaft, Jagd und damit verbundene Tätig- keiten	3,7	3,9	21,9	7,4	14,8	9,0	39,3
Branche gesamt	**3,6**	**3,8**	**22,1**	**7,4**	**15,0**	**9,1**	**38,9**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.133 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Berufe im Gartenbau (ohne Spez.)	7,8	4,9	11,7	4,2	25,4	12,5	33,6
Berufe in Baumschule, Staudengärtnerei u. Zierpflanzenbau	10,6	4,6	13,7	3,0	19,4	12,9	35,9
Berufe in der Forstwirtschaft	5,7	6,2	9,8	3,9	23,9	17,5	32,9
Berufe in der Lagerwirtschaft	7,9	4,8	13,8	3,2	25,5	11,2	33,6
Berufe in der Landwirtschaft (ohne Spez.)	6,6	6,6	10,4	4,7	20,9	16,0	34,8
Berufe in der Nutztierhaltung (außer Geflügelhaltung)	8,6	6,9	9,1	4,1	24,5	14,2	32,6
Berufe in der Pferdewirtschaft (ohne Spez.)	7,2	4,8	8,8	3,3	18,3	23,6	33,9
Berufe in der Tierpflege (ohne Spez.)	9,5	8,9	8,6	4,1	24,0	11,2	33,7
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	5,3	7,4	8,7	3,7	24,5	13,5	36,8
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	14,3	4,2	15,5	4,0	13,8	7,2	41,0
Führer/innen von land- u. forstwirtschaftlichen Maschinen	5,7	10,4	9,5	4,2	19,8	13,6	36,7
Branche gesamt	**7,9**	**6,5**	**10,7**	**4,2**	**21,7**	**14,2**	**34,8**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.134 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem-wege	Ver-dauung	Muskel/ Skelett	Verlet-zungen	Sonstige
Berufe im Gartenbau (ohne Spez.)	3,2	3,0	23,1	7,3	18,6	7,2	37,5
Berufe in Baumschule, Staudengärtnerei u. Zier-pflanzenbau	4,2	3,0	27,9	6,4	13,6	6,7	38,2
Berufe in der Forstwirtschaft	2,9	3,8	22,5	7,0	18,3	11,0	34,5
Berufe in der Lagerwirtschaft	3,4	3,3	22,8	7,0	18,1	7,2	38,2
Berufe in der Landwirtschaft (ohne Spez.)	3,2	3,8	21,4	7,7	14,0	10,5	39,3
Berufe in der Nutztierhaltung (außer Geflügelhaltung)	4,6	4,6	18,7	7,2	16,3	10,3	38,2
Berufe in der Pferdewirtschaft (ohne Spez.)	4,1	2,9	20,2	6,6	13,4	14,7	38,0
Berufe in der Tierpflege (ohne Spez.)	4,4	5,9	17,9	6,8	15,8	9,0	40,2
Berufskraftfahrer/innen (Gü-terverkehr/LKW)	3,3	5,8	17,9	7,5	16,2	7,6	41,6
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	5,1	2,9	26,9	7,1	9,2	4,9	43,8
Führer/innen von land- u. forstwirtschaftlichen Ma-schinen	3,4	5,4	19,6	8,2	14,6	9,0	39,8
Branche gesamt	**3,6**	**3,8**	**22,1**	**7,4**	**15,0**	**9,1**	**38,9**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.135 Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J06	Akute Infektionen an mehreren oder nicht näher bezeichneten Lokalisationen der oberen Atemwege	11,4	4,6
M54	Rückenschmerzen	5,4	5,1
A09	Sonstige und nicht näher bezeichnete Gastroenteritis und Kolitis infektiösen und nicht näher bezeichneten Ursprungs	3,4	1,0
I10	Essentielle (primäre) Hypertonie	1,7	1,5
R10	Bauch- und Beckenschmerzen	1,6	0,7
B34	Viruskrankheit nicht näher bezeichneter Lokalisation	1,5	0,6
M25	Sonstige Gelenkkrankheiten, anderenorts nicht klassifiziert	1,4	1,9
T14	Verletzung an einer nicht näher bezeichneten Körperregion	1,2	1,1
J20	Akute Bronchitis	1,2	0,7
K08	Sonstige Krankheiten der Zähne und des Zahnhalteapparates	1,2	0,2
Z98	Sonstige Zustände nach chirurgischem Eingriff	1,1	2,8
F43	Reaktionen auf schwere Belastungen und Anpassungsstörungen	1,1	2,0
R51	Kopfschmerz	1,1	0,4
J00	Akute Rhinopharyngitis [Erkältungsschnupfen]	1,0	0,4
M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes, anderenorts nicht klassifiziert	0,9	0,9
J40	Bronchitis, nicht als akut oder chronisch bezeichnet	0,8	0,4
J03	Akute Tonsillitis	0,8	0,3
K29	Gastritis und Duodenitis	0,8	0,3
R11	Übelkeit und Erbrechen	0,8	0,3
K52	Sonstige nichtinfektiöse Gastroenteritis und Kolitis	0,8	0,2
F32	Depressive Episode	0,7	2,0
M51	Sonstige Bandscheibenschäden	0,7	1,8
M75	Schulterläsionen	0,7	1,8
R53	Unwohlsein und Ermüdung	0,7	0,6
M99	Biomechanische Funktionsstörungen, anderenorts nicht klassifiziert	0,7	0,6
R52	Schmerz, anderenorts nicht klassifiziert	0,7	0,5
J98	Sonstige Krankheiten der Atemwege	0,7	0,3
B99	Sonstige und nicht näher bezeichnete Infektionskrankheiten	0,7	0,3

Tab. 25.135 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
U07	Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern U07.-	0,7	0,3
S93	Luxation, Verstauchung und Zerrung der Gelenke und Bänder in Höhe des oberen Sprunggelenkes und des Fußes	0,6	0,8
Z11	Spezielle Verfahren zur Untersuchung auf infektiöse und parasitäre Krankheiten	0,6	0,3
U50	Motorische Funktionseinschränkung	0,6	0,3
J02	Akute Pharyngitis	0,6	0,2
M23	Binnenschädigung des Kniegelenkes [internal derangement]	0,5	1,2
M77	Sonstige Enthesopathien	0,5	0,7
R42	Schwindel und Taumel	0,5	0,4
R05	Husten	0,5	0,3
E78	Störungen des Lipoproteinstoffwechsels und sonstige Lipidämien	0,5	0,3
R07	Hals- und Brustschmerzen	0,5	0,3
G43	Migräne	0,5	0,2
	Summe hier	**51,4**	**38,6**
	Restliche	48,6	61,4
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.136 Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Land- und Forstwirtschaft im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J00–J06	Akute Infektionen der oberen Atemwege	15,2	6,1
M50–M54	Sonstige Krankheiten der Wirbelsäule und des Rückens	6,3	7,0
A00–A09	Infektiöse Darmkrankheiten	4,0	1,2
R50–R69	Allgemeinsymptome	3,8	2,7
M70–M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes	2,6	4,0
R10–R19	Symptome, die das Verdauungssystem und das Abdomen betreffen	2,6	1,3
K00–K14	Krankheiten der Mundhöhle, der Speicheldrüsen und der Kiefer	2,6	0,6
Z80–Z99	Personen mit potentiellen Gesundheitsrisiken aufgrund der Familien- oder Eigenanamnese und bestimmte Zustände, die den Gesundheitszustand beeinflussen	2,3	5,0
F40–F48	Neurotische, Belastungs- und somatoforme Störungen	2,1	4,2
I10–I15	Hypertonie [Hochdruckkrankheit]	2,0	1,8
M20–M25	Sonstige Gelenkkrankheiten	1,8	3,1
J40–J47	Chronische Krankheiten der unteren Atemwege	1,6	1,3
R00–R09	Symptome, die das Kreislaufsystem und das Atmungssystem betreffen	1,6	1,1
B25–B34	Sonstige Viruskrankheiten	1,6	0,7
J20–J22	Sonstige akute Infektionen der unteren Atemwege	1,5	0,8
S60–S69	Verletzungen des Handgelenkes und der Hand	1,4	2,1
T08–T14	Verletzungen nicht näher bezeichneter Teile des Rumpfes, der Extremitäten oder anderer Körperregionen	1,4	1,4
G40–G47	Episodische und paroxysmale Krankheiten des Nervensystems	1,3	1,0
S80–S89	Verletzungen des Knies und des Unterschenkels	1,2	2,8
S90–S99	Verletzungen der Knöchelregion und des Fußes	1,2	1,6
Z40–Z54	Personen, die das Gesundheitswesen zum Zwecke spezifischer Maßnahmen und zur medizinischen Betreuung in Anspruch nehmen	1,2	1,1
K20–K31	Krankheiten des Ösophagus, des Magens und des Duodenums	1,2	0,6
Z00–Z13	Personen, die das Gesundheitswesen zur Untersuchung und Abklärung in Anspruch nehmen	1,2	0,6
E70–E90	Stoffwechselstörungen	1,1	0,7
M15–M19	Arthrose	1,0	3,1

Tab. 25.136 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J95–J99	Sonstige Krankheiten des Atmungssystems	1,0	0,6
U00–U49	Vorläufige Zuordnungen für Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern	1,0	0,5
K50–K52	Nichtinfektiöse Enteritis und Kolitis	1,0	0,4
F30–F39	Affektive Störungen	0,9	3,1
K55–K64	Sonstige Krankheiten des Darmes	0,9	0,8
G50–G59	Krankheiten von Nerven, Nervenwurzeln und Nervenplexus	0,8	1,5
M95–M99	Sonstige Krankheiten des Muskel-Skelett-Systems und des Bindegewebes	0,8	0,7
J09–J18	Grippe und Pneumonie	0,8	0,7
J30–J39	Sonstige Krankheiten der oberen Atemwege	0,8	0,5
B99–B99	Sonstige Infektionskrankheiten	0,8	0,3
I30–I52	Sonstige Formen der Herzkrankheit	0,7	1,4
R40–R46	Symptome, die das Erkennungs- und Wahrnehmungsvermögen, die Stimmung und das Verhalten betreffen	0,7	0,7
S00–S09	Verletzungen des Kopfes	0,7	0,7
U50–U52	Funktionseinschränkung	0,7	0,4
N30–N39	Sonstige Krankheiten des Harnsystems	0,6	0,4
	Summe hier	**76,0**	**68,6**
	Restliche	24,0	31,4
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

25.9 Metallindustrie

Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Metallindustrie in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.137
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Metallindustrie nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr	Tab. 25.138
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024	Tab. 25.139
Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024	Tab. 25.140
Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024	Tab. 25.141
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024	Tab. 25.142
Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.143
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024	Tab. 25.144
Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.145
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.146
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Metallindustrie in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.147
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.148
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.149
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.150
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.151
Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.152
Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.153

Tab. 25.137 Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Metallindustrie in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Krankenstand in %			AU-Fälle je 100 AOK-Mitglieder			Tage je Fall		
	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund
2000	5,6	5,0	5,5	163,1	141,2	161,1	12,6	12,9	12,6
2001	5,5	5,1	5,5	162,6	140,1	160,6	12,4	13,2	12,5
2002	5,5	5,0	5,5	162,2	143,1	160,5	12,5	12,7	12,5
2003	5,2	4,6	5,1	157,1	138,6	155,2	12,0	12,2	12,0
2004	4,8	4,2	4,8	144,6	127,1	142,7	12,2	12,1	12,2
2005	4,8	4,1	4,7	148,0	127,8	145,6	11,9	11,8	11,9
2006	4,5	4,0	4,5	138,8	123,3	136,9	11,9	11,9	11,9
2007	4,8	4,3	4,8	151,2	134,0	149,0	11,7	11,7	11,7
2008 (WZ03)	5,0	4,5	4,9	159,9	142,2	157,5	11,4	11,5	11,4
2008 (WZ08)*	5,0	4,5	5,0	160,8	143,0	158,5	11,5	11,5	11,5
2009	4,9	4,7	4,9	151,1	142,1	149,9	11,9	12,2	11,9
2010	5,1	4,9	5,1	158,9	154,9	158,4	11,7	11,6	11,7
2011	5,2	4,8	5,2	167,8	164,9	167,4	11,4	10,6	11,3
2012	5,3	5,3	5,3	169,7	160,5	168,5	11,4	12,2	11,5
2013	5,5	5,6	5,5	179,7	170,5	178,5	11,2	12,0	11,3
2014	5,6	5,6	5,6	176,7	168,0	175,5	11,6	12,2	11,7
2015	5,9	5,8	5,9	190,8	182,2	189,6	11,2	11,7	11,3
2016	5,8	6,0	5,8	189,3	184,6	188,2	11,2	11,8	11,3
2017	5,7	6,0	5,8	184,9	184,3	184,4	11,3	11,9	11,4
2018	5,9	6,2	5,9	191,6	191,2	191,2	11,2	11,9	11,3
2019	5,9	6,2	5,9	188,6	187,9	188,2	11,4	12,1	11,5
2020	5,8	6,0	5,8	159,1	159,5	159,0	13,3	13,9	13,4
2021	5,8	6,5	5,9	171,5	174,1	171,6	12,4	13,6	12,6
2022	7,1	7,6	7,2	240,6	237,8	239,7	10,8	11,7	11,0
2023	6,8	7,3	6,9	241,1	241,0	240,5	10,4	11,1	10,5
2024	6,9	7,3	6,9	244,3	243,9	243,7	10,3	10,9	10,4

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.138 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Metallindustrie nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr

Bundesland	Kranken-stand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder				Tage je Fall	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Quote in %
		AU-Fälle	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Tage	Veränd. z. Vorj. in %			
Baden-Württemberg	6,3	237,0	1,7	2.304,2	0,9	9,7	–0,8	70,8
Bayern	6,3	223,4	0,7	2.293,5	0,4	10,3	–0,3	68,8
Berlin	6,8	239,3	0,1	2.482,8	–0,8	10,4	–0,9	66,5
Brandenburg	8,1	272,6	–5,8	2.948,7	0,3	10,8	6,5	67,2
Bremen	6,7	261,3	2,0	2.457,6	–4,6	9,4	–6,5	71,7
Hamburg	6,2	248,3	0,2	2.259,7	–4,0	9,1	–4,2	69,8
Hessen	8,0	281,5	2,4	2.945,8	1,5	10,5	–0,8	76,6
Mecklenburg-Vorpommern	8,1	278,1	5,0	2.973,1	1,3	10,7	–3,5	72,4
Niedersachsen	6,9	254,2	–0,2	2.530,4	–1,2	10,0	–1,0	73,6
Nordrhein-Westfalen	8,1	265,3	1,6	2.962,3	1,3	11,2	–0,3	75,5
Rheinland-Pfalz	7,4	250,8	1,6	2.715,1	3,3	10,8	1,6	73,0
Saarland	7,9	233,2	6,9	2.896,1	2,1	12,4	–4,5	70,2
Sachsen	6,8	229,8	1,5	2.491,3	–0,5	10,8	–1,9	72,6
Sachsen-Anhalt	8,0	260,0	1,9	2.911,3	0,5	11,2	–1,4	74,6
Schleswig-Holstein	7,2	262,0	2,5	2.636,3	0,2	10,1	–2,2	73,1
Thüringen	7,8	257,7	2,2	2.860,1	0,4	11,1	–1,7	75,0
West	**6,9**	**244,3**	**1,3**	**2.511,7**	**0,7**	**10,3**	**–0,7**	**71,9**
Ost	**7,3**	**243,9**	**1,2**	**2.668,6**	**–0,1**	**10,9**	**–1,2**	**73,0**
Bund	**6,9**	**243,7**	**1,4**	**2.533,5**	**0,6**	**10,4**	**–0,8**	**72,0**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.139 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Krankenstand in %		Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %
	2024	2024 stand.*	Fälle	Tage		
Herstellung von Datenverarbeitungsgeräten, elektronischen und optischen Erzeugnissen	5,9	6,0	229,6	2.148,7	9,4	69,9
Herstellung von elektrischen Ausrüstungen	6,9	6,9	247,5	2.520,6	10,2	72,2
Herstellung von Kraftwagen und Kraftwagenteilen	7,3	7,3	244,7	2.677,4	10,9	71,2
Herstellung von Metallerzeugnissen	7,4	7,0	250,7	2.702,2	10,8	72,4
Maschinenbau	6,4	6,1	237,0	2.325,1	9,8	72,1
Metallerzeugung und -bearbeitung	8,3	7,6	260,3	3.052,5	11,7	75,5
Sonstiger Fahrzeugbau	6,3	6,3	235,3	2.288,6	9,7	68,9
Branche gesamt	**6,9**	**6,8**	**243,7**	**2.533,4**	**10,4**	**72,0**
Alle Branchen	**6,5**	**6,6**	**228,2**	**2.390,5**	**10,5**	**63,7**

* Krankenstand alters- und geschlechtsstandardisiert
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.140 Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024

Tätigkeit	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %	Anteil der Berufsgruppe an der Branche in %*
		AU-Fälle	AU-Tage			
Berufe im Metallbau	8,0	272,5	2.919,2	10,7	75,3	5,2
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	3,6	151,6	1.324,2	8,7	60,4	1,6
Berufe in der Elektrotechnik (ohne Spez.)	7,8	270,6	2.841,4	10,5	74,7	3,9
Berufe in der Kraftfahrzeugtechnik	7,0	265,5	2.547,1	9,6	68,9	1,6
Berufe in der Kunststoff- u. Kautschukherstellung (ohne Spez.)	8,6	290,2	3.147,4	10,8	78,2	1,4

Tab. 25.140 (Fortsetzung)

Tätigkeit	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %	Anteil der Berufsgruppe an der Branche in %*
		AU-Fälle	AU-Tage			
Berufe in der Lagerwirtschaft	8,5	279,7	3.101,5	11,1	77,2	5,9
Berufe in der Maschinenbau- u. Betriebstechnik (ohne Spez.)	7,4	265,3	2.700,8	10,2	75,6	8,9
Berufe in der Metallbearbeitung (ohne Spez.)	8,7	284,8	3.167,0	11,1	77,1	9,6
Berufe in der Metalloberflächenbehandlung (ohne Spez.)	8,9	276,3	3.257,6	11,8	76,8	1,4
Berufe in der Schweiß- u. Verbindungstechnik	9,1	273,6	3.328,8	12,2	75,1	2,1
Berufe in der spanenden Metallbearbeitung	7,2	276,6	2.649,3	9,6	77,7	5,0
Berufe in der technischen Forschung u. Entwicklung (ohne Spez.)	2,6	126,4	935,6	7,4	55,3	1,5
Berufe in der technischen Produktionsplanung u. -steuerung	4,8	177,7	1.741,3	9,8	64,6	2,2
Berufe in der technischen Qualitätssicherung	6,9	222,7	2.508,9	11,3	72,5	2,3
Berufe in der Werkzeugtechnik	6,3	253,3	2.315,7	9,1	75,3	1,5
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	4,2	173,7	1.549,0	8,9	60,2	2,7
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	3,8	191,8	1.388,6	7,2	62,9	3,2
Maschinen- u. Anlagenführer/innen	8,6	285,8	3.135,8	11,0	79,0	3,9
Maschinen- u. Gerätezusammensetzer/innen	8,7	278,4	3.171,8	11,4	76,7	3,7
Technische Servicekräfte in Wartung u. Instandhaltung	6,2	208,4	2.282,4	11,0	71,1	1,8
Branche gesamt	**6,9**	**243,7**	**2.533,5**	**10,4**	**72,0**	**9,7****

* Anteil der AOK-Mitglieder in der Berufsgruppe an den in der Branche beschäftigten AOK-Mitgliedern insgesamt
** Anteil der AOK-Mitglieder in der Branche an allen AOK-Mitgliedern
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.141 Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024

Fallklasse	Branche hier		Alle Branchen	
	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %
1–3 Tage	36,9	7,2	37,2	7,1
4–7 Tage	34,0	16,1	33,6	16,1
8–14 Tage	16,5	16,4	16,5	16,2
15–21 Tage	4,7	7,8	4,8	7,9
22–28 Tage	2,2	5,1	2,2	5,2
29–42 Tage	2,3	7,7	2,3	7,6
>42 Tage	3,3	39,8	3,3	39,9

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.142 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Betriebsgröße (Anzahl der AOK-Mitglieder)					
	10–49	50–99	100–199	200–499	500–999	≥ 1.000
Herstellung von Datenverarbeitungsgeräten, elektronischen und optischen Erzeugnissen	21,5	23,5	23,6	22,7	18,8	19,1
Herstellung von elektrischen Ausrüstungen	24,6	26,8	26,3	25,9	24,9	25,6
Herstellung von Kraftwagen und Kraftwagenteilen	25,3	28,0	28,9	28,6	27,4	25,5
Herstellung von Metallerzeugnissen	27,4	28,3	28,2	27,7	25,0	21,4
Maschinenbau	24,1	23,7	24,1	23,2	22,4	20,8
Metallerzeugung und -bearbeitung	31,6	31,3	30,3	29,5	30,6	33,3
Sonstiger Fahrzeugbau	23,4	21,5	26,9	23,9	21,7	20,2
Branche gesamt	**25,7**	**26,4**	**26,5**	**25,7**	**24,7**	**24,2**
Alle Branchen	**24,5**	**26,4**	**26,8**	**26,5**	**26,3**	**26,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.143 Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschafts-abteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungs-abschluss	mit Ausbildungs-abschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staats-examen	Promotion	Unbe-kannt
Herstellung von Datenverarbeitungsgeräten, elektronischen und optischen Erzeugnissen	7,5	6,5	4,4	2,5	2,8	1,7	6,5
Herstellung von elektrischen Ausrüstungen	8,7	7,2	4,5	2,5	2,7	2,2	7,5
Herstellung von Kraftwagen und Kraftwagenteilen	8,8	7,9	4,8	2,6	2,5	2,1	7,6
Herstellung von Metallerzeugnissen	8,5	7,5	4,9	2,9	3,5	5,2	7,4
Maschinenbau	7,4	6,9	4,4	2,3	2,8	2,9	6,9
Metallerzeugung und -bearbeitung	9,6	8,3	5,5	2,9	3,4	3,4	8,5
Sonstiger Fahrzeugbau	7,0	7,3	4,5	2,4	2,5	2,4	5,8
Branche gesamt	**8,3**	**7,3**	**4,6**	**2,5**	**2,8**	**2,4**	**7,3**
Alle Branchen	**7,4**	**7,1**	**5,4**	**3,5**	**3,7**	**2,8**	**6,1**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.144 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Herstellung von Datenverarbeitungsgeräten, elektronischen und optischen Erzeugnissen	27,5	23,8	16,2	9,3	10,3	6,3	23,6
Herstellung von elektrischen Ausrüstungen	31,9	26,3	16,4	9,2	10,0	8,1	27,5
Herstellung von Kraftwagen und Kraftwagenteilen	32,3	28,8	17,6	9,4	9,3	7,7	27,8
Herstellung von Metallerzeugnissen	31,1	27,5	18,0	10,7	12,8	19,2	26,9
Maschinenbau	27,0	25,1	15,9	8,6	10,2	10,5	25,1
Metallerzeugung und -bearbeitung	35,3	30,5	20,0	10,7	12,6	12,5	31,3
Sonstiger Fahrzeugbau	25,6	26,6	16,3	8,7	9,1	8,6	21,2
Branche gesamt	**30,4**	**26,7**	**16,9**	**9,3**	**10,3**	**8,7**	**26,6**
Alle Branchen	**26,9**	**26,2**	**19,9**	**12,8**	**13,4**	**10,3**	**22,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.145 Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
Herstellung von Datenverarbeitungsgeräten, elektronischen und optischen Erzeugnissen	1,0	2,7
Herstellung von elektrischen Ausrüstungen	1,3	3,2
Herstellung von Kraftwagen und Kraftwagenteilen	1,5	3,4
Herstellung von Metallerzeugnissen	2,4	5,4
Maschinenbau	1,8	4,3
Metallerzeugung und -bearbeitung	2,4	5,7
Sonstiger Fahrzeugbau	1,6	3,6
Branche gesamt	**1,8**	**4,3**
Alle Branchen	**1,8**	**4,6**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.146 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	Arbeitsunfähigkeit je 1.000 AOK-Mitglieder	
	AU-Tage	AU-Fälle
Berufe im Metallbau	2.250,8	96,3
Berufe in der Schweiß- u. Verbindungstechnik	2.149,0	79,4
Berufe in der Metalloberflächenbehandlung (ohne Spez.)	1.652,3	69,2
Berufe in der Metallbearbeitung (ohne Spez.)	1.524,8	61,9
Maschinen- u. Anlagenführer/innen	1.301,6	52,1
Berufe in der Kunststoff- u. Kautschukherstellung (ohne Spez.)	1.197,5	47,5
Berufe in der Lagerwirtschaft	1.184,0	46,0
Maschinen- u. Gerätezusammensetzer/innen	1.178,2	44,1
Berufe in der spanenden Metallbearbeitung	1.175,3	54,3
Berufe in der Kraftfahrzeugtechnik	1.167,0	52,3
Berufe in der Maschinenbau- u. Betriebstechnik (ohne Spez.)	1.159,8	50,3
Technische Servicekräfte in Wartung u. Instandhaltung	1.154,0	45,0
Berufe in der Werkzeugtechnik	1.028,6	50,9
Berufe in der Elektrotechnik (ohne Spez.)	764,2	30,6
Berufe in der technischen Qualitätssicherung	620,3	22,3
Berufe in der technischen Produktionsplanung u. -steuerung	383,0	16,7
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	245,0	10,1
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	206,4	9,3
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	199,3	10,2
Berufe in der technischen Forschung u. Entwicklung (ohne Spez.)	170,0	8,6
Branche gesamt	**1.097,6**	**44,7**
Alle Branchen	**1.107,0**	**41,8**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.147 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Metallindustrie in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder											
	Psyche		Herz/Kreislauf		Atemwege		Verdauung		Muskel/Skelett		Verletzungen	
	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle
2000	125,2	5,6	163,1	8,5	332,7	46,5	148,6	20,8	655,7	39,1	343,6	23,5
2001	134,9	6,4	165,4	9,1	310,6	45,6	149,9	21,6	672,0	40,8	338,9	23,4
2002	141,7	6,8	164,9	9,4	297,9	44,1	151,1	22,5	671,3	41,1	338,9	23,1
2003	134,5	6,7	156,5	9,3	296,8	45,1	142,2	21,5	601,3	37,9	314,5	21,7
2004	151,3	6,8	168,4	8,7	258,0	38,0	143,5	21,0	574,9	36,1	305,3	20,4
2005	150,7	6,6	166,7	8,7	300,6	44,4	136,0	19,6	553,4	35,3	301,1	19,9
2006	147,1	6,5	163,0	8,8	243,0	36,7	135,7	20,3	541,1	35,1	304,5	20,2
2007	154,4	6,9	164,0	8,8	275,3	42,1	142,2	21,8	560,3	36,0	303,9	20,2
2008 (WZ03)	162,9	7,1	168,5	9,2	287,2	44,6	148,4	23,3	580,4	37,9	308,6	20,7
2008 (WZ08)*	165,0	7,2	171,3	9,3	289,2	44,7	149,3	23,3	590,7	38,5	311,8	20,9
2009	170,6	7,2	173,4	8,7	303,3	46,3	137,9	19,0	558,2	34,1	307,9	19,0
2010	181,8	7,8	174,6	9,2	277,7	43,2	136,6	20,7	606,6	38,2	322,3	20,4
2011	187,5	8,2	168,1	9,2	291,4	45,4	136,8	21,1	595,5	38,9	317,8	20,5
2012	210,7	8,7	185,5	9,4	300,8	46,7	146,1	21,8	633,9	40,0	329,5	20,0
2013	217,5	8,7	184,2	9,0	374,9	56,7	149,7	21,8	630,9	39,8	329,6	19,9
2014	237,0	9,5	193,9	9,3	308,6	48,0	153,6	22,4	673,0	42,1	333,5	19,9
2015	243,7	9,8	193,5	9,5	391,0	59,5	154,3	22,7	669,1	41,9	331,7	19,6
2016	253,2	10,0	174,9	9,6	355,5	56,4	146,9	22,5	686,6	42,7	326,3	19,2
2017	255,6	10,1	168,3	9,3	360,0	56,3	140,9	21,3	668,7	41,4	324,7	18,6
2018	259,5	10,2	164,5	9,3	392,2	59,9	138,5	21,1	662,4	41,4	327,4	18,7
2019	277,8	10,7	165,2	9,3	348,3	55,9	137,0	20,8	676,8	42,0	327,1	18,1
2020	287,6	9,6	162,7	8,0	340,4	44,6	126,6	17,2	688,2	38,5	309,3	15,3
2021	304,2	10,5	164,9	8,4	311,7	41,4	123,9	17,2	713,3	43,3	322,3	21,3
2022	316,6	10,8	169,4	8,6	669,3	95,3	127,0	18,5	710,9	45,3	324,5	18,9
2023	333,8	12,0	171,8	9,0	521,9	87,0	137,6	20,6	728,1	47,9	337,7	18,5
2024	351,9	12,3	169,5	8,9	507,8	87,2	137,3	20,7	733,8	48,0	336,8	18,1

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.148 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Herstellung von Daten- verarbeitungsgeräten, elektronischen und opti- schen Erzeugnissen	12,2	3,9	17,7	4,1	18,2	8,4	35,4
Herstellung von elektri- schen Ausrüstungen	11,4	4,8	15,7	4,1	21,1	8,8	34,2
Herstellung von Kraftwa- gen und Kraftwagenteilen	11,0	4,8	15,0	4,1	23,5	9,3	32,3
Herstellung von Metall- erzeugnissen	9,6	5,5	13,7	4,1	22,7	10,7	33,7
Maschinenbau	10,0	5,1	15,8	4,1	20,6	10,4	33,9
Metallerzeugung und - bearbeitung	10,2	5,6	13,6	4,0	23,3	10,6	32,6
Sonstiger Fahrzeugbau	11,6	4,1	16,8	3,9	20,8	9,8	33,1
Branche gesamt	**10,4**	**5,0**	**15,1**	**4,1**	**21,8**	**10,0**	**33,6**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.149 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Herstellung von Datenverarbeitungsgeräten, elektronischen und optischen Erzeugnissen	4,4	2,6	31,0	6,6	12,4	4,7	38,3
Herstellung von elektrischen Ausrüstungen	4,2	2,8	28,7	6,6	14,7	5,1	37,9
Herstellung von Kraftwagen und Kraftwagenteilen	4,4	2,8	27,4	6,5	17,5	5,5	36,0
Herstellung von Metallerzeugnissen	3,7	3,1	26,5	6,8	16,2	6,4	37,3
Maschinenbau	3,7	2,8	29,3	6,7	14,4	6,0	37,2
Metallerzeugung und -bearbeitung	4,0	3,2	26,0	6,7	17,4	6,4	36,3
Sonstiger Fahrzeugbau	4,0	2,4	30,1	6,6	14,4	5,8	36,7
Branche gesamt	**4,0**	**2,9**	**28,1**	**6,7**	**15,5**	**5,8**	**37,1**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.150 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Berufe im Metallbau	7,2	5,5	13,6	4,1	24,0	13,7	31,9
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	15,4	4,1	20,2	4,4	11,1	7,0	37,8
Berufe in der Elektrotechnik (ohne Spez.)	12,1	4,2	15,2	3,9	22,1	7,9	34,7
Berufe in der Kraftfahrzeugtechnik	11,0	3,9	16,6	4,2	24,0	10,2	30,1
Berufe in der Kunststoff- u. Kautschukherstellung (ohne Spez.)	10,4	5,3	13,7	3,8	25,2	8,8	32,8
Berufe in der Lagerwirtschaft	10,8	5,4	14,2	4,1	23,1	9,3	33,2

Tab. 25.150 (Fortsetzung)

Tätigkeit	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Berufe in der Maschinenbau- u. Betriebstechnik (ohne Spez.)	9,7	4,8	15,1	4,0	22,4	10,7	33,2
Berufe in der Metallbearbeitung (ohne Spez.)	9,8	5,4	13,3	4,0	24,6	9,9	33,0
Berufe in der Metalloberflächenbehandlung (ohne Spez.)	9,1	5,6	12,5	4,2	25,0	10,1	33,5
Berufe in der Schweiß- u. Verbindungstechnik	8,3	5,7	12,7	4,2	26,1	11,3	31,7
Berufe in der spanenden Metallbearbeitung	9,1	5,3	15,6	4,2	20,5	11,4	33,9
Berufe in der technischen Forschung u. Entwicklung (ohne Spez.)	12,0	3,5	26,6	4,5	10,2	7,3	35,9
Berufe in der technischen Produktionsplanung u. -steuerung	11,5	5,2	17,1	4,3	17,2	8,5	36,1
Berufe in der technischen Qualitätssicherung	12,9	5,3	14,8	4,1	19,4	7,9	35,6
Berufe in der Werkzeugtechnik	9,7	4,5	16,7	4,3	19,0	11,9	33,9
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	16,6	3,3	17,9	4,1	12,3	6,5	39,3
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	14,4	3,2	22,4	4,4	10,8	7,0	37,8
Maschinen- u. Anlagenführer/innen	10,3	5,3	14,5	4,0	24,0	9,6	32,3
Maschinen- u. Gerätezusammensetzer/innen	11,0	4,8	13,9	4,0	24,2	9,3	32,9
Technische Servicekräfte in Wartung u. Instandhaltung	9,6	5,6	15,3	4,0	21,0	11,5	33,1
Branche gesamt	**10,4**	**5,0**	**15,1**	**4,1**	**21,8**	**10,0**	**33,6**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.151 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem-wege	Ver-dauung	Muskel/ Skelett	Verlet-zungen	Sonstige
Berufe im Metallbau	3,1	2,9	26,1	6,9	16,8	8,1	36,2
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	4,6	2,6	33,7	6,8	7,7	4,1	40,5
Berufe in der Elektrotechnik (ohne Spez.)	4,6	2,9	27,7	6,5	15,4	4,5	38,3
Berufe in der Kraftfahrzeugtechnik	3,8	2,2	28,9	6,7	17,4	5,9	35,1
Berufe in der Kunststoff- u. Kautschukherstellung (ohne Spez.)	4,2	3,0	25,8	6,5	19,0	5,4	36,2
Berufe in der Lagerwirtschaft	4,4	3,1	26,4	6,8	17,3	5,4	36,6
Berufe in der Maschinenbau- u. Betriebstechnik (ohne Spez.)	3,7	2,7	28,7	6,4	15,5	6,2	36,8
Berufe in der Metallbearbeitung (ohne Spez.)	4,1	3,1	25,4	6,7	18,7	6,0	36,1
Berufe in der Metalloberflächenbehandlung (ohne Spez.)	3,9	3,2	24,2	6,8	20,1	6,2	35,6
Berufe in der Schweiß- u. Verbindungstechnik	3,6	3,4	24,2	6,8	20,5	7,0	34,5
Berufe in der spanenden Metallbearbeitung	3,6	2,7	29,0	6,8	14,4	6,5	37,0
Berufe in der technischen Forschung u. Entwicklung (ohne Spez.)	3,2	2,1	39,2	6,8	7,4	4,2	37,2
Berufe in der technischen Produktionsplanung u. -steuerung	4,0	3,1	30,8	7,0	12,1	4,9	38,0
Berufe in der technischen Qualitätssicherung	4,7	3,3	28,1	6,8	14,0	4,8	38,4
Berufe in der Werkzeugtechnik	3,4	2,5	30,5	6,7	12,4	6,9	37,6
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	4,9	2,5	30,8	6,7	8,0	3,9	43,3
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	3,9	1,9	35,0	6,3	6,7	4,0	42,2

Tab. 25.151 (Fortsetzung)

Tätigkeit	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem-wege	Ver-dauung	Muskel/ Skelett	Verlet-zungen	Sonstige
Maschinen- u. Anlagenführer/innen	4,1	3,0	26,5	6,6	18,4	5,9	35,6
Maschinen- u. Gerätezusammensetzer/innen	4,4	2,9	26,3	6,4	18,1	5,6	36,2
Technische Servicekräfte in Wartung u. Instandhaltung	3,6	2,9	29,1	6,7	14,8	6,7	36,2
Branche gesamt	**4,0**	**2,9**	**28,1**	**6,7**	**15,5**	**5,8**	**37,1**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.152 Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J06	Akute Infektionen an mehreren oder nicht näher bezeichneten Lokalisationen der oberen Atemwege	16,3	7,7
M54	Rückenschmerzen	6,2	5,9
A09	Sonstige und nicht näher bezeichnete Gastroenteritis und Kolitis infektiösen und nicht näher bezeichneten Ursprungs	4,6	1,5
B34	Viruskrankheit nicht näher bezeichneter Lokalisation	2,0	0,9
R51	Kopfschmerz	1,7	0,7
J00	Akute Rhinopharyngitis [Erkältungsschnupfen]	1,6	0,7
M25	Sonstige Gelenkkrankheiten, anderenorts nicht klassifiziert	1,5	1,8
R10	Bauch- und Beckenschmerzen	1,5	0,7
F43	Reaktionen auf schwere Belastungen und Anpassungsstörungen	1,3	2,5
I10	Essentielle (primäre) Hypertonie	1,3	1,2
J20	Akute Bronchitis	1,2	0,7
M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes, anderenorts nicht klassifiziert	1,1	1,0
K52	Sonstige nichtinfektiöse Gastroenteritis und Kolitis	1,0	0,3

Tab. 25.152 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
Z98	Sonstige Zustände nach chirurgischem Eingriff	0,9	2,6
T14	Verletzung an einer nicht näher bezeichneten Körperregion	0,9	1,0
R53	Unwohlsein und Ermüdung	0,9	0,8
J40	Bronchitis, nicht als akut oder chronisch bezeichnet	0,9	0,6
U07	Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern U07.-	0,9	0,5
J98	Sonstige Krankheiten der Atemwege	0,9	0,5
R11	Übelkeit und Erbrechen	0,9	0,4
K08	Sonstige Krankheiten der Zähne und des Zahnhalteapparates	0,9	0,2
F32	Depressive Episode	0,8	3,0
K29	Gastritis und Duodenitis	0,8	0,4
J03	Akute Tonsillitis	0,8	0,4
B99	Sonstige und nicht näher bezeichnete Infektionskrankheiten	0,8	0,4
M75	Schulterläsionen	0,7	1,9
M51	Sonstige Bandscheibenschäden	0,7	1,7
M99	Biomechanische Funktionsstörungen, anderenorts nicht klassifiziert	0,7	0,6
R52	Schmerz, anderenorts nicht klassifiziert	0,7	0,6
J02	Akute Pharyngitis	0,7	0,3
G43	Migräne	0,7	0,2
M77	Sonstige Enthesopathien	0,6	0,8
R42	Schwindel und Taumel	0,6	0,5
R07	Hals- und Brustschmerzen	0,6	0,4
J32	Chronische Sinusitis	0,6	0,3
R05	Husten	0,6	0,3
M23	Binnenschädigung des Kniegelenkes [internal derangement]	0,5	1,2
F48	Andere neurotische Störungen	0,5	1,0
G47	Schlafstörungen	0,5	0,7
J01	Akute Sinusitis	0,5	0,3
	Summe hier	**60,9**	**47,2**
	Restliche	39,1	52,8
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.153 Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Metallindustrie im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J00–J06	Akute Infektionen der oberen Atemwege	20,8	9,9
M50–M54	Sonstige Krankheiten der Wirbelsäule und des Rückens	7,1	7,8
A00–A09	Infektiöse Darmkrankheiten	5,3	1,8
R50–R69	Allgemeinsymptome	4,4	3,1
M70–M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes	2,8	4,3
R10–R19	Symptome, die das Verdauungssystem und das Abdomen betreffen	2,7	1,3
F40–F48	Neurotische, Belastungs- und somatoforme Störungen	2,5	5,4
B25–B34	Sonstige Viruskrankheiten	2,1	1,0
K00–K14	Krankheiten der Mundhöhle, der Speicheldrüsen und der Kiefer	2,1	0,6
M20–M25	Sonstige Gelenkkrankheiten	1,9	3,2
Z80–Z99	Personen mit potentiellen Gesundheitsrisiken aufgrund der Familien- oder Eigenanamnese und bestimmte Zustände, die den Gesundheitszustand beeinflussen	1,7	4,2
J40–J47	Chronische Krankheiten der unteren Atemwege	1,7	1,3
R00–R09	Symptome, die das Kreislaufsystem und das Atmungssystem betreffen	1,7	1,2
G40–G47	Episodische und paroxysmale Krankheiten des Nervensystems	1,6	1,3
J20–J22	Sonstige akute Infektionen der unteren Atemwege	1,5	0,9
I10–I15	Hypertonie [Hochdruckkrankheit]	1,4	1,4
U00–U49	Vorläufige Zuordnungen für Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern	1,3	0,9
K20–K31	Krankheiten des Ösophagus, des Magens und des Duodenums	1,2	0,6
K50–K52	Nichtinfektiöse Enteritis und Kolitis	1,2	0,5
F30–F39	Affektive Störungen	1,1	4,7
J95–J99	Sonstige Krankheiten des Atmungssystems	1,1	0,6
T08–T14	Verletzungen nicht näher bezeichneter Teile des Rumpfes, der Extremitäten oder anderer Körperregionen	1,0	1,2
J30–J39	Sonstige Krankheiten der oberen Atemwege	1,0	0,6
S60–S69	Verletzungen des Handgelenkes und der Hand	0,9	1,6
Z40–Z54	Personen, die das Gesundheitswesen zum Zwecke spezifischer Maßnahmen und zur medizinischen Betreuung in Anspruch nehmen	0,9	0,9
K55–K64	Sonstige Krankheiten des Darmes	0,9	0,7

Tab. 25.153 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
B99–B99	Sonstige Infektionskrankheiten	0,9	0,4
M15–M19	Arthrose	0,8	2,3
S90–S99	Verletzungen der Knöchelregion und des Fußes	0,8	1,2
R40–R46	Symptome, die das Erkennungs- und Wahrnehmungsvermögen, die Stimmung und das Verhalten betreffen	0,8	0,7
J09–J18	Grippe und Pneumonie	0,8	0,7
M95–M99	Sonstige Krankheiten des Muskel-Skelett-Systems und des Bindegewebes	0,8	0,7
Z00–Z13	Personen, die das Gesundheitswesen zur Untersuchung und Abklärung in Anspruch nehmen	0,8	0,5
S80–S89	Verletzungen des Knies und des Unterschenkels	0,7	1,9
E70–E90	Stoffwechselstörungen	0,7	0,5
G50–G59	Krankheiten von Nerven, Nervenwurzeln und Nervenplexus	0,6	1,4
M05–M14	Entzündliche Polyarthropathien	0,5	0,6
L00–L08	Infektionen der Haut und der Unterhaut	0,5	0,5
M60–M63	Krankheiten der Muskeln	0,5	0,4
H10–H13	Affektionen der Konjunktiva	0,5	0,2
	Summe hier	**81,6**	**73,0**
	Restliche	18,4	27,0
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

25.10 Öffentliche Verwaltung

Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Öffentliche Verwaltung in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.154
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Öffentliche Verwaltung nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr	Tab. 25.155
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024	Tab. 25.156
Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024	Tab. 25.157
Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024	Tab. 25.158
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024	Tab. 25.159
Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.160
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024	Tab. 25.161
Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.162
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.163
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Öffentliche Verwaltung in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.164
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.165
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.166
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.167
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.168
Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.169
Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.170

Tab. 25.154 Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Öffentliche Verwaltung in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Krankenstand in %			AU-Fälle je 100 AOK-Mitglieder			Tage je Fall		
	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund
2000	6,4	5,9	6,3	172,0	174,1	172,5	13,6	12,3	13,3
2001	6,1	5,9	6,1	165,8	161,1	164,9	13,5	13,3	13,5
2002	6,0	5,7	5,9	167,0	161,9	166,0	13,0	12,9	13,0
2003	5,7	5,3	5,6	167,3	158,8	165,7	12,4	12,2	12,3
2004	5,3	5,0	5,2	154,8	152,2	154,3	12,5	12,0	12,4
2005**	5,3	4,5	5,1	154,1	134,3	150,0	12,6	12,2	12,5
2006	5,1	4,7	5,0	148,7	144,7	147,9	12,5	11,8	12,3
2007	5,3	4,8	5,2	155,5	151,1	154,6	12,4	11,7	12,3
2008 (WZ03)	5,3	4,9	5,2	159,8	152,1	158,3	12,2	11,8	12,1
2008 (WZ08)*	5,3	4,9	5,2	159,9	152,2	158,4	12,1	11,8	12,1
2009	5,5	5,3	5,4	167,9	164,9	167,3	11,9	11,7	11,8
2010	5,5	5,7	5,5	164,8	184,6	168,2	12,2	11,3	12,0
2011	5,6	5,5	5,6	172,5	189,1	175,6	11,9	10,6	11,7
2012	5,5	5,5	5,5	163,9	164,4	164,0	12,2	12,2	12,2
2013	5,6	5,9	5,7	174,8	176,3	175,1	11,7	12,2	11,8
2014	5,9	6,1	5,9	174,9	179,9	175,9	12,3	12,3	12,3
2015	6,2	6,5	6,3	187,8	195,6	189,3	12,1	12,1	12,1
2016	6,2	6,6	6,3	189,3	203,8	192,0	12,1	11,9	12,0
2017	6,3	6,9	6,4	187,6	210,7	192,2	12,2	11,9	12,2
2018	6,5	7,2	6,6	192,5	216,4	197,4	12,3	12,2	12,3
2019	6,4	7,0	6,5	187,3	210,9	192,2	12,5	12,2	12,4
2020	6,4	7,4	6,6	164,2	192,7	170,2	14,3	14,0	14,2
2021	6,1	7,4	6,4	159,0	190,3	165,6	14,1	14,2	14,1
2022	7,7	8,6	7,9	235,4	259,5	240,5	12,0	12,2	12,0
2023	7,3	8,1	7,5	235,5	254,4	239,4	11,4	11,6	11,4
2024	7,2	7,9	7,3	236,1	254,0	239,7	11,1	11,4	11,2

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
** ohne Sozialversicherung/Arbeitsförderung
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.155 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Öffentliche Verwaltung nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr

Bundesland	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder				Tage je Fall	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Quote in %
		AU-Fälle	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Tage	Veränd. z. Vorj. in %			
Baden-Württemberg	6,5	226,5	0,6	2.363,1	−1,5	10,4	−2,1	70,0
Bayern	6,4	204,1	0,2	2.329,0	−1,2	11,4	−1,4	67,8
Berlin	7,0	234,5	−2,4	2.578,4	−1,9	11,0	0,5	66,0
Brandenburg	8,9	255,7	−2,0	3.251,6	−0,5	12,7	1,5	75,2
Bremen	7,3	251,0	2,2	2.658,4	3,2	10,6	0,9	73,5
Hamburg	7,1	243,9	1,3	2.588,3	0,9	10,6	−0,4	67,4
Hessen	8,0	287,7	1,4	2.927,9	−2,9	10,2	−4,3	76,1
Mecklenburg-Vorpommern	8,8	261,2	2,3	3.230,1	−2,3	12,4	−4,6	74,6
Niedersachsen	7,5	244,0	−1,8	2.746,3	−3,8	11,3	−2,1	74,8
Nordrhein-Westfalen	8,2	257,2	1,2	2.984,0	−2,4	11,6	−3,5	74,0
Rheinland-Pfalz	7,8	237,6	0,0	2.867,0	−1,0	12,1	−0,9	72,8
Saarland	9,0	257,4	2,4	3.282,4	−3,7	12,8	−6,0	72,6
Sachsen	7,4	242,7	−0,5	2.710,1	−2,2	11,2	−1,6	76,1
Sachsen-Anhalt	8,3	269,2	0,0	3.052,4	−1,4	11,3	−1,4	78,5
Schleswig-Holstein	7,9	245,5	−0,4	2.885,7	−2,2	11,8	−1,7	73,8
Thüringen	8,2	264,9	0,4	2.990,7	0,8	11,3	0,4	78,0
West	**7,2**	**236,1**	**0,3**	**2.622,7**	**−2,1**	**11,1**	**−2,3**	**71,6**
Ost	**7,9**	**254,0**	**−0,2**	**2.903,5**	**−1,2**	**11,4**	**−1,1**	**76,7**
Bund	**7,3**	**239,7**	**0,1**	**2.679,9**	**−1,9**	**11,2**	**−2,0**	**72,6**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.156 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Krankenstand in %		Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %
	2024	2024 stand.*	Fälle	Tage		
Auswärtige Angelegenheiten, Verteidigung, Rechtspflege, öffentliche Sicherheit und Ordnung	8,2	7,7	262,9	2.998,7	11,4	71,5
Exterritoriale Organisationen und Körperschaften	9,1	7,5	240,8	3.345,8	13,9	72,1
Öffentliche Verwaltung	7,3	7,0	241,0	2.665,0	11,1	73,0
Sozialversicherung	7,0	6,5	222,1	2.556,4	11,5	71,8
Branche gesamt	**7,3**	**7,0**	**239,7**	**2.679,8**	**11,2**	**72,6**
Alle Branchen	**6,5**	**6,6**	**228,2**	**2.390,5**	**10,5**	**63,7**

* Krankenstand alters- und geschlechtsstandardisiert
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.157 Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024

Tätigkeit	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %	Anteil der Berufsgruppe an der Branche in %*
		AU-Fälle	AU-Tage			
Berufe im Gartenbau (ohne Spez.)	11,1	306,1	4.061,6	13,3	79,8	1,6
Berufe im Objekt-, Werte- u. Personenschutz	11,0	396,7	4.021,3	10,1	76,4	1,2
Berufe in der Gebäudetechnik (ohne Spez.)	7,9	191,1	2.906,3	15,2	69,2	2,4
Berufe in der Kinderbetreuung u. -erziehung	7,6	318,5	2.768,2	8,7	79,6	12,6
Berufe in der öffentlichen Verwaltung (ohne Spez.)	5,9	216,9	2.142,0	9,9	70,0	18,1
Berufe in der Personaldienstleistung	6,5	204,4	2.362,7	11,6	72,9	1,4
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	10,0	242,4	3.651,2	15,1	75,3	4,8
Berufe in der Sozialarbeit u. Sozialpädagogik	5,6	204,0	2.052,1	10,1	69,7	2,9
Berufe in der Sozialverwaltung u. -versicherung	7,0	229,7	2.567,8	11,2	74,5	9,3
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	7,0	226,7	2.566,8	11,3	71,9	8,2
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	6,5	230,1	2.392,0	10,4	73,0	2,4
Köche/Köchinnen (ohne Spez.)	10,6	278,0	3.885,0	14,0	78,6	1,2
Platz- u. Gerätewarte/-wartinnen	8,5	213,1	3.092,8	14,5	71,7	2,5
Straßen- u. Tunnelwärter/innen	9,3	250,9	3.404,5	13,6	77,1	2,5
Branche gesamt	**7,3**	**239,7**	**2.679,9**	**11,2**	**72,6**	**4,7****

* Anteil der AOK-Mitglieder in der Berufsgruppe an den in der Branche beschäftigten AOK-Mitgliedern insgesamt
** Anteil der AOK-Mitglieder in der Branche an allen AOK-Mitgliedern
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.158 Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024

Fallklasse	Branche hier		Alle Branchen	
	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %
1–3 Tage	35,0	6,3	37,2	7,1
4–7 Tage	32,6	14,4	33,6	16,1
8–14 Tage	18,3	16,8	16,5	16,2
15–21 Tage	5,2	8,1	4,8	7,9
22–28 Tage	2,7	5,8	2,2	5,2
29–42 Tage	2,6	8,2	2,3	7,6
>42 Tage	3,6	40,5	3,3	39,9

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.159 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Betriebsgröße (Anzahl der AOK-Mitglieder)					
	10–49	50–99	100–199	200–499	500–999	≥ 1.000
Auswärtige Angelegenheiten, Verteidigung, Rechtspflege, öffentliche Sicherheit und Ordnung	28,8	31,5	30,8	30,0	41,5	–
Exterritoriale Organisationen und Körperschaften	35,8	35,9	35,6	38,8	42,6	–
Öffentliche Verwaltung	25,7	26,3	26,6	26,8	28,5	30,5
Sozialversicherung	24,8	25,9	25,7	25,4	26,4	25,1
Branche gesamt	**26,0**	**26,7**	**26,8**	**26,9**	**28,8**	**29,4**
Alle Branchen	**24,5**	**26,4**	**26,8**	**26,5**	**26,3**	**26,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.160 Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Auswärtige Angelegenheiten, Verteidigung, Rechtspflege, öffentliche Sicherheit und Ordnung	9,3	8,7	7,4	4,2	3,2	4,3	9,4
Exterritoriale Organisationen und Körperschaften	8,1	7,9	7,5	4,6	3,7	2,5	10,3
Öffentliche Verwaltung	8,8	7,6	7,1	4,6	5,0	3,9	8,0
Sozialversicherung	6,1	7,4	8,0	4,4	5,6	4,2	7,3
Branche gesamt	**8,5**	**7,6**	**7,1**	**4,5**	**5,0**	**3,9**	**8,3**
Alle Branchen	**7,4**	**7,1**	**5,4**	**3,5**	**3,7**	**2,8**	**6,1**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.161 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Auswärtige Angelegenheiten, Verteidigung, Rechtspflege, öffentliche Sicherheit und Ordnung	34,2	31,8	27,1	15,3	11,9	15,7	34,5
Exterritoriale Organisationen und Körperschaften	29,6	28,9	27,6	16,7	13,6	9,2	37,7
Öffentliche Verwaltung	32,1	27,8	25,8	16,7	18,4	14,1	29,4
Sozialversicherung	22,3	27,0	29,3	16,2	20,6	15,5	26,9
Branche gesamt	**31,0**	**28,0**	**26,2**	**16,6**	**18,3**	**14,4**	**30,4**
Alle Branchen	**26,9**	**26,2**	**19,9**	**12,8**	**13,4**	**10,3**	**22,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.162 Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
Auswärtige Angelegenheiten, Verteidigung, Rechtspflege, öffentliche Sicherheit und Ordnung	1,1	2,8
Exterritoriale Organisationen und Körperschaften	1,1	2,4
Öffentliche Verwaltung	1,4	3,5
Sozialversicherung	0,5	1,1
Branche gesamt	**1,2**	**3,0**
Alle Branchen	**1,8**	**4,6**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.163 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	Arbeitsunfähigkeit je 1.000 AOK-Mitglieder	
	AU-Tage	AU-Fälle
Straßen- u. Tunnelwärter/innen	2.540,9	89,3
Platz- u. Gerätewarte/-wartinnen	2.408,8	84,5
Berufe im Gartenbau (ohne Spez.)	2.380,9	90,1
Berufe in der Gebäudetechnik (ohne Spez.)	1.556,9	50,1
Berufe im Objekt-, Werte- u. Personenschutz	1.490,5	47,8
Köche/Köchinnen (ohne Spez.)	1.225,6	44,3
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	1.204,5	33,7
Berufe in der Kinderbetreuung u. -erziehung	635,8	27,8
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	437,0	15,3
Berufe in der Sozialarbeit u. Sozialpädagogik	407,9	15,8
Berufe in der öffentlichen Verwaltung (ohne Spez.)	302,6	13,1
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	260,5	13,5
Berufe in der Sozialverwaltung u. -versicherung	257,6	10,7
Berufe in der Personaldienstleistung	156,9	8,9
Branche gesamt	**810,8**	**29,1**
Alle Branchen	**1.107,0**	**41,8**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.164 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Öffentliche Verwaltung in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder											
	Psyche		Herz/Kreislauf		Atemwege		Verdauung		Muskel/Skelett		Verletzungen	
	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle
2000	198,5	8,1	187,3	10,1	392,0	50,5	160,6	21,3	749,6	41,4	278,9	17,4
2001	208,7	8,9	188,4	10,8	362,4	48,7	157,4	21,7	745,4	41,8	272,9	17,1
2002	210,1	9,4	182,7	10,9	344,1	47,7	157,9	23,0	712,8	41,6	267,9	17,1
2003	203,2	9,4	170,5	11,1	355,1	50,5	151,5	22,8	644,3	39,3	257,9	16,5
2004	213,8	9,6	179,9	10,2	313,1	43,6	153,1	22,5	619,0	37,9	251,5	15,5
2005**	211,4	9,4	179,4	10,1	346,2	47,2	142,3	19,7	594,5	36,4	252,5	15,1
2006	217,8	9,4	175,5	10,2	297,4	42,0	142,8	21,3	585,5	35,9	248,5	15,0
2007	234,4	9,9	178,3	10,1	326,0	46,2	148,6	22,3	600,6	36,1	239,2	14,1
2008 (WZ03)	245,1	10,2	176,0	10,2	331,8	47,6	150,3	22,9	591,9	36,1	238,2	14,2
2008 (WZ08)*	245,2	10,3	175,9	10,2	332,0	47,7	150,4	22,9	591,5	36,2	238,0	14,2
2009	255,2	10,8	177,1	10,2	387,0	54,8	148,5	22,8	577,6	35,8	245,5	14,5
2010	278,4	11,3	177,0	10,1	337,6	49,3	142,8	21,4	618,1	37,5	261,2	15,3
2011	295,9	12,1	176,3	10,3	353,4	50,9	142,9	21,9	606,2	37,7	254,2	15,0
2012	315,8	11,9	177,3	9,6	337,9	48,5	139,1	20,5	587,4	35,0	243,6	13,6
2013	315,4	11,9	183,2	9,5	425,4	59,0	144,3	21,3	588,5	35,3	254,6	14,1
2014	354,3	13,2	194,5	10,1	356,8	51,6	151,9	22,5	643,6	37,5	263,9	14,5
2015	377,9	13,6	194,7	10,2	448,1	63,0	152,4	22,5	643,4	37,0	266,3	14,4
2016	389,5	14,1	174,7	10,3	423,3	61,8	149,9	23,0	660,9	37,5	268,5	14,6
2017	402,6	14,4	171,4	10,1	446,6	63,5	146,7	22,0	652,5	36,9	271,4	14,4
2018	428,5	14,9	171,2	10,3	480,7	66,4	144,3	21,9	645,6	36,0	274,4	14,6
2019	452,4	15,1	165,3	9,9	422,1	61,8	138,6	21,4	646,5	35,6	271,8	14,1
2020	486,1	14,9	161,3	8,7	440,0	52,9	134,5	18,4	658,5	33,5	263,2	12,5
2021	508,4	15,4	155,2	8,3	355,9	44,5	127,5	17,4	641,4	33,4	266,3	16,0
2022	533,4	15,7	154,8	8,4	822,9	106,8	125,4	18,0	611,0	33,3	258,6	13,9
2023	550,0	17,0	155,1	8,8	648,5	98,2	131,3	19,7	608,5	34,3	273,4	14,1
2024	556,0	17,3	150,2	8,6	609,4	95,6	130,2	19,6	600,2	34,0	265,6	13,7

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
** ohne Sozialversicherung/Arbeitsförderung
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.165 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Auswärtige Angelegenheiten, Verteidigung, Rechtspflege, öffentliche Sicherheit und Ordnung	15,3	4,6	15,3	3,8	17,8	7,3	35,9
Exterritoriale Organisationen und Körperschaften	12,7	6,1	12,5	4,1	21,8	7,6	35,2
Öffentliche Verwaltung	14,5	4,2	17,0	3,6	17,2	7,7	35,8
Sozialversicherung	19,9	3,5	17,4	3,6	12,8	5,6	37,3
Branche gesamt	**15,4**	**4,2**	**16,9**	**3,6**	**16,6**	**7,4**	**36,0**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.166 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Auswärtige Angelegenheiten, Verteidigung, Rechtspflege, öffentliche Sicherheit und Ordnung	5,8	3,0	27,9	6,4	12,1	4,3	40,4
Exterritoriale Organisationen und Körperschaften	5,7	3,6	23,3	6,7	17,2	4,5	38,9
Öffentliche Verwaltung	5,2	2,7	30,5	6,2	11,0	4,5	39,8
Sozialversicherung	6,6	2,5	31,0	6,2	8,6	3,5	41,6
Branche gesamt	**5,5**	**2,7**	**30,3**	**6,2**	**10,8**	**4,4**	**40,1**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.167 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Berufe im Gartenbau (ohne Spez.)	9,7	5,4	13,2	3,5	25,9	9,5	32,7
Berufe im Objekt-, Werte- u. Personenschutz	15,0	4,1	14,2	3,9	20,3	7,8	34,7
Berufe in der Gebäudetechnik (ohne Spez.)	9,9	7,2	11,4	4,0	21,5	9,2	36,9
Berufe in der Kinderbetreuung u. -erziehung	16,8	2,3	23,4	3,4	11,7	6,1	36,4
Berufe in der öffentlichen Verwaltung (ohne Spez.)	18,2	3,4	19,5	4,0	12,0	5,9	37,1
Berufe in der Personaldienstleistung	23,6	3,0	18,4	3,5	9,8	5,2	36,4
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	11,0	5,0	12,2	3,0	25,2	8,0	35,5
Berufe in der Sozialarbeit u. Sozialpädagogik	21,9	2,9	20,2	3,5	8,9	5,8	36,9
Berufe in der Sozialverwaltung u. -versicherung	19,9	3,4	17,6	3,6	12,5	5,5	37,6
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	18,3	3,9	17,2	3,4	13,5	5,9	37,8
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	18,3	3,8	20,4	3,9	12,0	5,8	35,8
Köche/Köchinnen (ohne Spez.)	13,0	4,2	12,7	2,9	23,7	7,9	35,6
Platz- u. Gerätewarte/-wartinnen	8,2	6,4	10,6	3,7	25,5	11,8	33,7
Straßen- u. Tunnelwärter/innen	7,7	6,1	11,8	3,9	25,1	11,4	33,9
Branche gesamt	**15,4**	**4,2**	**16,9**	**3,6**	**16,6**	**7,4**	**36,0**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.168 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem-wege	Ver-dauung	Muskel/ Skelett	Verlet-zungen	Sonstige
Berufe im Gartenbau (ohne Spez.)	4,4	3,4	23,7	6,4	19,1	6,4	36,6
Berufe im Objekt-, Werte- u. Personenschutz	5,8	2,6	26,7	6,2	14,8	4,0	39,9
Berufe in der Gebäudetechnik (ohne Spez.)	4,6	4,9	23,1	6,9	15,3	6,0	39,2
Berufe in der Kinderbetreuung u. -erziehung	5,1	1,7	36,6	5,4	7,2	3,4	40,7
Berufe in der öffentlichen Verwaltung (ohne Spez.)	5,8	2,4	32,3	6,5	8,0	3,7	41,3
Berufe in der Personaldienstleistung	7,6	2,2	32,1	6,3	7,6	3,5	40,8
Berufe in der Reinigung (ohne Spez.)	5,0	3,8	24,0	6,3	17,3	4,9	38,7
Berufe in der Sozialarbeit u. Sozialpädagogik	6,7	2,1	35,4	5,6	6,7	3,5	40,1
Berufe in der Sozialverwaltung u. -versicherung	6,5	2,4	31,7	6,1	8,2	3,4	41,7
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	6,4	2,9	29,6	6,4	9,3	3,8	41,7
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	6,3	2,6	31,8	6,8	8,8	3,6	40,1
Köche/Köchinnen (ohne Spez.)	5,4	3,4	25,4	6,0	15,6	4,9	39,4
Platz- u. Gerätewarte/-wartinnen	3,6	4,2	22,4	7,0	18,2	7,8	36,7
Straßen- u. Tunnelwärter/innen	3,6	3,7	23,6	6,7	18,0	7,8	36,5
Branche gesamt	**5,5**	**2,7**	**30,3**	**6,2**	**10,8**	**4,4**	**40,1**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.169 Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J06	Akute Infektionen an mehreren oder nicht näher bezeichneten Lokalisationen der oberen Atemwege	17,2	8,6
M54	Rückenschmerzen	3,9	4,1
A09	Sonstige und nicht näher bezeichnete Gastroenteritis und Kolitis infektiösen und nicht näher bezeichneten Ursprungs	3,8	1,3
B34	Viruskrankheit nicht näher bezeichneter Lokalisation	2,1	1,1
F43	Reaktionen auf schwere Belastungen und Anpassungsstörungen	2,0	4,1
R10	Bauch- und Beckenschmerzen	1,7	0,9
J00	Akute Rhinopharyngitis [Erkältungsschnupfen]	1,6	0,7
U07	Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern U07.-	1,5	0,9
R51	Kopfschmerz	1,4	0,7
J20	Akute Bronchitis	1,3	0,8
I10	Essentielle (primäre) Hypertonie	1,2	1,1
F32	Depressive Episode	1,1	4,1
J98	Sonstige Krankheiten der Atemwege	1,1	0,6
G43	Migräne	1,1	0,4
R53	Unwohlsein und Ermüdung	1,0	1,1
J40	Bronchitis, nicht als akut oder chronisch bezeichnet	1,0	0,6
J03	Akute Tonsillitis	1,0	0,5
Z98	Sonstige Zustände nach chirurgischem Eingriff	0,9	2,4
M25	Sonstige Gelenkkrankheiten, anderenorts nicht klassifiziert	0,9	1,3
M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes, anderenorts nicht klassifiziert	0,9	0,9
B99	Sonstige und nicht näher bezeichnete Infektionskrankheiten	0,9	0,5
R11	Übelkeit und Erbrechen	0,9	0,4
J02	Akute Pharyngitis	0,8	0,4
J32	Chronische Sinusitis	0,8	0,4

Tab. 25.169 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
K29	Gastritis und Duodenitis	0,8	0,4
J01	Akute Sinusitis	0,8	0,4
K52	Sonstige nichtinfektiöse Gastroenteritis und Kolitis	0,8	0,3
K08	Sonstige Krankheiten der Zähne und des Zahnhalteapparates	0,8	0,2
F48	Andere neurotische Störungen	0,7	1,7
R05	Husten	0,7	0,4
F45	Somatoforme Störungen	0,6	1,5
R52	Schmerz, anderenorts nicht klassifiziert	0,6	0,6
T14	Verletzung an einer nicht näher bezeichneten Körperregion	0,6	0,6
R42	Schwindel und Taumel	0,6	0,5
R07	Hals- und Brustschmerzen	0,6	0,3
N39	Sonstige Krankheiten des Harnsystems	0,6	0,3
H10	Konjunktivitis	0,6	0,2
F33	Rezidivierende depressive Störung	0,5	2,3
M51	Sonstige Bandscheibenschäden	0,5	1,3
M99	Biomechanische Funktionsstörungen, anderenorts nicht klassifiziert	0,5	0,5
	Summe hier	**60,4**	**49,4**
	Restliche	39,6	50,6
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.170 Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Öffentliche Verwaltung im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J00–J06	Akute Infektionen der oberen Atemwege	22,5	11,3
M50–M54	Sonstige Krankheiten der Wirbelsäule und des Rückens	4,6	5,5
A00–A09	Infektiöse Darmkrankheiten	4,4	1,6
R50–R69	Allgemeinsymptome	4,1	3,2
F40–F48	Neurotische, Belastungs- und somatoforme Störungen	3,7	8,6
R10–R19	Symptome, die das Verdauungssystem und das Abdomen betreffen	2,8	1,5
B25–B34	Sonstige Viruskrankheiten	2,3	1,2
U00–U49	Vorläufige Zuordnungen für Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern	2,1	1,5
M70–M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes	2,0	3,1
G40–G47	Episodische und paroxysmale Krankheiten des Nervensystems	2,0	1,6
Z80–Z99	Personen mit potentiellen Gesundheitsrisiken aufgrund der Familien- oder Eigenanamnese und bestimmte Zustände, die den Gesundheitszustand beeinflussen	1,9	4,0
K00–K14	Krankheiten der Mundhöhle, der Speicheldrüsen und der Kiefer	1,9	0,6
J40–J47	Chronische Krankheiten der unteren Atemwege	1,8	1,4
R00–R09	Symptome, die das Kreislaufsystem und das Atmungssystem betreffen	1,7	1,2
F30–F39	Affektive Störungen	1,6	6,9
J20–J22	Sonstige akute Infektionen der unteren Atemwege	1,6	1,0
M20–M25	Sonstige Gelenkkrankheiten	1,3	2,3
I10–I15	Hypertonie [Hochdruckkrankheit]	1,3	1,2
J95–J99	Sonstige Krankheiten des Atmungssystems	1,2	0,7
J30–J39	Sonstige Krankheiten der oberen Atemwege	1,2	0,7
K20–K31	Krankheiten des Ösophagus, des Magens und des Duodenums	1,2	0,6
K50–K52	Nichtinfektiöse Enteritis und Kolitis	1,1	0,5
Z40–Z54	Personen, die das Gesundheitswesen zum Zwecke spezifischer Maßnahmen und zur medizinischen Betreuung in Anspruch nehmen	1,0	0,9
B99–B99	Sonstige Infektionskrankheiten	1,0	0,5
K55–K64	Sonstige Krankheiten des Darmes	0,9	0,6
N30–N39	Sonstige Krankheiten des Harnsystems	0,9	0,4
R40–R46	Symptome, die das Erkennungs- und Wahrnehmungsvermögen, die Stimmung und das Verhalten betreffen	0,8	0,8

Tab. 25.170 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J09–J18	Grippe und Pneumonie	0,8	0,7
Z00–Z13	Personen, die das Gesundheitswesen zur Untersuchung und Abklärung in Anspruch nehmen	0,8	0,4
M15–M19	Arthrose	0,7	2,1
T08–T14	Verletzungen nicht näher bezeichneter Teile des Rumpfes, der Extremitäten oder anderer Körperregionen	0,7	0,8
E70–E90	Stoffwechselstörungen	0,7	0,5
N80–N98	Nichtentzündliche Krankheiten des weiblichen Genitaltraktes	0,7	0,5
H10–H13	Affektionen der Konjunktiva	0,7	0,2
S80–S89	Verletzungen des Knies und des Unterschenkels	0,6	1,5
G50–G59	Krankheiten von Nerven, Nervenwurzeln und Nervenplexus	0,6	1,1
S90–S99	Verletzungen der Knöchelregion und des Fußes	0,6	1,0
M95–M99	Sonstige Krankheiten des Muskel-Skelett-Systems und des Bindegewebes	0,6	0,6
Z70–Z76	Personen, die das Gesundheitswesen aus sonstigen Gründen in Anspruch nehmen	0,5	0,8
D10–D36	Gutartige Neubildungen	0,5	0,4
	Summe hier	**81,4**	**74,0**
	Restliche	18,6	26,0
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

25.11 Verarbeitendes Gewerbe

Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Verarbeitendes Gewerbe in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.171
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Verarbeitendes Gewerbe nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr	Tab. 25.172
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024	Tab. 25.173
Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024	Tab. 25.174
Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024	Tab. 25.175
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024	Tab. 25.176
Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.177
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024	Tab. 25.178
Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.179
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.180
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Verarbeitendes Gewerbe in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.181
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.182
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.183
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.184
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.185
Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.186
Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.187

Tab. 25.171 Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Verarbeitendes Gewerbe in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Krankenstand in %			AU-Fälle je 100 AOK-Mitglieder			Tage je Fall		
	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund
2000	5,7	5,2	5,6	157,6	140,6	155,7	13,2	13,6	13,3
2001	5,6	5,3	5,6	155,6	135,9	153,5	13,2	14,2	13,3
2002	5,5	5,2	5,5	154,7	136,9	152,7	13,0	13,8	13,1
2003	5,1	4,8	5,1	149,4	132,8	147,4	12,5	13,2	12,6
2004	4,8	4,4	4,7	136,5	120,2	134,4	12,8	13,3	12,8
2005	4,8	4,3	4,7	138,6	119,4	136,0	12,5	13,2	12,6
2006	4,6	4,2	4,5	132,9	115,4	130,5	12,6	13,1	12,7
2007	4,9	4,5	4,8	143,1	124,7	140,5	12,5	13,1	12,6
2008 (WZ03)	5,1	4,8	5,0	150,9	132,8	148,3	12,3	13,3	12,4
2008 (WZ08)*	5,0	4,8	5,0	151,7	132,9	148,9	12,2	13,1	12,3
2009	5,1	5,0	5,0	153,0	138,6	150,8	12,2	13,2	12,4
2010	5,3	5,2	5,2	153,7	149,0	153,0	12,5	12,7	12,6
2011	5,4	5,0	5,3	159,6	154,4	158,8	12,4	11,8	12,3
2012	5,5	5,6	5,5	159,4	149,6	157,9	12,5	13,8	12,7
2013	5,7	5,8	5,7	168,7	159,4	167,3	12,2	13,4	12,4
2014	5,8	6,0	5,8	166,5	157,4	165,1	12,6	13,8	12,8
2015	6,0	6,2	6,0	178,6	169,7	177,2	12,3	13,3	12,4
2016	6,0	6,2	6,0	177,0	171,5	176,2	12,3	13,3	12,5
2017	6,0	6,4	6,0	174,7	172,2	174,4	12,5	13,6	12,6
2018	6,1	6,7	6,2	182,0	179,6	181,6	12,3	13,5	12,5
2019	6,1	6,7	6,2	178,2	176,6	177,9	12,5	13,9	12,7
2020	6,1	6,6	6,1	155,3	156,9	155,5	14,3	15,5	14,5
2021	6,1	7,0	6,3	166,9	168,2	167,1	13,4	15,2	13,7
2022	7,4	8,1	7,5	233,5	224,9	232,0	11,6	13,1	11,8
2023	7,2	7,7	7,3	238,3	225,1	236,0	11,0	12,6	11,3
2024	7,2	7,8	7,3	242,9	228,5	240,5	10,9	12,5	11,1

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.172 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Verarbeitendes Gewerbe nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr

Bundesland	Kranken-stand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder				Tage je Fall	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Quote in %
		AU-Fälle	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Tage	Veränd. z. Vorj. in %			
Baden-Württemberg	6,7	238,7	3,0	2.435,4	1,3	10,2	–1,6	69,3
Bayern	6,7	220,8	2,0	2.449,6	–0,2	11,1	–2,1	67,3
Berlin	6,5	230,2	0,8	2.377,3	1,9	10,3	1,1	61,9
Brandenburg	7,8	213,1	–0,1	2.843,3	0,4	13,3	0,5	65,2
Bremen	7,9	252,4	1,1	2.873,2	–2,7	11,4	–3,8	70,6
Hamburg	6,7	253,8	3,5	2.459,5	1,1	9,7	–2,3	67,6
Hessen	8,0	265,0	2,2	2.929,7	0,8	11,1	–1,4	72,4
Mecklenburg-Vorpommern	8,3	244,1	–0,9	3.019,9	–1,7	12,4	–0,8	68,9
Niedersachsen	7,5	253,5	0,6	2.757,4	0,1	10,9	–0,5	72,6
Nordrhein-Westfalen	8,0	259,5	1,5	2.943,5	0,4	11,3	–1,1	71,1
Rheinland-Pfalz	7,4	247,4	2,2	2.702,9	1,2	10,9	–1,0	70,7
Saarland	7,8	224,6	3,1	2.859,4	–1,6	12,7	–4,6	65,7
Sachsen	7,4	214,1	0,6	2.695,2	1,0	12,6	0,4	69,1
Sachsen-Anhalt	8,2	249,2	2,9	2.987,4	1,4	12,0	–1,5	72,9
Schleswig-Holstein	7,8	270,4	3,4	2.844,5	0,7	10,5	–2,6	69,7
Thüringen	8,2	242,4	2,8	2.990,3	0,2	12,3	–2,5	72,1
West	**7,2**	**242,9**	**1,9**	**2.642,4**	**0,4**	**10,9**	**–1,5**	**69,8**
Ost	**7,8**	**228,5**	**1,5**	**2.847,8**	**0,7**	**12,5**	**–0,8**	**70,1**
Bund	**7,3**	**240,5**	**1,9**	**2.675,7**	**0,6**	**11,1**	**–1,3**	**69,8**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.173 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Krankenstand in %		Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %
	2024	2024 stand.*	Fälle	Tage		
Getränkeherstellung	7,4	6,5	226,1	2.710,0	12,0	69,5
Herstellung von Bekleidung	5,9	5,6	202,2	2.172,8	10,7	64,2
Herstellung von chemischen Erzeugnissen	7,1	6,9	256,1	2.595,2	10,1	73,2
Herstellung von Druckerzeugnissen, Vervielfältigung von bespielten Ton-, Bild- und Datenträgern	7,1	6,7	235,8	2.601,1	11,0	70,2
Herstellung von Glas und Glaswaren, Keramik, Verarbeitung von Steinen und Erden	8,0	7,2	238,6	2.915,1	12,2	72,2
Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren	7,8	7,5	258,0	2.853,8	11,1	74,4
Herstellung von Holz-, Flecht-, Korb- und Korkwaren (ohne Möbel)	7,4	6,5	225,8	2.704,9	12,0	69,5
Herstellung von Leder, Lederwaren und Schuhen	8,1	7,8	236,1	2.970,9	12,6	70,0
Herstellung von Möbeln	7,1	6,7	237,9	2.609,7	11,0	71,4
Herstellung von Nahrungs- und Futtermitteln	7,4	7,2	227,8	2.690,9	11,8	64,9
Herstellung von Papier, Pappe und Waren daraus	8,1	7,6	261,0	2.961,4	11,3	75,6
Herstellung von pharmazeutischen Erzeugnissen	6,6	6,9	265,8	2.407,3	9,1	71,9
Herstellung von sonstigen Waren	6,5	6,4	245,6	2.377,3	9,7	71,6
Herstellung von Textilien	7,9	7,3	246,6	2.887,8	11,7	72,0
Kokerei und Mineralölverarbeitung	5,5	5,6	207,8	2.016,5	9,7	68,4
Reparatur und Installation von Maschinen und Ausrüstungen	6,2	6,0	222,2	2.253,5	10,1	65,8
Tabakverarbeitung	6,8	6,6	238,0	2.495,0	10,5	68,9
Branche gesamt	**7,3**	**7,1**	**240,5**	**2.675,7**	**11,1**	**69,8**
Alle Branchen	**6,5**	**6,6**	**228,2**	**2.390,5**	**10,5**	**63,7**

* Krankenstand alters- und geschlechtsstandardisiert
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.174 Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024

Tätigkeit	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %	Anteil der Berufsgruppe an der Branche in %*
		AU-Fälle	AU-Tage			
Berufe im Holz-, Möbel- u. Innenausbau	7,0	239,8	2.566,3	10,7	73,7	1,9
Berufe im Verkauf von Back- u. Konditoreiwaren	7,1	207,5	2.604,1	12,6	64,3	4,1
Berufe im Verkauf von Fleischwaren	6,7	160,2	2.439,7	15,2	61,8	1,2
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	4,2	160,2	1.537,7	9,6	61,2	1,5
Berufe in der Back- u. Konditoreiwarenherstellung	6,3	195,7	2.311,4	11,8	62,6	1,8
Berufe in der Chemie- u. Pharmatechnik	8,4	308,8	3.085,9	10,0	78,8	4,6
Berufe in der Drucktechnik	8,4	265,5	3.081,7	11,6	74,7	1,6
Berufe in der Fleischverarbeitung	7,1	203,3	2.588,8	12,7	55,4	2,5
Berufe in der Holzbe- u. -verarbeitung (ohne Spez.)	8,4	257,7	3.080,9	12,0	73,1	1,8
Berufe in der Kunststoff- u. Kautschukherstellung (ohne Spez.)	8,9	285,4	3.254,1	11,4	77,6	7,1
Berufe in der Lagerwirtschaft	8,5	275,3	3.118,8	11,3	73,1	8,9
Berufe in der Lebensmittelherstellung (ohne Spez.)	8,2	268,6	2.994,3	11,1	66,2	7,0
Berufe in der Maschinenbau- u. Betriebstechnik (ohne Spez.)	7,5	264,1	2.761,6	10,5	75,9	2,8
Berufe in der Metallbearbeitung (ohne Spez.)	8,5	297,5	3.123,9	10,5	76,8	1,4
Berufe in der Papierverarbeitung u. Verpackungstechnik	9,2	293,0	3.376,2	11,5	80,3	1,1
Berufe in der technischen Produktionsplanung u. -steuerung	5,8	196,3	2.118,0	10,8	67,4	1,1
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	8,5	195,8	3.120,5	15,9	66,3	1,3
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	4,3	172,8	1.584,6	9,2	60,0	2,7

Tab. 25.174 (Fortsetzung)

Tätigkeit	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %	Anteil der Berufsgruppe an der Branche in %*
		AU-Fälle	AU-Tage			
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	3,9	188,6	1.422,9	7,5	63,3	2,9
Maschinen- u. Anlagenführer/innen	9,5	300,3	3.468,1	11,5	79,9	2,9
Branche gesamt	**7,3**	**240,5**	**2.675,7**	**11,1**	**69,8**	**8,5****

* Anteil der AOK-Mitglieder in der Berufsgruppe an den in der Branche beschäftigten AOK-Mitgliedern insgesamt
** Anteil der AOK-Mitglieder in der Branche an allen AOK-Mitgliedern
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.175 Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024

Fallklasse	Branche hier		Alle Branchen	
	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %
1–3 Tage	35,7	6,4	37,2	7,1
4–7 Tage	33,8	15,2	33,6	16,1
8–14 Tage	17,0	15,8	16,5	16,2
15–21 Tage	5,0	7,8	4,8	7,9
22–28 Tage	2,3	5,1	2,2	5,2
29–42 Tage	2,4	7,6	2,3	7,6
>42 Tage	3,7	42,1	3,3	39,9

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.176 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Betriebsgröße (Anzahl der AOK-Mitglieder)					
	10–49	50–99	100–199	200–499	500–999	≥ 1.000
Getränkeherstellung	26,8	28,9	30,3	26,2	–	–
Herstellung von Bekleidung	25,6	21,4	27,0	27,1	26,7	8,1
Herstellung von chemischen Erzeugnissen	27,6	27,5	28,0	25,9	26,4	19,9
Herstellung von Druckerzeugnissen, Vervielfältigung von bespielten Ton-, Bild- und Datenträgern	25,9	29,6	29,6	29,3	–	–
Herstellung von Glas und Glaswaren, Keramik, Verarbeitung von Steinen und Erden	29,8	29,6	30,2	28,8	28,0	–
Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren	29,2	29,6	29,0	28,4	25,9	25,8
Herstellung von Holz-, Flecht-, Korb- und Korkwaren (ohne Möbel)	27,3	28,8	29,2	28,0	27,7	–
Herstellung von Leder, Lederwaren und Schuhen	26,9	34,4	29,8	31,5	30,8	37,4
Herstellung von Möbeln	25,8	28,6	28,5	29,4	28,5	27,5
Herstellung von Nahrungs- und Futtermitteln	24,5	27,7	29,0	30,6	27,1	28,5
Herstellung von Papier, Pappe und Waren daraus	29,8	31,6	30,6	28,2	24,2	–
Herstellung von pharmazeutischen Erzeugnissen	23,6	25,7	25,3	24,8	28,7	21,4
Herstellung von sonstigen Waren	24,0	26,6	25,7	25,9	29,2	21,5
Herstellung von Textilien	29,1	31,9	29,4	30,5	21,1	–
Kokerei und Mineralölverarbeitung	22,0	22,5	18,8	17,2	–	–
Reparatur und Installation von Maschinen und Ausrüstungen	22,9	22,6	25,1	25,4	18,7	–
Tabakverarbeitung	22,3	26,0	30,7	21,5	–	–
Branche gesamt	**26,5**	**28,5**	**28,7**	**28,5**	**26,8**	**24,8**
Alle Branchen	**24,5**	**26,4**	**26,8**	**26,5**	**26,3**	**26,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.177 Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/Techniker	Bachelor	Diplom/Magister/Master/Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Getränkeherstellung	8,2	7,7	4,9	3,0	3,4	2,8	7,5
Herstellung von Bekleidung	8,0	6,3	4,9	3,2	3,3	7,0	5,2
Herstellung von chemischen Erzeugnissen	8,5	7,4	4,9	2,8	2,8	2,0	7,7
Herstellung von Druckerzeugnissen, Vervielfältigung von bespielten Ton-, Bild- und Datenträgern	8,5	7,2	5,5	3,4	3,7	5,5	6,8
Herstellung von Glas und Glaswaren, Keramik, Verarbeitung von Steinen und Erden	9,1	8,2	5,8	3,0	3,6	2,8	7,6
Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren	8,8	7,9	5,0	3,1	3,5	4,7	7,9
Herstellung von Holz-, Flecht-, Korb- und Korkwaren (ohne Möbel)	8,5	7,4	5,2	2,7	3,7	8,7	7,5
Herstellung von Leder, Lederwaren und Schuhen	9,5	8,2	7,7	3,9	4,9	–	7,4
Herstellung von Möbeln	8,1	7,3	4,7	3,3	4,2	4,8	7,2
Herstellung von Nahrungs- und Futtermitteln	8,0	7,8	5,8	3,5	3,9	4,5	6,8
Herstellung von Papier, Pappe und Waren daraus	9,3	8,0	5,5	3,4	3,4	2,5	8,3
Herstellung von pharmazeutischen Erzeugnissen	8,2	7,4	4,7	3,0	3,0	2,1	7,3
Herstellung von sonstigen Waren	7,7	6,8	4,3	2,7	3,0	2,8	6,6

Tab. 25.177 (Fortsetzung)

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	unbekannt
Herstellung von Textilien	9,1	8,0	6,1	3,1	4,2	5,2	7,7
Kokerei und Mineralölverarbeitung	6,3	5,9	3,3	2,4	3,3	1,8	7,1
Reparatur und Installation von Maschinen und Ausrüstungen	6,4	6,6	4,5	2,8	2,9	2,8	6,3
Tabakverarbeitung	9,6	7,2	5,3	3,9	2,5	–	7,1
Branche gesamt	**8,4**	**7,6**	**5,1**	**3,1**	**3,3**	**2,6**	**7,1**
Alle Branchen	**7,4**	**7,1**	**5,4**	**3,5**	**3,7**	**2,8**	**6,1**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.178 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Getränkeherstellung	30,1	28,2	17,9	11,0	12,3	10,3	27,4
Herstellung von Bekleidung	29,4	22,9	17,8	11,9	12,2	25,6	18,9
Herstellung von chemischen Erzeugnissen	31,0	27,0	18,1	10,3	10,3	7,2	28,2
Herstellung von Druckerzeugnissen, Vervielfältigung von bespielten Ton-, Bild- und Datenträgern	31,1	26,4	20,2	12,6	13,7	20,0	25,1
Herstellung von Glas und Glaswaren, Keramik, Verarbeitung von Steinen und Erden	33,5	29,9	21,3	11,1	13,2	10,3	27,9

Tab. 25.178 (Fortsetzung)

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren	32,3	28,9	18,2	11,3	12,8	17,3	29,0
Herstellung von Holz-, Flecht-, Korb- und Korkwaren (ohne Möbel)	31,0	27,2	19,1	9,9	13,5	31,8	27,3
Herstellung von Leder, Lederwaren und Schuhen	34,7	29,9	28,3	14,3	17,8	–	27,2
Herstellung von Möbeln	29,7	26,6	17,3	12,1	15,4	17,6	26,4
Herstellung von Nahrungs- und Futtermitteln	29,5	28,5	21,2	12,9	14,4	16,6	24,9
Herstellung von Papier, Pappe und Waren daraus	34,1	29,4	20,2	12,4	12,6	9,1	30,3
Herstellung von pharmazeutischen Erzeugnissen	30,0	27,0	17,4	11,0	10,9	7,6	26,7
Herstellung von sonstigen Waren	28,3	25,0	15,9	9,8	11,2	10,1	24,2
Herstellung von Textilien	33,4	29,2	22,5	11,3	15,5	19,1	28,1
Kokerei und Mineralölverarbeitung	22,9	21,4	12,1	8,8	12,0	6,5	25,8
Reparatur und Installation von Maschinen und Ausrüstungen	23,4	24,1	16,4	10,3	10,7	10,3	23,2
Tabakverarbeitung	35,0	26,5	19,6	14,1	9,2	–	25,9
Branche gesamt	**30,7**	**27,7**	**18,8**	**11,2**	**12,2**	**9,7**	**26,1**
Alle Branchen	**26,9**	**26,2**	**19,9**	**12,8**	**13,4**	**10,3**	**22,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.179 Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
Getränkeherstellung	2,5	6,2
Herstellung von Bekleidung	1,2	2,9
Herstellung von chemischen Erzeugnissen	1,4	3,7
Herstellung von Druckerzeugnissen, Vervielfältigung von bespielten Ton-, Bild- und Datenträgern	1,6	4,4
Herstellung von Glas und Glaswaren, Keramik, Verarbeitung von Steinen und Erden	2,6	6,6
Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren	1,8	4,4
Herstellung von Holz-, Flecht-, Korb- und Korkwaren (ohne Möbel)	3,6	8,5
Herstellung von Leder, Lederwaren und Schuhen	1,6	3,3
Herstellung von Möbeln	2,6	6,2
Herstellung von Nahrungs- und Futtermitteln	2,5	5,6
Herstellung von Papier, Pappe und Waren daraus	1,9	5,0
Herstellung von pharmazeutischen Erzeugnissen	1,0	2,6
Herstellung von sonstigen Waren	1,2	2,9
Herstellung von Textilien	1,9	4,5
Kokerei und Mineralölverarbeitung	1,1	2,9
Reparatur und Installation von Maschinen und Ausrüstungen	2,7	6,8
Tabakverarbeitung	0,9	2,5
Branche gesamt	**2,1**	**5,1**
Alle Branchen	**1,8**	**4,6**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.180 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	Arbeitsunfähigkeit je 1.000 AOK-Mitglieder	
	AU-Tage	AU-Fälle
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	2.949,4	74,0
Berufe in der Holzbe- u. -verarbeitung (ohne Spez.)	2.548,8	90,3
Berufe in der Fleischverarbeitung	2.156,5	87,0
Berufe im Holz-, Möbel- u. Innenausbau	2.112,7	89,2
Berufe in der Papierverarbeitung u. Verpackungstechnik	1.873,2	62,2
Berufe in der Lebensmittelherstellung (ohne Spez.)	1.840,0	73,6
Maschinen- u. Anlagenführer/innen	1.691,2	65,3
Berufe in der Maschinenbau- u. Betriebstechnik (ohne Spez.)	1.685,6	62,5
Berufe in der Lagerwirtschaft	1.679,5	56,8
Berufe in der Metallbearbeitung (ohne Spez.)	1.497,5	59,6
Berufe in der Kunststoff- u. Kautschukherstellung (ohne Spez.)	1.360,6	53,5
Berufe in der Drucktechnik	1.319,1	49,3
Berufe in der Back- u. Konditoreiwarenherstellung	1.244,3	53,0
Berufe im Verkauf von Fleischwaren	1.113,0	46,4
Berufe in der Chemie- u. Pharmatechnik	1.080,3	40,0
Berufe im Verkauf von Back- u. Konditoreiwaren	905,7	38,2
Berufe in der technischen Produktionsplanung u. -steuerung	644,3	20,7
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	317,5	11,1
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	310,2	11,7
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	216,4	10,1
Branche gesamt	**1.369,2**	**50,7**
Alle Branchen	**1.107,0**	**41,8**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.181 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Verarbeitendes Gewerbe in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder											
	Psyche		Herz/Kreislauf		Atemwege		Verdauung		Muskel/Skelett		Verletzungen	
	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle
2000	130,6	5,8	161,8	8,4	314,5	43,1	148,5	20,0	695,1	39,6	340,4	21,3
2001	141,4	6,6	165,9	9,1	293,7	41,7	147,8	20,6	710,6	41,2	334,6	21,2
2002	144,0	7,0	162,7	9,2	278,0	40,2	147,5	21,4	696,1	40,8	329,1	20,8
2003	137,8	6,9	152,8	9,1	275,8	41,1	138,0	20,4	621,1	37,6	307,2	19,6
2004	154,2	6,9	164,5	8,4	236,7	34,1	138,9	19,8	587,9	35,5	297,7	18,3
2005	153,7	6,7	164,1	8,3	274,8	39,6	132,3	18,4	562,2	34,5	291,1	17,8
2006	153,0	6,7	162,3	8,5	226,0	33,1	133,6	19,3	561,3	34,7	298,5	18,2
2007	165,8	7,0	170,5	8,6	257,2	37,7	143,5	20,9	598,6	36,1	298,2	17,9
2008 (WZ03)	172,3	7,4	175,7	9,0	270,3	40,0	147,1	22,0	623,6	37,8	301,7	18,3
2008 (WZ08)*	170,6	7,3	173,9	9,0	270,0	40,3	146,9	22,2	619,5	37,7	300,4	18,4
2009	178,8	7,7	176,5	8,9	304,0	45,0	141,7	21,1	601,5	35,7	302,9	17,9
2010	198,5	8,1	179,8	9,0	265,0	39,7	139,0	20,4	655,5	38,3	324,5	19,0
2011	209,8	8,7	174,3	9,1	278,3	41,3	139,1	20,4	644,7	38,8	318,2	18,7
2012	235,1	9,1	194,6	9,4	281,1	41,3	145,4	20,6	687,0	39,3	327,4	18,2
2013	241,0	9,2	190,4	8,9	350,4	50,5	147,2	20,7	683,4	39,2	330,7	18,1
2014	260,4	10,0	201,6	9,4	285,8	42,3	153,3	21,4	732,5	41,4	337,7	18,3
2015	269,1	10,3	202,1	9,5	363,5	52,7	154,4	21,4	729,9	41,3	335,2	18,2
2016	274,3	10,5	181,0	9,6	330,6	49,8	145,6	21,4	746,4	42,0	333,2	17,9
2017	281,5	10,6	177,4	9,3	339,1	50,2	142,4	20,4	736,8	41,4	339,7	17,6
2018	288,4	10,8	175,2	9,4	372,7	53,8	140,7	20,4	739,8	41,8	342,4	17,8
2019	303,9	11,1	175,9	9,3	328,7	49,6	139,5	20,0	758,6	42,2	340,2	17,2
2020	313,4	10,3	174,4	8,3	327,4	40,6	129,6	17,0	775,7	40,1	323,7	15,1
2021	322,1	10,9	175,9	8,5	297,1	37,7	126,3	16,8	799,7	44,4	342,1	21,0
2022	341,0	11,4	177,6	8,8	639,3	87,9	131,6	18,3	799,4	47,0	348,4	18,7
2023	361,1	12,8	186,0	9,3	503,4	81,0	141,4	20,6	819,0	50,2	360,1	18,3
2024	376,1	12,9	187,6	9,3	494,7	81,7	143,1	20,8	815,7	50,3	359,5	18,0

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.182 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Getränkeherstellung	9,7	5,7	13,1	3,8	23,3	11,1	33,3
Herstellung von Bekleidung	12,2	4,0	14,7	3,8	20,9	7,6	36,8
Herstellung von chemischen Erzeugnissen	11,1	5,1	16,0	4,0	20,7	9,1	34,0
Herstellung von Druckerzeugnissen, Vervielfältigung von bespielten Ton-, Bild- und Datenträgern	12,3	5,0	13,8	3,9	21,1	9,0	34,9
Herstellung von Glas und Glaswaren, Keramik, Verarbeitung von Steinen und Erden	8,9	5,9	12,2	3,9	24,0	11,1	34,0
Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren	10,3	5,3	13,4	4,0	23,6	9,4	34,0
Herstellung von Holz-, Flecht-, Korb- und Korkwaren (ohne Möbel)	7,8	5,7	11,9	4,1	24,4	13,4	32,7
Herstellung von Leder, Lederwaren und Schuhen	12,8	4,4	12,2	3,7	24,0	8,9	33,9
Herstellung von Möbeln	9,0	5,3	12,8	4,0	24,2	11,6	33,1
Herstellung von Nahrungs- und Futtermitteln	10,3	5,1	12,8	3,9	23,4	10,0	34,5
Herstellung von Papier, Pappe und Waren daraus	10,6	5,7	13,4	3,9	22,9	9,6	34,0
Herstellung von pharmazeutischen Erzeugnissen	13,0	3,6	19,0	3,9	17,9	7,8	35,0
Herstellung von sonstigen Waren	12,6	4,4	16,6	4,1	18,8	8,0	35,6
Herstellung von Textilien	11,3	5,2	13,0	3,8	22,9	9,2	34,6
Kokerei und Mineralölverarbeitung	8,2	5,9	16,9	4,5	18,3	10,0	36,2
Reparatur und Installation von Maschinen und Ausrüstungen	9,4	5,3	15,3	4,0	20,8	12,3	32,9

Tab. 25.182 (Fortsetzung)

Wirtschaftsabteilungen	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem-wege	Ver-dauung	Muskel/ Skelett	Verlet-zungen	Sonstige
Tabakverarbeitung	13,2	3,7	16,1	3,7	21,6	8,3	33,4
Branche gesamt	**10,4**	**5,2**	**13,7**	**4,0**	**22,6**	**10,0**	**34,2**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.183 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem-wege	Ver-dauung	Muskel/ Skelett	Verlet-zungen	Sonstige
Getränkeherstellung	4,0	3,3	26,1	6,6	16,1	6,4	37,5
Herstellung von Bekleidung	5,0	2,8	28,0	6,5	13,0	4,4	40,2
Herstellung von chemischen Erzeugnissen	4,2	2,8	28,6	6,5	15,1	5,2	37,6
Herstellung von Druckerzeugnissen, Vervielfältigung von bespielten Ton-, Bild- und Datenträgern	4,7	2,8	27,0	6,8	14,9	5,2	38,6
Herstellung von Glas und Glaswaren, Keramik, Verarbeitung von Steinen und Erden	3,8	3,4	24,7	6,9	17,6	6,5	37,1
Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren	4,1	3,1	26,0	6,8	17,3	5,6	37,2
Herstellung von Holz-, Flecht-, Korb- und Korkwaren (ohne Möbel)	3,3	3,2	24,6	6,9	17,6	7,8	36,6
Herstellung von Leder, Lederwaren und Schuhen	4,7	3,2	24,6	6,9	17,7	5,4	37,6
Herstellung von Möbeln	3,7	2,9	26,1	7,0	16,9	6,7	36,7
Herstellung von Nahrungs- und Futtermitteln	4,3	3,1	24,7	6,7	17,1	6,0	38,0
Herstellung von Papier, Pappe und Waren daraus	4,2	3,0	26,0	6,7	16,9	5,8	37,4

Tab. 25.183 (Fortsetzung)

Wirtschaftsabteilungen	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Herstellung von pharmazeutischen Erzeugnissen	4,9	2,2	31,4	6,1	12,6	4,3	38,5
Herstellung von sonstigen Waren	4,5	2,6	29,3	6,5	12,8	4,7	39,5
Herstellung von Textilien	4,5	3,2	25,2	6,8	16,3	5,5	38,5
Kokerei und Mineralölverarbeitung	3,6	3,0	30,5	6,9	12,8	5,2	38,0
Reparatur und Installation von Maschinen und Ausrüstungen	3,6	2,8	28,3	6,7	14,7	6,9	37,1
Tabakverarbeitung	5,4	2,6	28,1	6,6	15,5	4,9	37,0
Branche gesamt	**4,2**	**3,0**	**26,3**	**6,7**	**16,2**	**5,8**	**37,8**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.184 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem-wege	Ver-dauung	Muskel/ Skelett	Verlet-zungen	Sonstige
Berufe im Holz-, Möbel- u. Innenausbau	7,9	5,0	12,9	3,9	24,2	14,4	31,8
Berufe im Verkauf von Back- u. Konditoreiwaren	14,4	4,1	13,7	3,8	18,4	8,5	37,0
Berufe im Verkauf von Fleischwaren	10,6	5,2	10,4	3,6	20,6	10,6	39,1
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	15,6	4,5	17,1	3,7	13,6	6,9	38,6
Berufe in der Back- u. Konditoreiwarenherstellung	9,7	5,3	13,0	4,1	22,5	11,5	33,9
Berufe in der Chemie- u. Pharmatechnik	11,4	4,6	16,1	3,9	21,9	8,9	33,1
Berufe in der Drucktechnik	11,3	5,7	12,7	4,0	23,2	9,1	33,9
Berufe in der Fleischverarbeitung	6,8	6,6	9,8	4,0	26,6	11,9	34,4
Berufe in der Holzbe- u. -verarbeitung (ohne Spez.)	7,4	6,0	11,5	4,3	25,7	12,2	32,9
Berufe in der Kunststoff- u. Kautschukherstellung (ohne Spez.)	9,8	5,5	12,6	3,9	25,0	9,1	34,0
Berufe in der Lagerwirtschaft	10,0	5,5	13,0	4,0	24,0	9,9	33,7
Berufe in der Lebensmittelherstellung (ohne Spez.)	8,9	4,9	13,0	4,1	26,2	10,2	32,8
Berufe in der Maschinenbau- u. Betriebstechnik (ohne Spez.)	9,2	5,1	14,4	4,1	22,1	11,5	33,5
Berufe in der Metallbearbeitung (ohne Spez.)	10,5	4,9	13,6	4,1	23,9	10,0	33,0
Berufe in der Papierverarbeitung u. Verpackungstechnik	10,2	5,7	13,3	3,8	23,5	9,8	33,7
Berufe in der technischen Produktionsplanung u. -steuerung	11,7	4,8	15,6	4,1	19,0	8,7	36,1
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	7,0	7,7	9,0	4,0	25,6	11,8	34,7
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	15,6	3,8	17,5	3,9	13,0	7,1	39,2

Tab. 25.184 (Fortsetzung)

Tätigkeit	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	14,2	3,8	21,0	4,2	10,4	7,4	39,1
Maschinen- u. Anlagenführer/innen	10,3	5,0	13,7	4,1	25,0	9,8	32,2
Branche gesamt	**10,4**	**5,2**	**13,7**	**4,0**	**22,6**	**10,0**	**34,2**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

25

Tab. 25.185 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Berufe im Holz-, Möbel- u. Innenausbau	2,9	2,6	27,2	6,7	15,6	8,4	36,6
Berufe im Verkauf von Back- u. Konditoreiwaren	6,1	2,9	26,4	6,3	11,5	5,5	41,4
Berufe im Verkauf von Fleischwaren	5,4	3,9	23,3	6,8	12,1	6,9	41,7
Berufe im Vertrieb (außer Informations- u. Kommunikationstechnologien)	5,2	2,7	31,1	6,7	8,8	4,1	41,5
Berufe in der Back- u. Konditoreiwarenherstellung	4,4	3,1	25,0	6,5	14,9	6,6	39,4
Berufe in der Chemie- u. Pharmatechnik	4,4	2,5	28,5	6,3	16,3	5,0	37,0
Berufe in der Drucktechnik	4,5	3,0	25,5	6,8	17,3	5,5	37,4
Berufe in der Fleischverarbeitung	3,1	3,9	20,3	7,2	21,6	7,8	36,1
Berufe in der Holzbe- u. -verarbeitung (ohne Spez.)	3,3	3,3	23,4	7,1	20,3	7,4	35,1
Berufe in der Kunststoff- u. Kautschukherstellung (ohne Spez.)	4,1	3,2	24,8	6,6	19,3	5,5	36,5

Tab. 25.185 (Fortsetzung)

Tätigkeit	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Berufe in der Lagerwirtschaft	4,2	3,1	24,8	6,8	18,3	5,7	37,1
Berufe in der Lebensmittelher- stellung (ohne Spez.)	3,7	3,0	23,9	6,7	21,0	6,0	35,7
Berufe in der Maschinenbau- u. Betriebstechnik (ohne Spez.)	3,5	2,8	27,5	6,8	15,6	6,6	37,2
Berufe in der Metallbearbeitung (ohne Spez.)	4,1	2,8	26,0	6,8	17,7	5,7	36,9
Berufe in der Papierverarbei- tung u. Verpackungstechnik	4,1	3,1	25,5	6,7	17,6	6,0	37,0
Berufe in der technischen Pro- duktionsplanung u. -steuerung	4,3	3,1	29,1	7,1	12,8	4,9	38,7
Berufskraftfahrer/innen (Güter- verkehr/LKW)	3,5	5,0	19,2	7,4	19,6	7,1	38,1
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	5,0	2,6	30,5	6,8	8,1	3,9	43,2
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	4,1	2,0	34,2	6,6	6,6	3,9	42,5
Maschinen- u. Anlagenfüh- rer/innen	4,3	2,9	25,3	6,7	18,8	5,9	36,1
Branche gesamt	**4,2**	**3,0**	**26,3**	**6,7**	**16,2**	**5,8**	**37,8**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.186 Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J06	Akute Infektionen an mehreren oder nicht näher bezeichneten Lokalisationen der oberen Atemwege	14,9	6,7
M54	Rückenschmerzen	6,6	6,2
A09	Sonstige und nicht näher bezeichnete Gastroenteritis und Kolitis infektiösen und nicht näher bezeichneten Ursprungs	4,5	1,4
B34	Viruskrankheit nicht näher bezeichneter Lokalisation	1,8	0,8
R10	Bauch- und Beckenschmerzen	1,7	0,8
R51	Kopfschmerz	1,7	0,6
M25	Sonstige Gelenkkrankheiten, anderenorts nicht klassifiziert	1,5	1,9
J00	Akute Rhinopharyngitis [Erkältungsschnupfen]	1,5	0,6
F43	Reaktionen auf schwere Belastungen und Anpassungsstörungen	1,4	2,6
I10	Essentielle (primäre) Hypertonie	1,3	1,2
M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes, anderenorts nicht klassifiziert	1,2	1,1
J20	Akute Bronchitis	1,2	0,7
R11	Übelkeit und Erbrechen	1,0	0,4
K52	Sonstige nichtinfektiöse Gastroenteritis und Kolitis	1,0	0,3
K08	Sonstige Krankheiten der Zähne und des Zahnhalteapparates	1,0	0,2
Z98	Sonstige Zustände nach chirurgischem Eingriff	0,9	2,7
T14	Verletzung an einer nicht näher bezeichneten Körperregion	0,9	0,9
R53	Unwohlsein und Ermüdung	0,9	0,8
J40	Bronchitis, nicht als akut oder chronisch bezeichnet	0,9	0,5
U07	Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern U07.-	0,9	0,5
K29	Gastritis und Duodenitis	0,9	0,4
J98	Sonstige Krankheiten der Atemwege	0,9	0,4
F32	Depressive Episode	0,8	3,0
M99	Biomechanische Funktionsstörungen, anderenorts nicht klassifiziert	0,8	0,7
B99	Sonstige und nicht näher bezeichnete Infektionskrankheiten	0,8	0,4
J03	Akute Tonsillitis	0,8	0,4
G43	Migräne	0,8	0,2
M75	Schulterläsionen	0,7	1,9
M51	Sonstige Bandscheibenschäden	0,7	1,7

Tab. 25.186 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
R52	Schmerz, anderenorts nicht klassifiziert	0,7	0,7
J02	Akute Pharyngitis	0,7	0,3
M77	Sonstige Enthesopathien	0,6	0,8
R42	Schwindel und Taumel	0,6	0,5
J32	Chronische Sinusitis	0,6	0,3
R07	Hals- und Brustschmerzen	0,6	0,3
R05	Husten	0,6	0,3
M23	Binnenschädigung des Kniegelenkes [internal derangement]	0,5	1,2
F48	Andere neurotische Störungen	0,5	1,0
M53	Sonstige Krankheiten der Wirbelsäule und des Rückens, anderenorts nicht klassifiziert	0,5	0,6
J01	Akute Sinusitis	0,5	0,2
	Summe hier	**60,4**	**46,2**
	Restliche	39,6	53,8
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.187 Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Verarbeitendes Gewerbe im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J00–J06	Akute Infektionen der oberen Atemwege	19,3	8,8
M50–M54	Sonstige Krankheiten der Wirbelsäule und des Rückens	7,6	8,1
A00–A09	Infektiöse Darmkrankheiten	5,2	1,7
R50–R69	Allgemeinsymptome	4,4	3,1
M70–M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes	2,9	4,4
R10–R19	Symptome, die das Verdauungssystem und das Abdomen betreffen	2,9	1,4
F40–F48	Neurotische, Belastungs- und somatoforme Störungen	2,6	5,6
K00–K14	Krankheiten der Mundhöhle, der Speicheldrüsen und der Kiefer	2,1	0,6
M20–M25	Sonstige Gelenkkrankheiten	2,0	3,2
B25–B34	Sonstige Viruskrankheiten	2,0	0,9
Z80–Z99	Personen mit potentiellen Gesundheitsrisiken aufgrund der Familien- oder Eigenanamnese und bestimmte Zustände, die den Gesundheitszustand beeinflussen	1,8	4,4
J40–J47	Chronische Krankheiten der unteren Atemwege	1,7	1,3
R00–R09	Symptome, die das Kreislaufsystem und das Atmungssystem betreffen	1,7	1,2
G40–G47	Episodische und paroxysmale Krankheiten des Nervensystems	1,6	1,3
J20–J22	Sonstige akute Infektionen der unteren Atemwege	1,6	0,9
I10–I15	Hypertonie [Hochdruckkrankheit]	1,5	1,4
U00–U49	Vorläufige Zuordnungen für Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern	1,3	0,8
K20–K31	Krankheiten des Ösophagus, des Magens und des Duodenums	1,3	0,7
F30–F39	Affektive Störungen	1,2	4,5
K50–K52	Nichtinfektiöse Enteritis und Kolitis	1,2	0,5
T08–T14	Verletzungen nicht näher bezeichneter Teile des Rumpfes, der Extremitäten oder anderer Körperregionen	1,0	1,2
J95–J99	Sonstige Krankheiten des Atmungssystems	1,0	0,6
S60–S69	Verletzungen des Handgelenkes und der Hand	0,9	1,5
K55–K64	Sonstige Krankheiten des Darmes	0,9	0,7
J30–J39	Sonstige Krankheiten der oberen Atemwege	0,9	0,5

Tab. 25.187 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
M15–M19	Arthrose	0,8	2,6
S90–S99	Verletzungen der Knöchelregion und des Fußes	0,8	1,2
Z40–Z54	Personen, die das Gesundheitswesen zum Zwecke spezifischer Maßnahmen und zur medizinischen Betreuung in Anspruch nehmen	0,8	0,9
R40–R46	Symptome, die das Erkennungs- und Wahrnehmungsvermögen, die Stimmung und das Verhalten betreffen	0,8	0,8
M95–M99	Sonstige Krankheiten des Muskel-Skelett-Systems und des Bindegewebes	0,8	0,8
J09–J18	Grippe und Pneumonie	0,8	0,6
Z00–Z13	Personen, die das Gesundheitswesen zur Untersuchung und Abklärung in Anspruch nehmen	0,8	0,5
B99–B99	Sonstige Infektionskrankheiten	0,8	0,4
S80–S89	Verletzungen des Knies und des Unterschenkels	0,7	1,8
G50–G59	Krankheiten von Nerven, Nervenwurzeln und Nervenplexus	0,7	1,4
E70–E90	Stoffwechselstörungen	0,7	0,5
N30–N39	Sonstige Krankheiten des Harnsystems	0,6	0,3
M65–M68	Krankheiten der Synovialis und der Sehnen	0,5	0,8
Z70–Z76	Personen, die das Gesundheitswesen aus sonstigen Gründen in Anspruch nehmen	0,5	0,6
M60–M63	Krankheiten der Muskeln	0,5	0,4
	Summe hier	**81,2**	**72,9**
	Restliche	18,8	27,1
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

25.12 Verkehr und Transport

Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Verkehr und Transport in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.188
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Verkehr und Transport nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr	Tab. 25.189
Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024	Tab. 25.190
Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024	Tab. 25.191
Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024	Tab. 25.192
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024	Tab. 25.193
Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.194
Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024	Tab. 25.195
Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.196
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.197
Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Verkehr und Transport in den Jahren 2000 bis 2024	Tab. 25.198
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.199
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.200
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.201
Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.202
Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.203
Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024, AOK-Mitglieder	Tab. 25.204

Tab. 25.188 Entwicklung des Krankenstands der AOK-Mitglieder in der Branche Verkehr und Transport in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Krankenstand in %			AU-Fälle je 100 AOK-Mitglieder			Tage je Fall		
	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund	West	Ost	Bund
2000	5,6	4,8	5,5	143,2	109,8	138,3	14,3	16,0	14,5
2001	5,6	4,9	5,5	144,1	108,7	139,3	14,2	16,5	14,4
2002	5,6	4,9	5,5	143,3	110,6	138,8	14,2	16,2	14,4
2003	5,3	4,5	5,2	138,7	105,8	133,8	14,0	15,4	14,1
2004	4,9	4,2	4,8	125,0	97,6	120,6	14,3	15,6	14,4
2005	4,8	4,2	4,7	126,3	99,0	121,8	14,0	15,4	14,2
2006	4,7	4,1	4,6	121,8	94,7	117,2	14,2	15,8	14,4
2007	4,9	4,3	4,8	128,8	101,5	124,1	14,0	15,5	14,2
2008 (WZ03)	5,1	4,5	4,9	135,4	106,7	130,5	13,6	15,3	13,9
2008 (WZ08)*	5,1	4,5	5,0	135,7	105,1	130,5	13,8	15,7	14,1
2009	5,3	5,0	5,3	139,7	114,2	135,4	13,9	16,0	14,2
2010	5,5	5,2	5,5	141,8	120,5	138,1	14,2	15,7	14,4
2011	5,5	4,8	5,4	145,0	121,9	141,1	13,9	14,4	13,9
2012	5,6	5,4	5,5	143,8	121,7	140,1	14,1	16,4	14,5
2013	5,7	5,8	5,7	154,1	130,1	150,1	13,5	16,2	13,9
2014	5,8	5,9	5,8	152,2	131,2	148,8	13,9	16,4	14,3
2015	6,0	6,0	6,0	161,1	140,5	157,7	13,5	15,6	13,8
2016	5,9	6,1	6,0	159,4	145,3	157,4	13,6	15,4	13,9
2017	5,9	6,3	6,0	158,1	148,5	156,7	13,6	15,5	13,9
2018	5,9	6,5	6,0	162,6	155,6	161,6	13,3	15,2	13,6
2019	5,9	6,5	6,0	159,4	153,6	158,6	13,5	15,5	13,8
2020	5,8	6,4	5,9	140,2	139,2	140,4	15,2	16,9	15,5
2021	5,8	6,6	5,9	147,1	148,9	147,7	14,3	16,3	14,6
2022	7,0	7,7	7,1	205,1	197,4	204,1	12,4	14,2	12,7
2023	7,0	7,5	7,1	217,9	201,0	215,4	11,7	13,7	12,0
2024	7,0	7,5	7,1	220,8	203,3	218,2	11,6	13,6	11,9

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.189 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Verkehr und Transport nach Bundesländern im Jahr 2024 im Vergleich zum Vorjahr

Bundesland	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder				Tage je Fall	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Quote in %
		AU-Fälle	Veränd. z. Vorj. in %	AU-Tage	Veränd. z. Vorj. in %			
Baden-Württemberg	6,7	219,6	1,4	2.458,3	1,3	11,2	–0,1	58,7
Bayern	6,3	200,4	3,0	2.304,3	0,6	11,5	–2,3	54,3
Berlin	5,9	179,9	–1,9	2.174,6	–4,1	12,1	–2,3	37,7
Brandenburg	7,4	184,6	–2,7	2.719,2	–0,5	14,7	2,2	51,7
Bremen	8,5	289,7	2,6	3.105,8	–0,3	10,7	–2,8	68,3
Hamburg	7,1	244,6	3,6	2.596,5	4,4	10,6	0,8	59,4
Hessen	7,1	235,6	0,1	2.610,1	–0,7	11,1	–0,8	59,0
Mecklenburg-Vorpommern	7,1	175,0	1,0	2.609,2	–1,4	14,9	–2,4	54,0
Niedersachsen	7,2	224,0	0,2	2.641,7	–0,8	11,8	–1,0	59,9
Nordrhein-Westfalen	7,7	230,9	0,3	2.806,7	0,0	12,2	–0,3	58,3
Rheinland-Pfalz	7,1	214,8	3,1	2.589,9	2,3	12,1	–0,8	58,1
Saarland	7,0	209,8	0,3	2.560,2	–3,0	12,2	–3,2	57,5
Sachsen	7,3	205,9	1,6	2.655,5	0,3	12,9	–1,2	62,0
Sachsen-Anhalt	8,0	210,3	1,8	2.918,5	2,3	13,9	0,5	60,8
Schleswig-Holstein	6,8	202,8	4,0	2.503,7	1,0	12,3	–2,9	55,5
Thüringen	8,1	216,6	2,0	2.972,5	–0,6	13,7	–2,6	63,5
West	**7,0**	**220,8**	**1,3**	**2.561,1**	**0,3**	**11,6**	**–1,0**	**57,2**
Ost	**7,5**	**203,3**	**1,1**	**2.755,7**	**0,3**	**13,6**	**–0,8**	**59,9**
Bund	**7,1**	**218,2**	**1,3**	**2.592,5**	**0,3**	**11,9**	**–1,0**	**57,6**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.190 Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Krankenstand in %		Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %
	2024	2024 stand.*	Fälle	Tage		
Lagerei sowie Erbringung von sonstigen Dienstleistungen für den Verkehr	7,5	7,5	253,8	2.735,1	10,8	64,7
Landverkehr und Transport in Rohrfernleitungen	6,6	6,7	179,1	2.424,1	13,5	52,6
Luftfahrt	6,5	6,9	242,2	2.379,9	9,8	66,8
Post-, Kurier- und Expressdienste	7,3	7,9	226,7	2.686,8	11,8	54,1
Schifffahrt	5,2	5,0	165,4	1.907,8	11,5	52,2
Branche gesamt	**7,1**	**7,3**	**218,2**	**2.592,4**	**11,9**	**57,6**
Alle Branchen	**6,5**	**6,6**	**228,2**	**2.390,5**	**10,5**	**63,7**

* Krankenstand alters- und geschlechtsstandardisiert
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.191 Kennzahlen der Arbeitsunfähigkeit nach ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024

Tätigkeit	Krankenstand in %	Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder		Tage je Fall	AU-Quote in %	Anteil der Berufsgruppe an der Branche in %*
		AU-Fälle	AU-Tage			
Berufe für Post- u. Zustelldienste	8,3	233,2	3.045,8	13,1	59,9	11,6
Berufe in der Lagerwirtschaft	8,7	322,3	3.172,0	9,8	69,8	19,4
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	6,3	137,5	2.310,1	16,8	47,8	22,2
Berufskraftfahrer/innen (Personentransport/PKW)	4,5	125,0	1.656,4	13,2	36,9	5,7
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	4,8	176,8	1.751,1	9,9	55,6	2,7
Bus- u. Straßenbahnfahrer/innen	9,5	229,5	3.470,7	15,1	65,7	7,3
Fahrzeugführer/innen im Straßenverkehr (sonstige spezifische Tätigkeitsangabe)	4,9	164,4	1.791,2	10,9	38,7	7,8
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	5,2	195,1	1.893,3	9,7	64,1	1,2
Kranführer/innen, Aufzugsmaschinisten, Bedienung verwandter Hebeeinrichtungen	9,8	317,2	3.574,3	11,3	75,7	1,1
Speditions- u. Logistikkaufleute	5,1	256,5	1.877,9	7,3	66,8	3,4
Branche gesamt	**7,1**	**218,2**	**2.592,5**	**11,9**	**57,6**	**7,3****

* Anteil der AOK-Mitglieder in der Berufsgruppe an den in der Branche beschäftigten AOK-Mitgliedern insgesamt
** Anteil der AOK-Mitglieder in der Branche an allen AOK-Mitgliedern
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.192 Dauer der Arbeitsunfähigkeit der AOK-Mitglieder in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024

Fallklasse	Branche hier		Alle Branchen	
	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %	Anteil Fälle in %	Anteil Tage in %
1–3 Tage	32,4	5,4	37,2	7,1
4–7 Tage	33,9	14,5	33,6	16,1
8–14 Tage	18,5	16,2	16,5	16,2
15–21 Tage	5,8	8,5	4,8	7,9
22–28 Tage	2,5	5,3	2,2	5,2
29–42 Tage	2,8	8,0	2,3	7,6
>42 Tage	4,0	42,2	3,3	39,9

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.193 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Wirtschaftsabteilung und Betriebsgröße in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Betriebsgröße (Anzahl der AOK-Mitglieder)					
	10–49	50–99	100–199	200–499	500–999	≥ 1.000
Lagerei sowie Erbringung von sonstigen Dienstleistungen für den Verkehr	26,5	27,3	29,3	29,7	33,8	31,2
Landverkehr und Transport in Rohrfernleitungen	22,9	25,3	29,0	28,7	32,3	40,9
Luftfahrt	22,9	17,8	25,7	26,8	40,4	26,0
Post-, Kurier- und Expressdienste	26,5	26,9	28,6	28,7	30,0	38,3
Schifffahrt	21,5	23,4	26,2	–	–	–
Branche gesamt	**24,8**	**26,4**	**29,0**	**29,1**	**32,2**	**34,7**
Alle Branchen	**24,5**	**26,4**	**26,8**	**26,5**	**26,3**	**26,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.194 Krankenstand in Prozent nach Ausbildungsabschluss in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Lagerei sowie Erbringung von sonstigen Dienstleistungen für den Verkehr	8,5	7,8	6,5	4,1	4,2	7,9	7,1
Landverkehr und Transport in Rohrfernleitungen	7,6	7,9	6,2	3,9	4,0	5,2	5,6
Luftfahrt	7,1	6,8	4,4	2,8	3,7	–	6,8
Post-, Kurier- und Expressdienste	7,3	8,7	7,8	6,2	6,2	5,3	7,1
Schifffahrt	7,4	5,7	5,2	3,1	3,4	–	4,2
Branche gesamt	**8,0**	**7,9**	**6,4**	**4,2**	**4,2**	**6,0**	**6,5**
Alle Branchen	**7,4**	**7,1**	**5,4**	**3,5**	**3,7**	**2,8**	**6,1**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.195 Tage der Arbeitsunfähigkeit je AOK-Mitglied nach Ausbildungsabschluss in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024

Wirtschaftsabteilungen	Ausbildung						
	ohne Ausbildungsabschluss	mit Ausbildungsabschluss	Meister/ Techniker	Bachelor	Diplom/ Magister/ Master/ Staatsexamen	Promotion	Unbekannt
Lagerei sowie Erbringung von sonstigen Dienstleistungen für den Verkehr	31,2	28,4	24,0	15,1	15,3	28,8	25,9
Landverkehr und Transport in Rohrfernleitungen	27,6	29,1	22,5	14,3	14,5	19,1	20,5
Luftfahrt	25,9	24,9	16,1	10,2	13,7	–	25,0
Post-, Kurier- und Expressdienste	26,7	32,0	28,6	22,7	22,8	19,6	25,9
Schifffahrt	27,0	20,9	19,1	11,3	12,4	–	15,4
Branche gesamt	**29,2**	**28,9**	**23,5**	**15,3**	**15,5**	**21,9**	**23,6**
Alle Branchen	**26,9**	**26,2**	**19,9**	**12,8**	**13,4**	**10,3**	**22,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.196 Anteil der Arbeitsunfälle an den AU-Fällen und -Tagen in Prozent nach Wirtschaftsabteilungen in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
Lagerei sowie Erbringung von sonstigen Dienstleistungen für den Verkehr	2,2	6,1
Landverkehr und Transport in Rohrfernleitungen	2,8	7,4
Luftfahrt	1,1	2,3
Post-, Kurier- und Expressdienste	3,2	7,0
Schifffahrt	2,5	6,1
Branche gesamt	**2,5**	**6,7**
Alle Branchen	**1,8**	**4,6**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.197 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit durch Arbeitsunfälle nach Berufsgruppen in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	Arbeitsunfähigkeit je 1.000 AOK-Mitglieder	
	AU-Tage	AU-Fälle
Berufe für Post- u. Zustelldienste	2.364,9	88,3
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	2.322,8	55,2
Kranführer/innen, Aufzugsmaschinisten, Bedienung verwandter Hebeeinrichtungen	2.275,0	66,6
Bus- u. Straßenbahnfahrer/innen	1.999,0	45,2
Berufe in der Lagerwirtschaft	1.689,7	66,8
Fahrzeugführer/innen im Straßenverkehr (sonstige spezifische Tätigkeitsangabe)	1.505,6	54,9
Berufskraftfahrer/innen (Personentransport/PKW)	856,3	27,2
Speditions- u. Logistikkaufleute	458,1	22,1
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	316,1	13,0
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	307,6	12,2
Branche gesamt	**1.740,2**	**55,4**
Alle Branchen	**1.107,0**	**41,8**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.198 Tage und Fälle der Arbeitsunfähigkeit je 100 AOK-Mitglieder nach Krankheitsarten in der Branche Verkehr und Transport in den Jahren 2000 bis 2024

Jahr	Arbeitsunfähigkeiten je 100 AOK-Mitglieder											
	Psyche		Herz/Kreislauf		Atemwege		Verdauung		Muskel/Skelett		Verletzungen	
	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle	Tage	Fälle
2000	114,7	5,2	181,9	8,0	295,1	37,1	149,4	18,0	654,9	36,6	383,3	21,3
2001	124,3	6,1	183,1	8,6	282,2	36,8	152,3	18,9	680,6	38,6	372,8	21,0
2002	135,9	6,6	184,2	8,9	273,1	36,1	152,1	19,5	675,7	38,3	362,4	20,4
2003	136,0	6,7	182,0	9,1	271,5	36,4	144,2	18,7	615,9	35,6	345,2	19,3
2004	154,3	6,8	195,6	8,4	234,4	30,1	143,5	17,7	572,5	32,8	329,6	17,6
2005	159,5	6,7	193,5	8,4	268,8	34,7	136,2	16,6	546,3	31,8	327,1	17,3
2006	156,8	6,7	192,9	8,5	225,9	29,0	135,7	17,1	551,7	31,9	334,7	17,6
2007	166,1	7,0	204,2	8,7	249,9	32,6	143,6	18,4	575,2	32,8	331,1	17,0
2008 (WZ03)	172,5	7,3	205,5	9,1	260,0	34,6	149,0	19,2	584,3	34,3	332,0	17,1
2008 (WZ08)*	171,8	7,2	210,2	9,2	259,5	34,0	150,6	18,7	597,5	34,3	339,8	17,2
2009	190,8	7,8	223,2	9,3	297,4	38,1	149,0	18,7	607,7	34,3	341,0	17,2
2010	205,3	8,4	218,6	9,5	268,0	34,3	143,7	17,8	659,8	36,9	373,2	19,0
2011	215,5	8,9	209,0	9,4	272,0	35,7	141,8	17,9	625,3	36,6	350,1	18,1
2012	243,3	9,3	233,9	9,6	275,1	35,2	149,8	18,0	654,4	36,7	354,5	17,3
2013	246,7	9,4	228,9	9,1	334,0	43,1	150,4	18,5	656,9	37,4	356,3	17,4
2014	269,3	10,4	236,8	9,5	278,3	36,8	155,9	19,1	698,3	39,3	355,6	17,3
2015	277,4	10,5	232,5	9,4	338,6	44,5	154,5	19,1	686,4	39,2	355,5	17,2
2016	285,1	10,8	213,7	9,6	315,2	42,6	148,6	19,1	706,0	40,0	354,0	16,8
2017	289,0	10,9	207,1	9,3	318,1	42,7	142,9	18,1	700,1	39,9	349,5	16,5
2018	287,5	10,9	195,8	9,4	339,5	45,3	139,6	17,9	691,5	40,1	348,0	16,4
2019	295,6	11,1	197,6	9,2	303,2	41,9	137,8	17,6	703,1	40,8	347,3	15,9
2020	303,8	10,1	194,8	8,2	306,7	34,7	129,6	15,1	716,8	39,0	330,2	14,0
2021	308,4	10,6	189,1	8,2	260,9	31,1	124,7	14,7	728,8	42,9	341,6	18,1
2022	336,2	11,7	198,5	8,7	525,9	69,3	130,5	16,5	764,0	48,5	346,1	16,9
2023	362,3	13,1	201,2	9,3	454,0	68,3	142,8	18,7	799,3	53,0	358,1	17,0
2024	377,5	13,2	199,7	9,2	446,2	69,1	142,0	18,7	791,2	52,5	357,5	16,5

* aufgrund der Revision der Wirtschaftszweigklassifikation in 2008 ist eine Vergleichbarkeit mit den Vorjahren nur bedingt möglich
Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.199 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Lagerei sowie Erbringung von sonstigen Dienstleis- tungen für den Verkehr	10,6	5,5	13,8	4,1	22,8	9,9	33,2
Landverkehr und Transport in Rohrfernleitungen	11,0	6,8	11,7	4,2	21,3	10,1	35,0
Luftfahrt	14,0	2,9	21,6	3,8	14,4	8,6	34,8
Post-, Kurier- und Express- dienste	10,8	4,3	12,6	3,8	26,4	11,5	30,6
Schifffahrt	12,5	5,4	13,8	4,2	16,5	11,8	35,7
Branche gesamt	**10,9**	**5,7**	**12,8**	**4,1**	**22,8**	**10,3**	**33,4**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.200 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten in Prozent in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Wirtschaftsabteilungen	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Lagerei sowie Erbringung von sonstigen Dienstleis- tungen für den Verkehr	4,4	3,0	25,3	6,6	18,5	5,4	37,0
Landverkehr und Transport in Rohrfernleitungen	4,9	4,0	22,8	6,9	16,8	5,7	38,9
Luftfahrt	5,0	1,9	34,6	5,1	10,8	4,5	38,3
Post-, Kurier- und Express- dienste	4,7	2,5	23,6	6,1	22,0	7,0	34,2
Schifffahrt	5,0	3,1	26,2	6,7	12,9	6,1	39,9
Branche gesamt	**4,6**	**3,2**	**24,2**	**6,6**	**18,4**	**5,8**	**37,1**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.201 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitstage nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Tage in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem- wege	Ver- dauung	Muskel/ Skelett	Verlet- zungen	Sonstige
Berufe für Post- u. Zustell-dienste	11,4	4,1	11,8	3,6	26,7	12,4	30,1
Berufe in der Lagerwirtschaft	10,3	4,5	14,7	4,1	25,9	9,6	30,9
Berufskraftfahrer/innen (Güterverkehr/LKW)	7,4	8,9	8,5	4,2	22,9	12,3	35,7
Berufskraftfahrer/innen (Personentransport/PKW)	10,8	8,0	11,5	4,5	18,7	8,4	38,1
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	16,2	3,2	15,5	4,2	13,3	6,8	40,8
Bus- u. Straßenbahnfahrer/innen	13,9	6,3	11,6	4,2	21,7	7,7	34,6
Fahrzeugführer/innen im Straßenverkehr (sonstige spezifische Tätigkeitsangabe)	7,9	6,0	11,8	4,4	24,7	12,6	32,7
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	17,4	4,0	17,4	4,0	14,0	6,0	37,2
Kranführer/innen, Aufzugsmaschinisten, Bedienung verwandter Hebeeinrichtungen	10,1	5,1	13,0	3,9	25,6	9,9	32,4
Speditions- u. Logistikkaufleute	13,6	3,9	20,5	4,6	14,3	7,1	36,0
Branche gesamt	**10,9**	**5,7**	**12,8**	**4,1**	**22,8**	**10,3**	**33,4**
Alle Branchen	**12,5**	**4,5**	**15,1**	**3,9**	**19,8**	**9,3**	**34,9**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.202 Verteilung der Arbeitsunfähigkeitsfälle nach Krankheitsarten und ausgewählten Berufsgruppen in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

Tätigkeit	AU-Fälle in %						
	Psyche	Herz/ Kreislauf	Atem-wege	Ver-dauung	Muskel/ Skelett	Verlet-zungen	Sonstige
Berufe für Post- u. Zustell-dienste	5,1	2,5	23,1	5,9	21,4	7,8	34,1
Berufe in der Lagerwirtschaft	4,1	2,5	25,1	6,4	22,0	5,4	34,6
Berufskraftfahrer/innen (Gü-terverkehr/LKW)	3,9	5,4	17,8	7,2	19,1	7,0	39,5
Berufskraftfahrer/innen (Per-sonentransport/PKW)	4,6	4,9	21,8	7,0	15,5	4,9	41,4
Büro- u. Sekretariatskräfte (ohne Spez.)	5,2	2,5	28,8	6,9	8,8	4,0	43,8
Bus- u. Straßenbahn-fahrer/innen	6,0	4,1	22,3	6,8	17,7	4,6	38,6
Fahrzeugführer/innen im Straßenverkehr (sonstige spezifische Tätigkeitsangabe)	3,8	3,2	21,7	6,8	22,2	7,1	35,3
Kaufmännische u. technische Betriebswirtschaft (ohne Spez.)	5,8	2,5	30,4	6,8	9,3	3,6	41,6
Kranführer/innen, Auf-zugsmaschinisten, Bedienung verwandter Hebe-einrichtungen	4,6	3,0	23,5	6,3	21,8	5,3	35,4
Speditions- u. Logistikkauf-leute	4,5	1,9	31,8	6,7	10,2	3,7	41,2
Branche gesamt	**4,6**	**3,2**	**24,2**	**6,6**	**18,4**	**5,8**	**37,1**
Alle Branchen	**4,8**	**2,7**	**27,9**	**6,5**	**13,7**	**5,3**	**39,2**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.203 Anteile der 40 häufigsten Einzeldiagnosen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J06	Akute Infektionen an mehreren oder nicht näher bezeichneten Lokalisationen der oberen Atemwege	13,0	6,0
M54	Rückenschmerzen	8,4	7,6
A09	Sonstige und nicht näher bezeichnete Gastroenteritis und Kolitis infektiösen und nicht näher bezeichneten Ursprungs	4,0	1,4
M25	Sonstige Gelenkkrankheiten, anderenorts nicht klassifiziert	1,7	1,8
R10	Bauch- und Beckenschmerzen	1,7	0,8
J00	Akute Rhinopharyngitis [Erkältungsschnupfen]	1,7	0,7
R51	Kopfschmerz	1,7	0,7
B34	Viruskrankheit nicht näher bezeichneter Lokalisation	1,6	0,7
F43	Reaktionen auf schwere Belastungen und Anpassungsstörungen	1,5	2,9
I10	Essentielle (primäre) Hypertonie	1,5	1,4
M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes, anderenorts nicht klassifiziert	1,3	1,0
R53	Unwohlsein und Ermüdung	1,1	1,0
J20	Akute Bronchitis	1,1	0,7
F32	Depressive Episode	0,9	2,9
J40	Bronchitis, nicht als akut oder chronisch bezeichnet	0,9	0,5
K29	Gastritis und Duodenitis	0,9	0,4
R11	Übelkeit und Erbrechen	0,9	0,3
K52	Sonstige nichtinfektiöse Gastroenteritis und Kolitis	0,9	0,3
K08	Sonstige Krankheiten der Zähne und des Zahnhalteapparates	0,9	0,2
M51	Sonstige Bandscheibenschäden	0,8	1,9
M99	Biomechanische Funktionsstörungen, anderenorts nicht klassifiziert	0,8	0,7
B99	Sonstige und nicht näher bezeichnete Infektionskrankheiten	0,8	0,4
J98	Sonstige Krankheiten der Atemwege	0,8	0,4
Z98	Sonstige Zustände nach chirurgischem Eingriff	0,7	2,0

Tab. 25.203 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
M75	Schulterläsionen	0,7	1,6
T14	Verletzung an einer nicht näher bezeichneten Körperregion	0,7	0,8
R52	Schmerz, anderenorts nicht klassifiziert	0,7	0,7
U07	Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern U07.-	0,7	0,4
R07	Hals- und Brustschmerzen	0,7	0,4
J03	Akute Tonsillitis	0,7	0,3
F48	Andere neurotische Störungen	0,6	1,1
G47	Schlafstörungen	0,6	0,9
S93	Luxation, Verstauchung und Zerrung der Gelenke und Bänder in Höhe des oberen Sprunggelenkes und des Fußes	0,6	0,8
R42	Schwindel und Taumel	0,6	0,6
R05	Husten	0,6	0,3
J02	Akute Pharyngitis	0,6	0,3
G43	Migräne	0,6	0,2
M77	Sonstige Enthesopathien	0,5	0,7
M53	Sonstige Krankheiten der Wirbelsäule und des Rückens, anderenorts nicht klassifiziert	0,5	0,6
M62	Sonstige Muskelkrankheiten	0,5	0,4
	Summe hier	**59,5**	**46,8**
	Restliche	40,5	53,2
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

Tab. 25.204 Anteile der 40 häufigsten Diagnoseuntergruppen an den AU-Fällen und AU-Tagen in der Branche Verkehr und Transport im Jahr 2024, AOK-Mitglieder

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
J00–J06	Akute Infektionen der oberen Atemwege	17,3	8,0
M50–M54	Sonstige Krankheiten der Wirbelsäule und des Rückens	9,7	9,7
R50–R69	Allgemeinsymptome	4,8	3,5
A00–A09	Infektiöse Darmkrankheiten	4,7	1,6
F40–F48	Neurotische, Belastungs- und somatoforme Störungen	2,9	6,0
M70–M79	Sonstige Krankheiten des Weichteilgewebes	2,8	3,8
R10–R19	Symptome, die das Verdauungssystem und das Abdomen betreffen	2,8	1,4
M20–M25	Sonstige Gelenkkrankheiten	2,2	3,0
K00–K14	Krankheiten der Mundhöhle, der Speicheldrüsen und der Kiefer	1,9	0,5
R00–R09	Symptome, die das Kreislaufsystem und das Atmungssystem betreffen	1,8	1,2
B25–B34	Sonstige Viruskrankheiten	1,8	0,8
Z80–Z99	Personen mit potentiellen Gesundheitsrisiken aufgrund der Familien- oder Eigenanamnese und bestimmte Zustände, die den Gesundheitszustand beeinflussen	1,7	3,5
I10–I15	Hypertonie [Hochdruckkrankheit]	1,7	1,6
J40–J47	Chronische Krankheiten der unteren Atemwege	1,7	1,4
G40–G47	Episodische und paroxysmale Krankheiten des Nervensystems	1,6	1,6
J20–J22	Sonstige akute Infektionen der unteren Atemwege	1,5	0,9
K20–K31	Krankheiten des Ösophagus, des Magens und des Duodenums	1,3	0,7
F30–F39	Affektive Störungen	1,2	4,4
K50–K52	Nichtinfektiöse Enteritis und Kolitis	1,1	0,5
S90–S99	Verletzungen der Knöchelregion und des Fußes	1,0	1,6
K55–K64	Sonstige Krankheiten des Darmes	1,0	0,8

Tab. 25.204 (Fortsetzung)

ICD-10	Bezeichnung	AU-Fälle in %	AU-Tage in %
U00–U49	Vorläufige Zuordnungen für Krankheiten mit unklarer Ätiologie, belegte und nicht belegte Schlüsselnummern	1,0	0,7
J95–J99	Sonstige Krankheiten des Atmungssystems	1,0	0,6
T08–T14	Verletzungen nicht näher bezeichneter Teile des Rumpfes, der Extremitäten oder anderer Körperregionen	0,9	1,1
R40–R46	Symptome, die das Erkennungs- und Wahrnehmungsvermögen, die Stimmung und das Verhalten betreffen	0,9	0,8
J30–J39	Sonstige Krankheiten der oberen Atemwege	0,9	0,5
S80–S89	Verletzungen des Knies und des Unterschenkels	0,8	2,0
Z40–Z54	Personen, die das Gesundheitswesen zum Zwecke spezifischer Maßnahmen und zur medizinischen Betreuung in Anspruch nehmen	0,8	0,8
M95–M99	Sonstige Krankheiten des Muskel-Skelett-Systems und des Bindegewebes	0,8	0,8
E70–E90	Stoffwechselstörungen	0,8	0,6
Z00–Z13	Personen, die das Gesundheitswesen zur Untersuchung und Abklärung in Anspruch nehmen	0,8	0,5
B99–B99	Sonstige Infektionskrankheiten	0,8	0,4
M15–M19	Arthrose	0,7	1,9
G50–G59	Krankheiten von Nerven, Nervenwurzeln und Nervenplexus	0,7	1,3
S60–S69	Verletzungen des Handgelenkes und der Hand	0,7	1,2
J09–J18	Grippe und Pneumonie	0,7	0,6
E10–E14	Diabetes mellitus	0,6	0,7
I20–I25	Ischämische Herzkrankheiten	0,5	1,4
Z70–Z76	Personen, die das Gesundheitswesen aus sonstigen Gründen in Anspruch nehmen	0,5	0,6
M60–M63	Krankheiten der Muskeln	0,5	0,5
	Summe hier	**80,9**	**73,5**
	Restliche	19,1	26,5
	Gesamtsumme	**100,0**	**100,0**

Fehlzeiten-Report 2025

Entwicklung der Krankengeldfälle und -ausgaben bei AOK-Mitgliedern im Jahr 2024

Miriam Räker und Reinhard Schwanke

Inhaltsverzeichnis

26.1 Einführung – 644

26.2 Einordnung der Datenquelle – 645

26.3 Entwicklung des Krankengelds – 646
26.3.1 Krankengeldfallzahlen – 647
26.3.2 Krankengeldfalldauern – 648
26.3.3 Krankengeldausgaben nach Diagnosen – 651
26.3.4 Einfluss des Alters – 652

26.4 Zusammenfassung – 654

Literatur – 656

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_26

Zusammenfassung

Krankengeld ist eine wichtige Entgeltersatzleistung bei einer längeren Erkrankung von krankengeldberechtigten Mitgliedern. Die Ausgaben für Krankengeld nehmen seit einigen Jahren absolut und seit 2006 auch anteilig an den Gesamtleistungsausgaben der gesetzlichen Krankenversicherung zu. Daneben haben sich Verschiebungen zwischen den Diagnosegruppen und zwischen den Altersgruppen der Krankengeldbeziehenden sowie Veränderungen der Falldauern ergeben. Solche Erkenntnisse sind unter anderem wichtig, um die Gesundheitsversorgung gezielt zu steuern und passende Unterstützungsangebote für Langzeiterkrankte zu entwickeln. Der vorliegende Beitrag untersucht auf Basis der Krankenkassendaten aller AOK-Mitglieder von 2020 bis 2024, wie sich die genannten Entwicklungen in diesem Zeitraum im Detail darstellen. Dabei werden insbesondere die Fallzahlen, Falldauern und die Ausgabenentwicklung sowie der Einfluss des Alters auf diese Parameter betrachtet. Es zeigt sich, dass sich einige Trends des Vorjahres leicht umkehren und an die Trends der Jahre vor 2022 bzw. vor 2021 anknüpfen, etwa hinsichtlich der durchschnittlichen Krankengeldfalldauern. Die Gesamtkrankengeldausgaben sind ebenfalls weiter angestiegen.

26.1 Einführung

Das Krankengeld nach §§ 44 ff SGB V ist eine Entgeltersatzleistung und ein wichtiges Element der sozialen Absicherung in Deutschland. Einen Leistungsanspruch darauf haben Mitglieder der gesetzlichen Krankenkassen, die mit Anspruch auf Krankengeld versichert sind (z. B. normalerweise Arbeitnehmerinnen und Arbeitnehmer), bei krankheitsbedingter Langzeitarbeitsunfähigkeit. Es wird in der Regel ab der siebten Woche der Arbeitsunfähigkeit (AU) wegen derselben Krankheit gezahlt und löst bei Arbeitnehmern typischerweise die 100 %-Entgeltfortzahlung durch den Arbeitgeber ab. Die Höhe des Krankengeldes bemisst sich nach dem regelmäßigen Einkommen vor Beginn der AU und beträgt 70 % des Brutto-, maximal aber höchstens 90 % des Nettogehalts. Eventuelle Einmalzahlungen (zum Beispiel Urlaubs- oder Weihnachtsgeld) während der letzten zwölf Monate werden anteilig berücksichtigt. Das Krankengeld ist auf einen gesetzlichen Höchstbetrag begrenzt; dieser wird in der Regel jährlich erhöht (Höchstkrankengeld im Jahr 2024: 120,75 € und im Jahr 2025: 128,63 € kalendertäglich).

Die Ausgaben für die Leistung Krankengeld nehmen seit einigen Jahren entsprechend zu – absolut und seit 2006 auch anteilig an den Gesamtleistungsausgaben der GKV, also überproportional. Im Jahr 2015 legte anlässlich dessen der Sachverständigenrat zur Begutachtung der Entwicklung im Gesundheitswesen (SVR) im Auftrag des Bundesgesundheitsministers für Gesundheit ein Sondergutachten zum Krankengeld vor und kam zu dem Schluss, dass ein erheblicher Teil dieser Entwicklung auf exogene und wirtschafts- sowie gesellschaftspolitisch durchaus wünschenswerte Faktoren zurückgeht. Dies sind vor allem eine höhere Erwerbsquote (Anstieg der Anzahl der sozialversicherungspflichtig Beschäftigten und infolgedessen der Anspruchsberechtigten) sowie gestiegene Erwerbseinkommen (infolgedessen höherer Zahlbetrag pro Tag; SVR 2015). Allerdings wies der SVR auch auf eine gestiegene Fallzahl je krankengeldberechtigtes Mitglied (KGbM) und insbesondere eine gestiegene Falldauer hin. Bei diesen beiden Parametern sind wiederum u. a. demographische Effekte zu berücksichtigen, da ältere Menschen häufiger und länger krank werden.

Aus dem Anstieg der Falldauer und Verschiebungen zwischen den Diagnosegruppen ergeben sich Fragen mit weitergehender Relevanz für die Versorgungsforschung: Handelt es sich primär um Morbiditäts- bzw. Prävalenzveränderungen oder eher um einen Effekt eines veränderten Verhaltens auf Seiten der Versicherten und Leistungserbringer? Wie könnten Langzeiterkrankte noch besser unterstützt werden und welche Rolle soll dabei das Kranken-

geldfallmanagement der Krankenkassen einnehmen? Solche Fragen lassen sich in der Regel nicht allein anhand der Krankengelddaten abschließend beantworten, doch erlauben die Krankengelddaten der Krankenkassen hilfreiche Erkenntnisse über das zugrunde liegende Geschehen.

Der vorliegende Beitrag baut auf einem Beitrag im Fehlzeiten-Report 2024 (Räker und Schwanke 2024) und entsprechenden Beiträgen in den Vorjahren auf und übernimmt dabei u. a. die Übersichtsdarstellungen zur Einleitung und zur orientierenden Einordnung der Datenquellen.

Nachdem die Inanspruchnahme von Krankengeld in den Jahren 2020 bis 2022 vermutlich durch die Covid-19-Pandemie beeinflusst war, stehen nun Daten zur Verfügung, die sowohl eine von der Pandemie unbeeinflusste Situation widerspiegeln als auch die aktuelle Lage gut abbilden. So stellte sich bei der Analyse der Pandemiejahre heraus, dass in den Jahren 2020 und 2021 ein deutlicher Anstieg der Falldauern zu einer fortgesetzten Ausgabendynamik führte. Im letzten Pandemiejahr 2022 wurden hingegen erstmals seit Jahren gesunkene Falldauern für die AOK-Mitglieder verzeichnet. Die aktuellen Auswertungen für die Jahre 2020 bis 2024 deuten darauf hin, dass sich die Trends aus der Zeit vor der Pandemie fortsetzen. Die durchschnittliche Falldauer und die Anzahl der Krankengeldtage je KGbM liegen u. a. deutlich über dem Niveau von 2020 und sind jeweils das dritte Jahr in Folge gestiegen. Außerdem ist die Relevanz von Krankengeldfällen bei jüngeren Versicherten und Versicherten mit vergleichsweise kürzeren Falldauern wie bereits im Vorjahr gestiegen (ebd.).

Im vorliegenden Artikel werden die Daten für die Jahre 2020 bis 2024 dargestellt und in die beobachteten Entwicklungen der Vorjahre eingeordnet. Dafür werden erneut die Fallzahlen, die Falldauern sowie die Ausgabenentwicklung betrachtet. Das Krankengeld bei Erkrankung eines Kindes (Kinderkrankengeld, § 45 SGB V), die Krankengeldleistungen bei Organspende (§ 44a SGB V) sowie Krankengeld für eine bei stationärer Behandlung mitaufgenommene Begleitperson aus dem engsten persönlichen Umfeld (§ 44b SGB V), das neben dem „AU-Krankengeld“ existiert, werden dabei – außer bei der GKV-Gesamtausgabensumme – nicht einbezogen.

26.2 Einordnung der Datenquelle

Es existieren unterschiedliche Datenquellen, aus denen sich Schlüsse für die Krankengeldentwicklung ziehen lassen (RKI 2015; Gothe et al. 2020). Die Datenquellen, die von verschiedenen Institutionen vorgehalten werden, besitzen unterschiedliche Stärken für die Analyse bestimmter Fragestellungen. Zu ihnen gehören die öffentlich verfügbaren amtlichen Statistiken für Ausgaben (KJ 1, KV 45), für Krankengeldfälle (KG 2) und für Mitglieder (KM 1) sowie die Daten einzelner Krankenkassen, die wie im Fall des AOK-Systems auf Ebene der Krankenkassenart zusammengeführt werden können.

Die Daten basieren zum einen auf Routinedaten, die originär der Abrechnung dienen (bei ambulanten Arztbesuchen gemäß § 295 SGB V, bei Krankenhausfällen gemäß § 301 SGB V; Nimptsch et al. 2015; Herr 2018; Slagman et al. 2023) und Auskunft über Behandlungsdaten und Diagnosen geben. Zum anderen basieren sie auf den AU-Bescheinigungen bzw. eAU-Meldungen, die vom Versicherten bzw. vom Behandler an die Krankenkasse übermittelt werden. Der Beginn des Krankengeldanspruchs und die einkommensabhängigen Krankengeldzahlbeträge werden von den Krankenkassen ermittelt und berechnet.

Für eine differenzierte Darstellung der Vor- und Nachteile der Nutzung der verschiedenen Datenquellen für die Analyse der Krankengeldentwicklung sei auf den Beitrag im Fehlzeiten-Report 2020 verwiesen (Herr und Schwanke 2020). Die folgenden Analysen basieren, sofern nichts anderes angegeben ist, auf grundsätzlich aggregierten Daten auf Basis der Controlling-Datenbanken (Business Warehouse) aller AOKs sowie auf standardisierten

Analyse- und Reporting-Tools. Dies ermöglicht eine krankengeldspezifische Auswertung u. a. nach Alters- und Diagnosegruppen.

26.3 Entwicklung des Krankengelds

Endgültige Rechnungsergebnisse für alle GKV-Leistungsausgaben liegen für das Jahr 2023 vor (KJ 1-Statistik): Die Krankengeldausgaben betrugen 19,11 Mrd. €, dies entspricht 6,2 % der GKV-Gesamtausgaben von insgesamt 306,38 Mrd. €. Für das Jahr 2024 liegen vorläufige Krankengeldausgaben vor: Mit 20,55 Mrd. € stellen sie 6,3 % der GKV-Ausgaben insgesamt (326,85 Mrd. €) dar (KV 45-Quartalsstatistik). Damit wäre 2024 der Anteil der Krankengeldausgaben an den GKV-Ausgaben insgesamt leicht gestiegen. Vor zehn Jahren lag der Anteil der Krankengeldausgaben noch bei 5,5 % der Gesamtausgaben (2014: 10,62 Mrd. € Krankengeld und 193,63 Mrd. € GKV-Gesamtleistungsausgaben), im Jahr 2010 lag er sogar noch leicht unter 5 %. Die absoluten Krankengeldausgaben haben sich demnach in zehn Jahren fast verdoppelt, während der Anteil fast um einen Prozentpunkt gestiegen ist.

Auch die Krankengeldausgaben je KGbM sind in den vergangenen fünf Jahren gestiegen, und zwar für die gesamte GKV von 484 € je KGbM im Jahr 2020 auf 606 € im Jahr 2024. Dies ist ein Anstieg um 25,1 % (Abb. 26.1). Der Zuwachs erfolgte diskontinuierlich: von 2020 auf 2021 um 3,7 %, von 2021 auf 2022 um 7,0 %, von 2022 auf 2023 um 5,5 % und von 2023 auf 2024 um 6,9 %. Für die AOKs zeigt sich für den betrachteten Fünf-Jahres-Zeitraum mit insgesamt 31,7 % eine noch größere Steigerung. Für die einzelnen Jahre ist auch hier die AOK-Entwicklung eher diskontinuierlich, wobei im Jahr 2021 der Anstieg mit 3,9 % gegenüber dem Vorjahr deutlich geringer ausfiel als in den Jahren davor und danach, sodass dies vermutlich auf Pandemieeffekte zurückzuführen ist. Mit Blick auf die Anstiege von 2021 bis 2024 sind durchschnittliche jährliche Zuwächse für die gesamte GKV von rund 6,5 % und für die AOKs sogar von 8,2 % zu verzeichnen. Die Krankengeldausgaben je KGbM der AOKs lagen 2023 bei 570 € (ein Anstieg zum Vorjahr um 7,6 %) und lagen

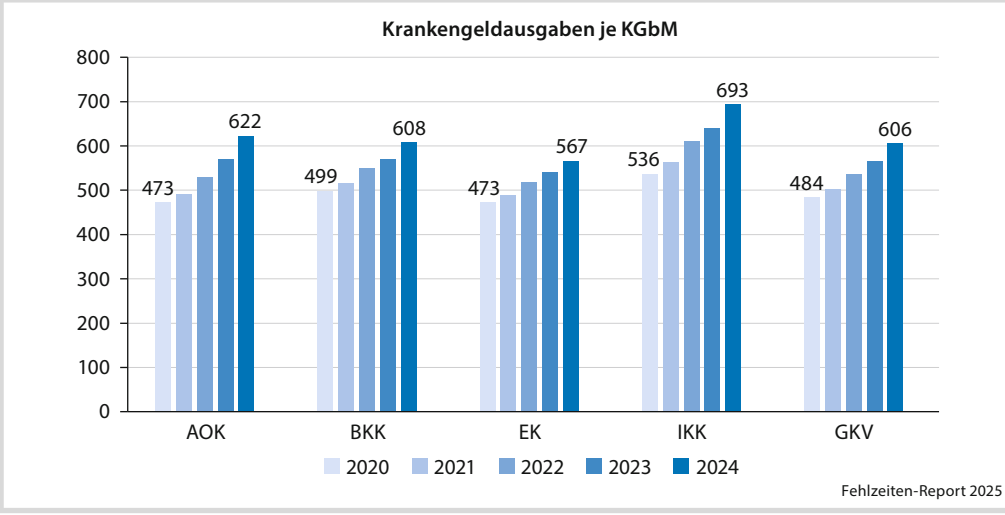


Abb. 26.1 Krankengeldausgaben je krankengeldberechtigtes Mitglied nach Krankenkassenart in den Jahren 2020–2024 in €. (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis von Daten der KV 45- und KM 1-Statistiken)

2024 bei 622 €. Hieraus ergibt sich ein Anstieg um 9,3 %.

Bei Betrachtung der Ausgabensteigerung beim Krankengeld sind drei Komponenten zu berücksichtigen: die Fallzahl (absolut oder je KGbM), die Dauer je Fall (Krankengeldtage) und der Zahlbetrag pro Tag.

Der Zahlbetrag ist, begrenzt durch das kalendertägliche Höchstkrankengeld, ausschließlich vom Einkommen abhängig und daher praktisch nicht aus dem Gesundheitssystem heraus beeinflussbar. Der durchschnittliche Bruttomonatsverdienst aller vollzeitbeschäftigten Arbeitnehmerinnen und Arbeitnehmer ist in der Nachkriegszeit fast immer – mit der Ausnahme von 2019 auf 2020 – gestiegen, auf einen Zehn-Jahres-Zeitraum betrachtet von 3.612 € im Jahr 2015 auf 4.701 € im Jahr 2024 (+30,1 %, Statistisches Bundesamt 2025a).

Die dem Krankengeld zugrunde liegende Berechnungsgrundlage wird jeweils nach Ablauf eines Jahres seit dem Ende des Bemessungszeitraums entsprechend der Veränderung der Bruttolöhne und -gehälter je Arbeitnehmer vom vorvergangenen zum vergangenen Kalenderjahr an die Entwicklung der Bruttoarbeitsentgelte angepasst. Dieser so genannte Dynamisierungsfaktor beträgt zum 01. Juli 2024 1,0611 nach 1,0469 im Vorjahr. Voraussichtlich wird der Anpassungsfaktor zum 01. Juli 2025 1,0533 betragen. D. h., das Bruttokrankengeld ist demnach in den einschlägigen Fällen voraussichtlich um 5,33 % anzupassen.

Im Folgenden werden insbesondere die Komponenten **Fallzahlen** und **Falldauern** für die AOK-Versicherten dargestellt.

26.3.1 Krankengeldfallzahlen

Die Anzahl abgeschlossener Krankengeldfälle je 100 KGbM liegt im Jahr 2024 leicht über der Anzahl in 2023 (+ 1,4 %). Einzig in den Diagnosegruppen Psychische Störungen (ICD-Buchstabe F) und „Sonstige“ Diagnosen sind

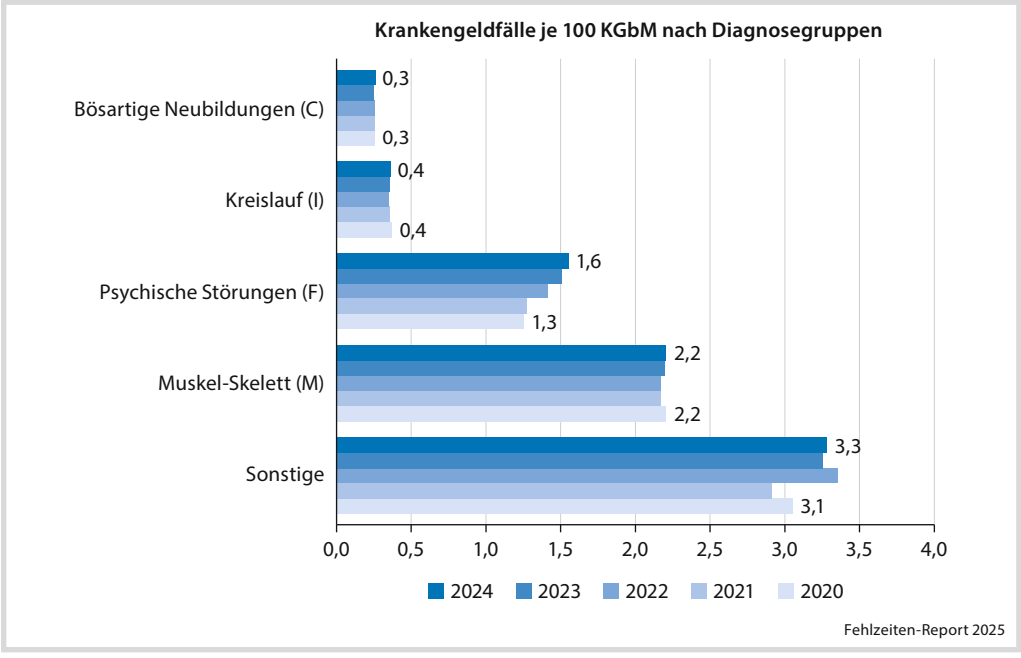
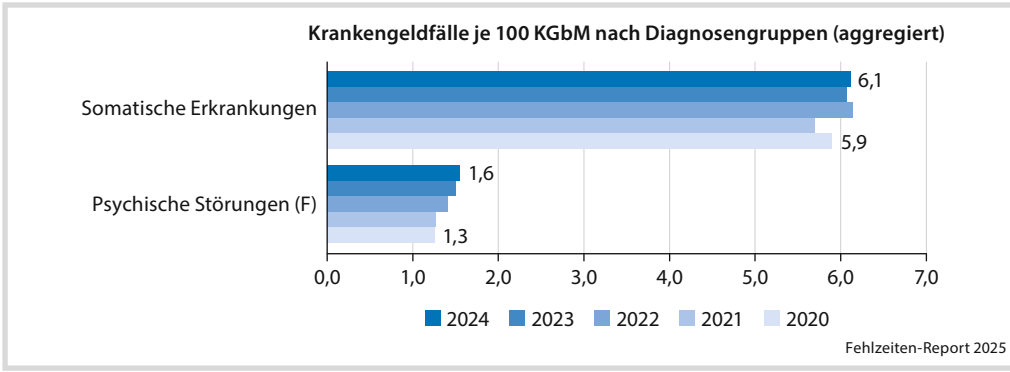


Abb. 26.2 Krankengeldfälle je 100 krankengeldberechtigte AOK-Mitglieder in den Jahren 2020–2024. (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis von AOK-Daten)



26

Abb. 26.3 Krankengeldfälle je 100 krankengeldberechtigte AOK-Mitglieder in den Jahren 2020–2024, aggregiert in psychische und somatische Erkrankungen. (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis von AOK-Daten)

im Fünf-Jahres-Zeitraum von 2020 bis 2024 Anstiege zu verzeichnen (Abb. 26.2). Für die Diagnosegruppe der psychischen Erkrankungen ist die Fallzahl zum vierten Mal in Folge gewachsen – von 1,3 Fällen im Jahr 2020 auf 1,6 Fälle je 100 KGbM im Jahr 2024. Die Fallzahl bei den „Sonstigen" Diagnosen ist zwar im Fünf-Jahres-Zeitraum gestiegen, für das Jahr 2022 auf 2023 ist hingegen ein Rückgang zu verzeichnen, der auch für die Jahre 2020 auf 2021 zu beobachten war. Für die weiteren Diagnosegruppen Muskel-Skelett-Erkrankungen (ICD-Buchstabe M), Herz-Kreislauf-Erkrankungen (ICD-Buchstabe I), und Krebserkrankungen (ICD-Buchstabe C) sind die Veränderungen zwischen den betrachteten Jahren so gering, dass von gleichbleibenden Werten zu sprechen ist. Unter den hier betrachteten Diagnosegruppen (die aggregierten „Sonstigen" außen vor gelassen) fallen die Muskel-Skelett-Erkrankungen mit 2,2 Fällen je KGbM dennoch weiterhin als besonders häufige Diagnosegruppe beim Krankengeld auf (vgl. auch SVR 2015).

Die dichotome Betrachtung der Diagnosegruppen nach psychischen Erkrankungen und allen weiteren Erkrankungen (hier zur Anschaulichkeit etwas vereinfacht „somatische Erkrankungen" genannt) zeigt, dass die Fallzahlen somatischer Erkrankungen 2021 leicht gesunken, ab 2022 jedoch auf ein konstant höheres Niveau von 6,1 Fällen je 100 KGbM angestiegen sind (Abb. 26.3).

26.3.2 Krankengeldfalldauern

Die Krankengeldfalldauern sind im Jahr 2024 erneut gestiegen und liegen nun bei 109 Tagen. Nach deutlichem Rückgang der Krankengeldfalldauer im Jahr 2022 auf 101 Tage ist wieder ein kontinuierlicher Anstieg in den Jahren 2023 und 2024 zu verzeichnen (Abb. 26.4). Mit 109 Tagen wurde 2024 das Niveau des Jahres 2021 von 108 Tagen überschritten.

Auch der Anteil der besonders langen Krankengeldfälle (> 180 Tage) lag 2024 mit 20,6 % über dem Niveau von 2021 (20,1 %). Damit kann der rückläufige Trend von 2021 auf 2022 ebenfalls nicht bestätigt werden (Abb. 26.5).

Der Anteil der kurzen Krankengeldfälle (< 20 Tage) ist im Vergleich zum Vorjahr um einen Prozentpunkt auf 37,5 % leicht gesunken. Damit treten diese weiterhin am häufigsten auf. Die weiteren Falldauern verharren auf dem Vorjahresniveau. Die Veränderungsraten sind derart gering, dass nahezu von Stagnation gesprochen werden kann.

Die rückläufigen Falldauern aus dem Jahr 2022 können auch mit Blick auf die Krankengeldfalldauern nach Diagnosegruppen nicht

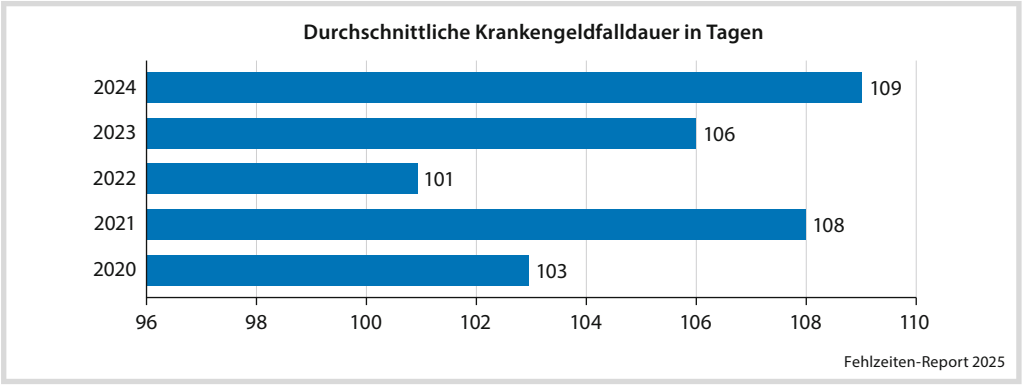


Abb. 26.4 Krankengeldfalldauer in Tagen bei den AOK-Mitgliedern in den Jahren 2020–2024. (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis von Daten der AOK)

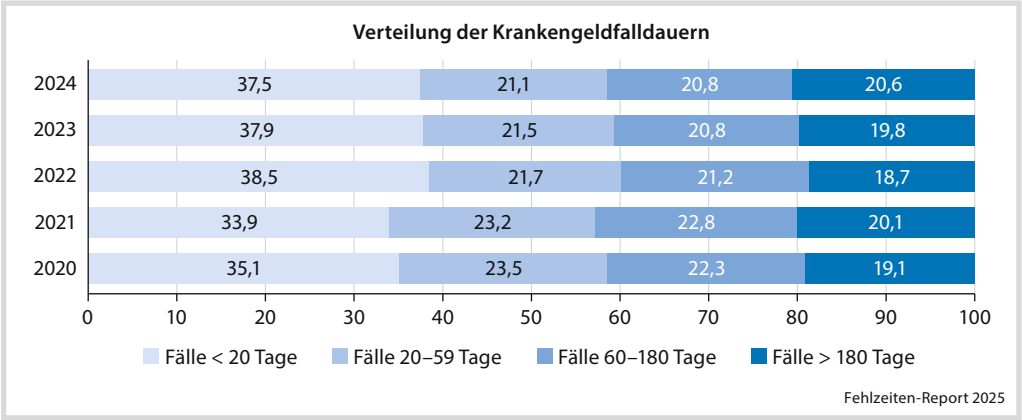


Abb. 26.5 Verteilung der Krankengeldfalldauern bei den AOK-Mitgliedern in den Jahren 2020–2024, in %. (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis von AOK-Daten)

bestätigt werden. Die Dauer der Krankengeldfälle unterscheidet sich stark nach der zugrunde liegenden Krankheit (Abb. 26.6). Die längsten Falldauern bestehen bei Krebserkrankungen (ICD-Buchstabe C) mit durchschnittlich 220 Tagen; bei psychischen Störungen (ICD-Buchstabe F) und Kreislauferkrankungen (ICD-Buchstabe I) lagen sie im Jahr 2024 bei 152 bzw. 156 Tagen. Die Muskel-Skelett-Erkrankungen führten zu mittleren Falldauern von 114 Tagen. Damit ist bei allen Gruppen – wenn auch in unterschiedlichem Ausmaß – ein Anstieg der durchschnittlichen Falldauer im Vergleich zu 2023 zu verzeichnen, nachdem diese zwischen 2021 und 2022 in sämtlichen Diagnosegruppen rückläufig gewesen war. Auch im Fünf-Jahres-Verlauf sind für alle Erkrankungen außer für „Bösartige Neubildungen“ (ICD-Buchstabe C) deutliche Zuwächse von bis zu 8 % zu verzeichnen. Damit ist diese Diagnosegruppe die einzige, die leicht unter dem Niveau des Pandemiejahrs 2021 liegt. Die Falldauer bei Krebserkrankungen ist fast doppelt so lang wie bei den (häufiger auftretenden) Muskel-Skelett-Erkrankungen.

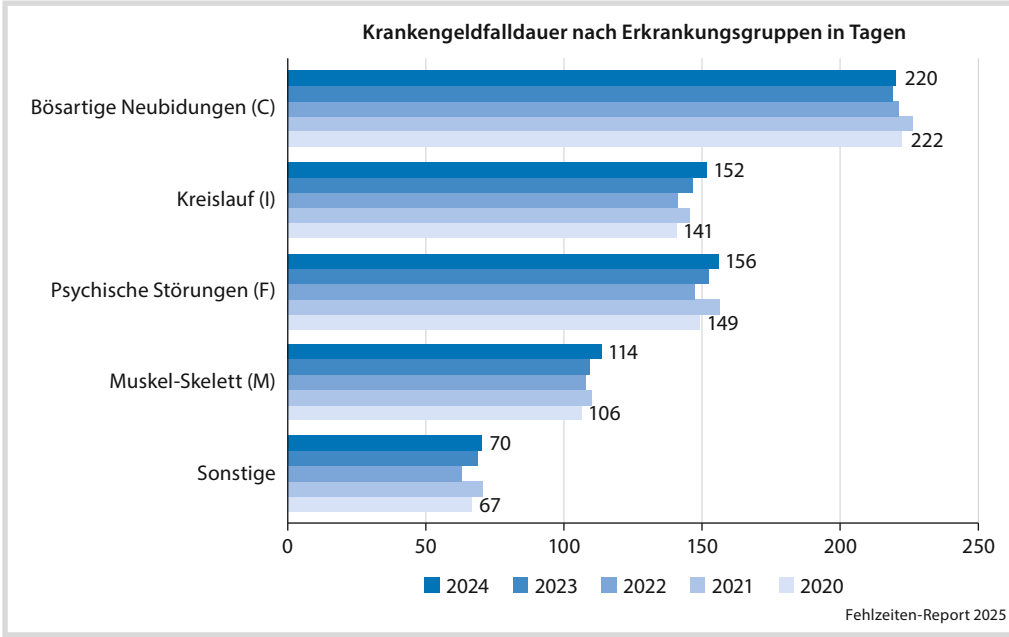


Abb. 26.6 Krankengeldfalldauern nach Diagnosegruppen (ICD-10) in Tagen bei den AOK-Mitgliedern in den Jahren 2020–2024. (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis von AOK-Daten)

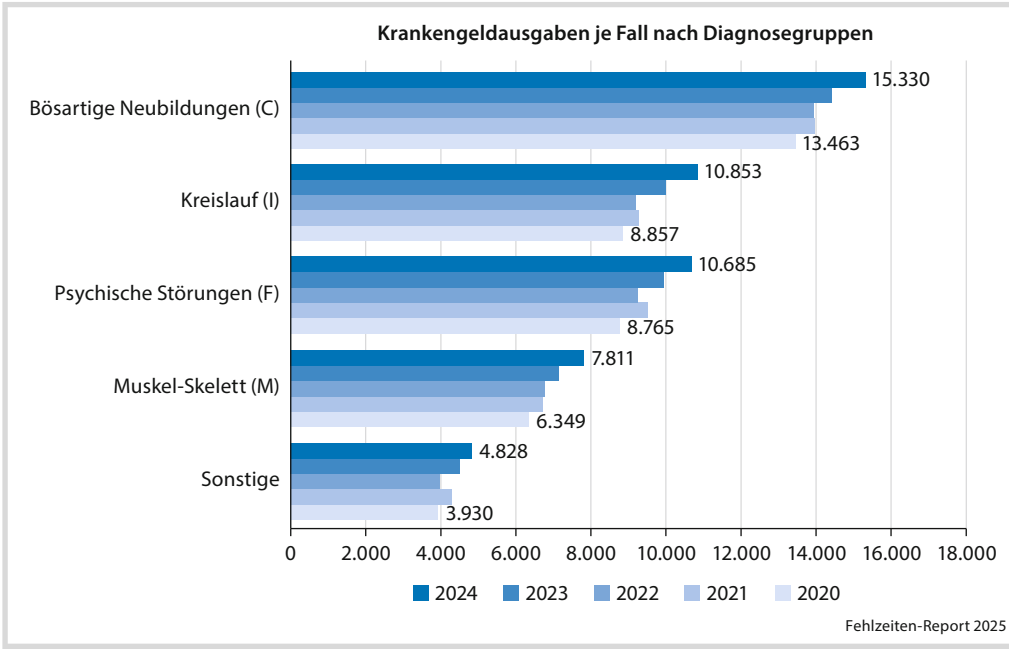


Abb. 26.7 Krankengeldausgaben in € je Fall nach Diagnosegruppen (ICD-10) bei den AOK-Mitgliedern für die Jahre 2020–2024. (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis von AOK-Daten)

26.3.3 Krankengeldausgaben nach Diagnosen

Entsprechend den Falldauern sind auch die Krankengeldausgaben je Fall zwischen den Diagnosegruppen sehr unterschiedlich, steigen insgesamt aber in allen Diagnosegruppen deutlich an (Abb. 26.7). Nachdem von 2021 auf 2022 für fast alle Gruppen die Ausgaben leicht rückläufig waren, sind für das Jahr 2024 bei allen Gruppen Wachstumsraten von deutlich mehr als 5 % im Vergleich zum Vorjahr zu verzeichnen. Damit liegen die Wachstumsraten sogar über denen aus dem Jahr 2023. Der höchste Anstieg ist für die Gruppe der Muskel-Skelett-Erkrankungen mit 8,6 %, der niedrigste für Krebserkrankungen mit 5,9 % zu verzeichnen. Die höchsten Ausgaben je Fall im Jahr 2024 ergeben sich – wie in den Vorjahren – für Krebserkrankungen mit 15.330 €, mit deutlichem Abstand gefolgt von den Herz-Kreislauf-Erkrankungen mit 10.835 € und den psychischen Störungen mit 10.685 €.

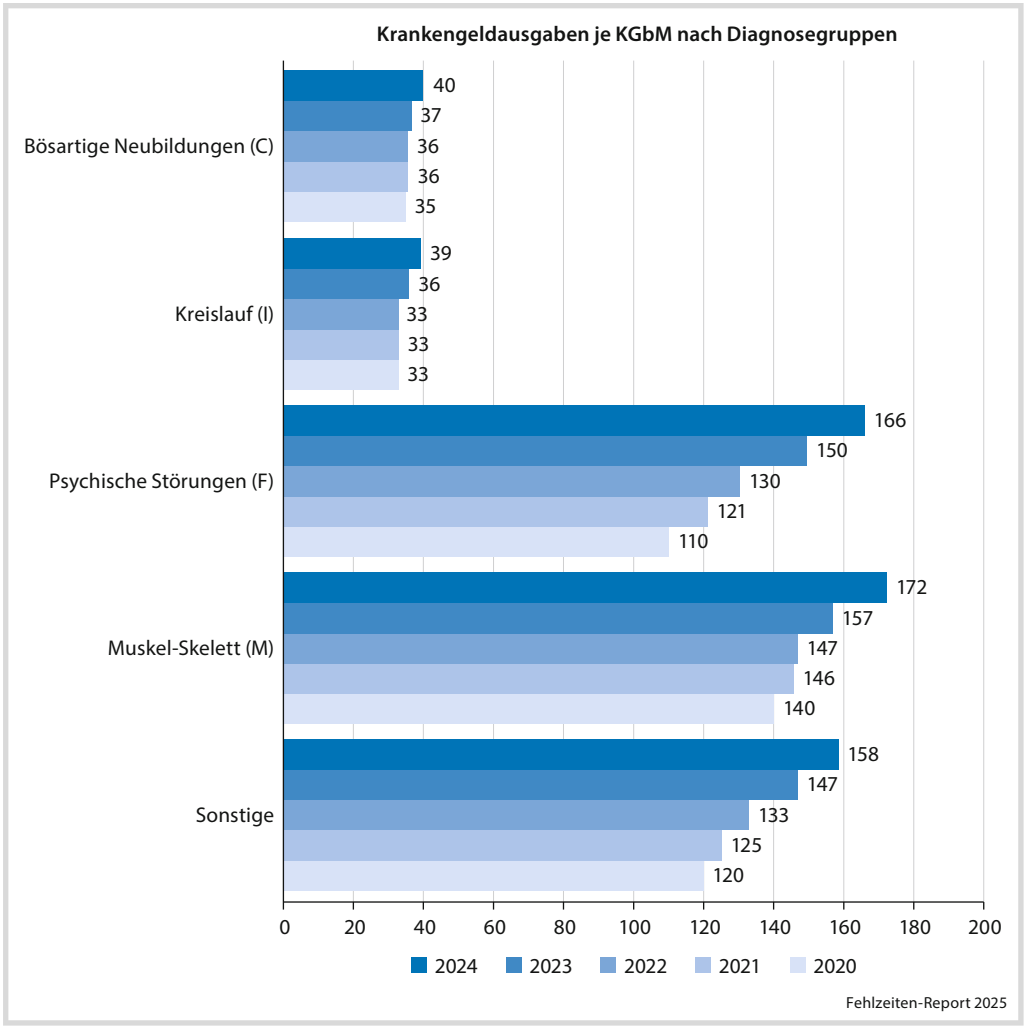


Abb. 26.8 Krankengeldausgaben in € je krankengeldberechtigtes Mitglied nach Krankheitsgruppen in den Jahren 2020–2024. (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis von AOK-Daten)

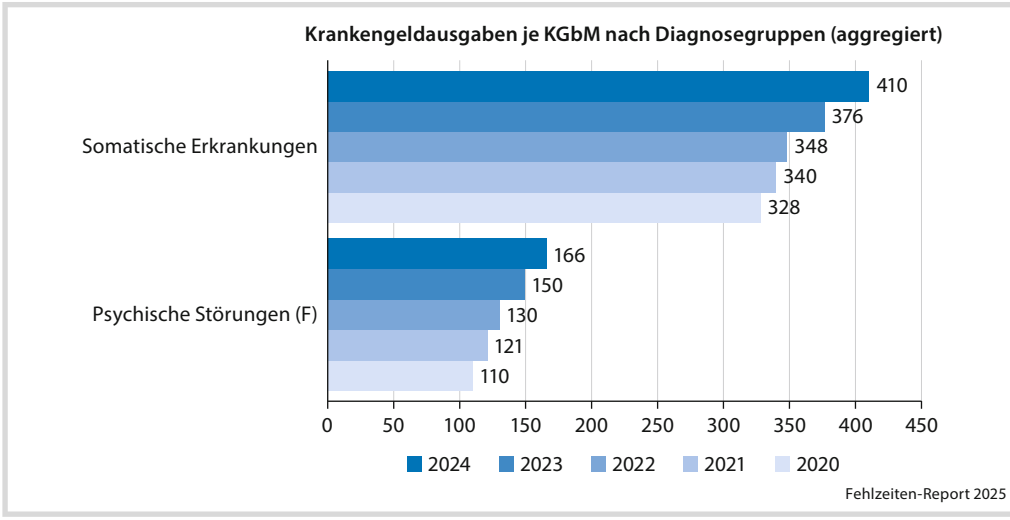


Abb. 26.9 Krankengeldausgaben in € je krankengeldberechtigtem Mitglied bei psychischen und somatischen Erkrankungen in den Jahren 2020–2024. (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis von AOK-Daten)

Bei Betrachtung der Krankengeldausgaben je KGbM (statt je Fall) ist der Wert bei den Muskel-Skelett-Erkrankungen mit 172 € am höchsten, gefolgt von den psychischen Erkrankungen mit 166 € und den sonstigen Erkrankungen mit 158 € (Abb. 26.8). Dies geht auf die Häufigkeiten der Fälle in Kombination mit den Falldauern zurück. Die Veränderung vom Jahr 2023 zum Jahr 2024 liegt dabei zwischen +11,0 % (psychische Störungen) und +7,9 % (sonstige Erkrankungen). Damit sind für alle ausgewiesenen Diagnosegruppen deutlich erhöhte Ausgaben zu verzeichnen.

Bei der Gegenüberstellung der Diagnosegruppe der psychischen Erkrankungen mit den restlichen Diagnosegruppen der „somatischen Erkrankungen" zeigt sich, dass der Anstieg der Ausgaben je KGbM von 2023 auf 2024 prozentual für die Gruppe der psychischen Erkrankungen etwas höher ausfällt (+16 €, +9,9 %) als für die Gruppe der somatischen Erkrankungen (+34 €, +8,3 %, Abb. 26.9). Damit verzeichnen beide Gruppen deutliche Steigerungen, wenn auch im geringeren Umfang als zum Vorjahr. Die Steigerungsrate für psychischen Erkrankungen ist im Fünf-Jahres-Zeitraum um 50,7 % gestiegen, während sie für somatische Erkrankungen um 25,2 % gestiegen ist.

26.3.4 Einfluss des Alters

Das Alter der KGbMs hat seit jeher einen erheblichen Einfluss auf die Fallhäufigkeit, die Falldauer und die Ausgaben beim Krankengeld (Abb. 26.10 bis 26.12). So geht fast die Hälfte (47,5 %) der Krankengeldfälle auf Mitglieder der Altersgruppe 50–64 Jahre zurück, obwohl diese im Jahr 2024 nur 33,0 % der sozialversicherungspflichtig Beschäftigten ausmachten (Statistisches Bundesamt 2025b). Der Anteil dieser Altersgruppe an den Krankengeldfällen lag im Jahr 2021 noch bei 53,0 % und ist seitdem rückläufig. Der Anteil der Fälle bei den unter 40-Jährigen ist demgegenüber im vierten Jahr in Folge leicht gestiegen (von 26,9 % im Jahr 2021 auf 31,1 % im Jahr 2024; Abb. 26.10).

Die Krankengeldfalldauer ist in höherem Alter erheblich länger. Während 15- bis 24-Jährige im Jahr 2024 eine durchschnittliche Falldauer von 39 Tagen aufwiesen, betrug diese in der Altersgruppe der 25- bis 39-Jährigen

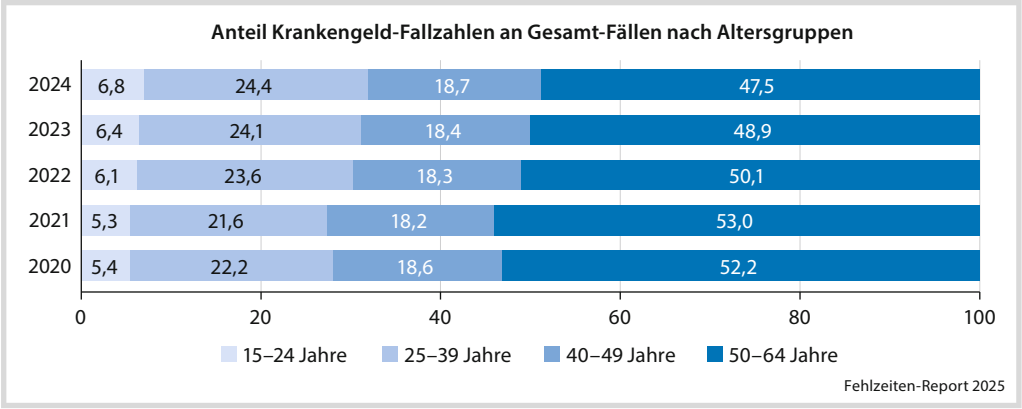


Abb. 26.10 Anteil von Altersgruppen an den Krankengeldfallzahlen bei AOK-Mitgliedern in den Jahren 2020–2024, in %. (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis von AOK-Strukturdatenanalysen; Jahreszeitraum jeweils vom 01.09. des Vorjahres bis zum 31.08. des Auswertungsjahres)

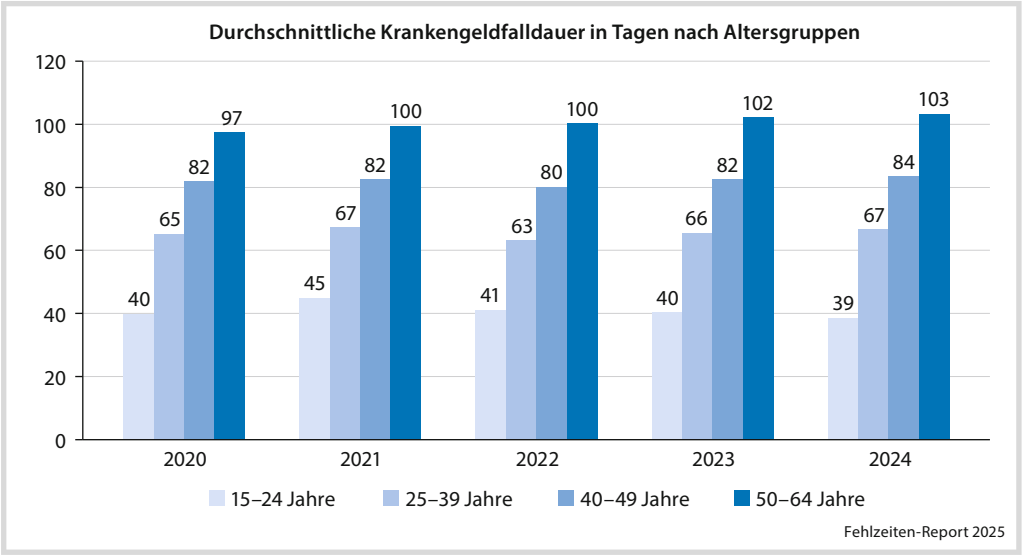


Abb. 26.11 Durchschnittliche Krankengeldfalldauer nach Altersgruppen bei AOK-Mitgliedern in den Jahren 2020–2024. (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis von AOK-Strukturdatenanalysen; Jahreszeitraum jeweils vom 01.09. des Vorjahres bis zum 31.08. des Auswertungsjahres)

bereits 67 Tage, bei den 40- bis 49-Jährigen 84 Tage und bei den 50- bis 64-Jährigen 103 Tage (Abb. 26.11). Damit ist für jede Altersgruppe außer für die Gruppe der 15- bis 24-Jährigen die durchschnittliche Falldauer im Vergleich zum Vorjahr gestiegen. Im Fünf-Jahres-Zeitraum war für die Gruppe der 50- bis 64-Jährigen ein Anstieg um sechs Tage zu verzeichnen.

Entsprechend ist auch der Anteil der Älteren an den Krankengeldausgaben überproportional hoch: 57,7 % der Ausgaben gingen im Jahr 2024 auf die Altersgruppe der 50- bis 64-Jährigen zurück. Von der Altersgruppe

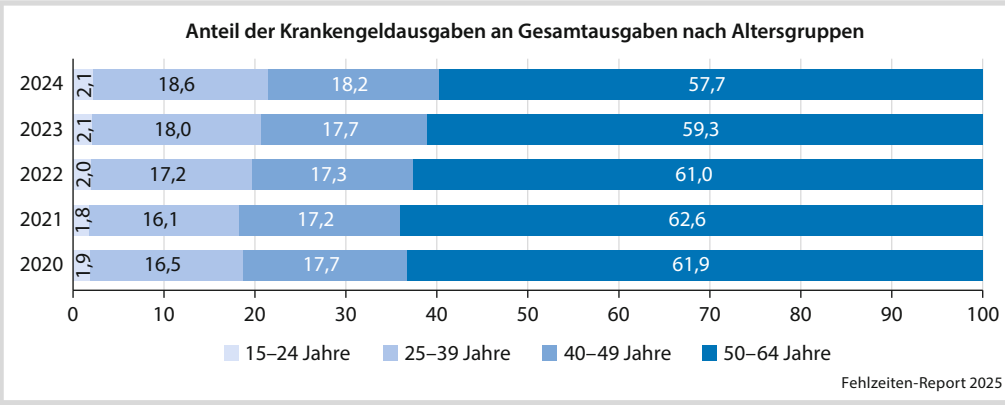


Abb. 26.12 Anteil der Altersgruppen an den Krankengeldausgaben bei AOK-Mitgliedern in den Jahren 2020–2024, in %. (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis von AOK-Strukturdatenanalysen; Jahreszeitraum jeweils vom 01.09. des Vorjahres bis zum 31.08. des Auswertungsjahres)

der 15- bis 24-Jährigen resultieren hingegen recht konstant maximal 2,1 % der Krankengeldausgaben (Abb. 26.12). Dies hat neben den höheren Fallzahlen und Falldauern der Älteren auch mit den unterschiedlich hohen Einkommen der Versichertengruppen zu tun. Eine leichte Zunahme der Anteile an den Krankengeldausgaben ist bei den 25- bis 39-Jährigen und 40- bis 49-Jährigen zu verzeichnen, die seit 2021 steigende Anteile an den Gesamtausgaben ausmachen. Im Vergleich zu 2021 ist ein Anstieg des Anteils um 3,5 % zu verzeichnen.

26.4 Zusammenfassung

Vom Jahr 2023 zum Jahr 2024 sind die absoluten Krankengeldausgaben bei den AOK-Mitgliedern wie auch GKV-weit in höherem Umfang als im Vorjahr gestiegen. Die Gesamtkrankengeldausgaben in der GKV lagen gemäß der Quartalsstatistik im Jahr 2024 bei 20,55 Mrd. €. Dies entspricht 6,3 % der gesamten GKV-Gesamtausgaben. Damit ist der Anteil zum Vorjahr (6,2 %) leicht gestiegen. Weiterhin gilt, dass die Krankengeldausgaben sich mit Blick auf einen Zehn-Jahres-Zeitraum in absoluten Zahlen etwa verdoppelt und anteilmäßig an allen Leistungsausgaben um über einen Prozentpunkt erhöht haben.

Die Krankengeldausgaben je KGbM sind GKV-weit um 6,9 % gestiegen, bei den AOK-Mitgliedern beträgt dieser Wert 9,3 %. Im Vorjahr lag der Anstieg der Krankengeldausgaben unter den AOK-Mitgliedern bei 7,6 % und GKV-weit bei 5,5 %. Damit steigen die Ausgaben je KGbM kontinuierlich, während die Höhe des prozentualen Wachstums seit Jahren schwankt.

Bei näherer Betrachtung fällt auf, dass sich manche Entwicklungen des Vorjahres leicht umkehren und in den meisten Bereichen an die Trends der Jahre vor 2022 anknüpfen (Herr und Schwanke 2023; Räker und Schwanke 2024). So sind die Krankengeldfalldauern unter den AOK-Mitgliedern wieder gestiegen, nachdem sie 2022 gesunken waren und befinden sich aktuell leicht über dem Niveau von 2021. Der Anteil der längsten Krankengeldfälle (> 180 Tage, unabhängig von der Krankheitsgruppe) ist erneut gestiegen und liegt nun bei 21 % aller Fälle. Dennoch spielen kürzere Fälle weiterhin eine größere Rolle als in den Jahren vor 2022 – ihr Anteil beträgt 37 % und ist somit etwas kleiner als im Vorjahr.

Die insgesamt langen Falldauern tragen zu den durchweg höheren Krankengeldausgaben je Fall bei. Auf die wichtige Rolle hoher bzw. steigender Falldauern beim Krankengeld wies bereits der Sachverständigenrat Gesundheit im

Sondergutachten zum Krankengeld hin (SVR 2015). Zu den Krankengeldausgaben tragen allerdings auch die wieder gestiegenen Bruttomonatseinkommen bei, weil die kalendertäglichen Krankengeldzahlungen von diesen abhängen.

Für die Fallzahlen je 100 KGbM für die zusammengefasste Gruppe „somatische Erkrankungen" bleiben im dritten Jahr infolge recht konstant bei 6,1 Fälle je 100 KGbM und liegen damit weiterhin leicht über dem Niveau von 2020. Aufgrund der nur leichten Schwankungen in der Gesamtschau ist hier kein wirklicher Trend abzulesen. Bei den psychischen Erkrankungen sind mit aktuell 1,6 Fällen je KGbM kontinuierlich seit 2019 leichte Zuwächse zu beobachten.

Die Bedeutung der älteren Altersgruppen beim Krankengeld ist weiterhin hoch, aber das zweite Jahr in Folge rückläufig: Knapp jeder zweite Krankengeldfall (47,5 %) und deutlich mehr als die Hälfte der Krankengeldausgaben (57,7 %) unter AOK-Mitgliedern gehen aktuell auf die 50- bis 64-Jährigen zurück. Damit liegen diese Werte deutlich unter dem Niveau von 2020. Die mittlere Krankengeldfalldauer in dieser Altersgruppe ist mit 103 Tagen hingegen erneut leicht gestiegen.

Für die Altersgruppe 40–49 Jahre unterlagen die Werte sowohl bei der Falldauer und den Ausgaben als auch beim Anteil an den Fallzahlen nur sehr leichten Veränderungen. Für die Altersgruppen 15–24 Jahre und 25–39 Jahre sind mit Blick auf den Anteil an den Fallzahlen insgesamt leichte Steigerungen zur verzeichnen. Die Krankengeldfälle der 25- bis 39-Jährigen machen zudem zunehmend einen größeren Anteil der Gesamtausgaben aus (16,5 % im Jahr 2020 und 18,6 % im Jahr 2024). Für die 25- bis 39-Jährigen sind demnach für ihren Anteil sowohl an den Gesamtfällen als auch an den Gesamtausgaben im dritten Jahr in Folge Steigerungen zu verzeichnen. Hier wären weitere Analysen erforderlich, z. B. mit Blick auf die Frage, welche Erkrankungen das Wachstum bedingen.

Die Fälle in der Krankheitskategorie „Sonstige" spielen weiterhin eine große Rolle (3,3 Fälle je 100 KGbM). Die Krankengeldfalldauern sind außer für die Gruppe der Krebserkrankungen (hier sind konstante Fallzahlen zu beobachten) das zweite Jahr in Folge – nach deutlichen Rückgängen – gestiegen und teilweise wieder auf dem Niveau von 2021. Alle Gruppen liegen auf oder über dem Niveau von 2020. Gleichzeitig sind die Ausgaben je KGbM für jede Diagnosegruppe deutlich gestiegen. Außerdem gilt, dass die Muskel-Skelett-Erkrankungen durch die insgesamt hohen Fallzahlen je KGbM (2,2) wie auch in den Vorjahren eine große Rolle für die Krankengeldausgaben je KGbM spielen (172 €). Die Krebserkrankungen führen mit durchschnittlich 220 Tagen zu den mit Abstand längsten Falldauern und lösen somit die höchsten Krankengeldausgaben je Fall aus (15.330 €), treten aber erheblich seltener auf als die Muskel-Skelett-Erkrankungen und die psychischen Erkrankungen. Auch hier wären weitere Analysen z. B. zur Altersverteilung von Interesse.

Es bleibt weiter spannend zu beobachten, wie sich die Trends insbesondere bei den Falldauern, den Altersgruppen und den Krankheitskategorien in den nächsten Jahren entwickeln.

Die aktuellen Entwicklungen zeigen die herausragende Bedeutung nicht übertragbarer Erkrankungen für die Inanspruchnahme von Krankengeld und damit die Notwenigkeit zur Stärkung präventiver Maßnahmen. Gerade in Zeiten des demographischen Wandels und prognostizierter Fachkräfteengpässe (beispielhaft SVR 2024) sollte insbesondere der Anstieg der Falldauern in den jüngeren Altersgruppen für Entscheidungsträger auf unterschiedlichen politischen und gesellschaftlichen Ebenen handlungsleitend sein. Dies bedeutet u. a., dass neben spezifischen Analysen, die das Krankheitsgeschehen und die Arbeitsbedingungen der jüngeren Altersgruppen betrachten, gezielte Präventionsangebote und weitere Maßnahmen für diese Zielgruppe z. B. von den Krankenkassen abzuleiten und umzusetzen sind.

Literatur

Gothe H, Swart E, Ihle P (2020) Datennutzung im Gesundheitswesen aus Sicht der Versorgungsforschung. G+G Wissenschaft 20(3):7–13

Herr D (2018) Datenquellen zum Krankengeld im deutschen Gesundheitswesen – eine Übersicht sowie Empfehlungen für die Versorgungsforschung. Z Evid Fortbild Qual Gesundhwes 135–136:56–64

Herr D, Schwanke R (2020) Entwicklung der Krankengeldausgaben bei AOK-Mitgliedern unter Einordnung in die verfügbaren Datenquellen. In: Badura B, Ducki A, Schröder H, Klose J, Meyer M (Hrsg) Fehlzeiten-Report 2020 – Gerechtigkeit und Gesundheit. Springer, Berlin, S 685–696

Herr D, Schwanke R (2023) Entwicklung der Krankengeldfälle und -ausgaben bei AOK-Mitgliedern im Jahr 2022. In: Badura B, Ducki A, Baumgardt J, Meyer M, Schröder H (Hrsg) Fehlzeiten-Report 2023 – Zeitenwende – Arbeit gesund gestalten. Springer, Berlin, S 739–750

Nimptsch U, Bestmann A, Erhart M, Dudey S, Marx Y, Saam J, Schopen M, Schröder H, Swart E (2015) Zugang zu Routinedaten. In: Swart E, Ihle P, Gothe H, Matusiewicz D (Hrsg) Routinedaten im Gesundheitswesen. Huber, Bern, S 270–290

Räker M, Schwanke R (2024) Entwicklung der Krankengeldfälle und -ausgaben bei AOK-Mitgliedern. In: Badura B, Ducki A, Baumgardt J, Meyer M, Schröder H (Hrsg) Fehlzeiten-Report 2024 – Bindung und Gesundheit – Fachkräfte gewinnen und halten. Springer, Berlin, S 645–658

RKI – Robert Koch-Institut (2015) Wichtige Datenquellen. In: Gesundheit in Deutschland 2015. Gesundheitsberichterstattung des Bundes. Gemeinsam getragen von RKI und Destatis. RKI, Berlin, S 501–510

Slagman A, Hoffmann F, Horenkamp-Sonntag D, Swart E, Vogt V, Herrmann WJ (2023) Analyse von Routinedaten in der Gesundheitsforschung: Validität, Generalisierbarkeit und Herausforderungen. Z Allg Med 99:86–92

Statistisches Bundesamt (2025a) Durchschnittliche Bruttomonatsverdienste, Zeitreihe. https://www.destatis.de/DE/Themen/Arbeit/Verdienste/Verdienste-Branche-Berufe/Tabellen/liste-bruttomonatsverdienste.html#134694. Zugegriffen: 9. Juni 2025

Statistisches Bundesamt (2025b) Sozialversicherungspflichtig Beschäftigte am Arbeitsort nach Altersgruppen. https://www.destatis.de/DE/Themen/Arbeit/Arbeitsmarkt/Erwerbstaetigkeit/Tabellen/altersgruppen.html. Zugegriffen: 9. Juni 2025

SVR – Sachverständigenrat Gesundheit und Pflege (2024) Fachkräfte im Gesundheitswesen. Nachhaltiger Einsatz einer knappen Ressource. https://www.svr-gesundheit.de/fileadmin/Gutachten/Gutachten_2024/2.__durchgesehene_Auflage_Gutachten_2024_Gesamt_bf_2.pdf. Zugegriffen: 9. Juni 2025

SVR – Sachverständigenrat zur Begutachtung der Entwicklung im Gesundheitswesen (2015) Krankengeld – Entwicklung, Ursachen und Steuerungsmöglichkeiten. Hogrefe, Berlin

Krankheitsbedingte Fehlzeiten in der Bundesverwaltung und Bilanz von 15 Jahren Betrieblichen Gesundheitsmanagements in der unmittelbaren Bundesverwaltung

Annette Schlipphak und Björn Wegener

Inhaltsverzeichnis

27.1 Gesundheitsmanagement in der Bundesverwaltung – 659

27.2 Bilanz über 15 Jahre Betriebliches Gesundheitsmanagement in der unmittelbaren Bundesverwaltung – 659

27.2.1 Einführung – 659

27.2.2 Was hat sich seit 2009 im BGM der unmittelbaren Bundesverwaltung getan? – 660

27.2.3 Herausforderungen bei der Umsetzung des BGM – 661

27.2.4 Umsetzungsstand des BGM – 662

27.2.5 Die Ergebnisse zum Stand des BGM in der unmittelbaren Bundesverwaltung bezogen auf die Prozessschritte im Managementzyklus – 663

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_27

27.2.6 Fazit und Blick in die Zukunft: Weiterentwicklung des BGM – 664

27.3 Überblick über die krankheitsbedingten Abwesenheitszeiten im Jahr 2023 – 665

27.3.1 Methodik der Datenerfassung – 665
27.3.2 Allgemeine Entwicklung der Abwesenheitszeiten – 665
27.3.3 Dauer der Erkrankung – 665
27.3.4 Abwesenheitstage nach Laufbahngruppen – 667
27.3.5 Abwesenheitstage nach Statusgruppen – 667
27.3.6 Abwesenheitstage nach Behördengruppen – 668
27.3.7 Abwesenheitstage nach Geschlecht – 668
27.3.8 Abwesenheitstage nach Alter – 668
27.3.9 Gegenüberstellung mit den Abwesenheitszeiten der AOK-Statistik – 670

Literatur – 672

Zusammenfassung

Die krankheitsbedingten Fehlzeiten der unmittelbaren Bundesverwaltung werden auf der Grundlage eines Kabinettsbeschlusses seit 1997 erhoben und veröffentlicht. Der nachfolgende Beitrag umfasst den Erhebungszeitraum 2023 und basiert auf dem im Januar 2025 veröffentlichten Gesundheitsförderungsbericht 2023. Das Schwerpunktthema bilanziert die Entwicklung des Betrieblichen Gesundheitsmanagements der unmittelbaren Bundesverwaltung über die letzten 15 Jahre und die Anforderungen an die Zukunft. Darüber hinaus werden die krankheitsbedingten Abwesenheitszeiten in der Bundesverwaltung dargestellt und analysiert.

27.1 Gesundheitsmanagement in der Bundesverwaltung

Das Alter der Beschäftigten der unmittelbaren Bundesverwaltung bleibt mit durchschnittlich 44 Jahren – trotz rückläufiger Tendenz – weiterhin hoch. Dies hat Einfluss auf die krankheitsbedingten Fehlzeiten. Gerade ältere Beschäftigte weisen durchschnittlich längere Ausfallzeiten auf als jüngere Beschäftigte. Daneben wirkt sich der Faktor Laufbahn auf die Entwicklung der krankheitsbedingten Fehlzeiten aus. Mit zunehmender Qualifikationshöhe der Beschäftigten und dem damit verbundenen Tätigkeitsprofil sinken die krankheitsbedingten Fehlzeiten. Im Jahr 2023 fehlten die Beschäftigten der unmittelbaren Bundesverwaltung im einfachen Dienst durchschnittlich an 35,04, im mittleren Dienst an 25,98, im gehobenen Dienst an 18,15 und im höheren Dienst an 11,14 Arbeitstagen.

Mit dem Gesundheitsförderungsbericht 2009 wurde erstmals die Ausgestaltung des Betrieblichen Gesundheitsmanagements (BGM) vorgestellt. In der Folge wurde ein Rahmenkonzept BGM in Zusammenarbeit mit der Unfallversicherung Bund und Bahn erarbeitet. In dieser Zeit wurde eine Vielzahl von Aktivitäten und Bausteinen zur Stärkung der Gesundheit der Beschäftigten in den Behörden und Betrieben des Bundes eingeführt. Die Herausforderungen bei der Umsetzung des BGM in den Behörden beziehen sich auf die Faktoren Zielkonflikte und Kontinuität, Ressourcenkonflikte, die Grundausrichtung des BGM: verhaltens- versus verhältnisorientierte Prävention, Fragen der strukturellen Verankerung sowie den Umgang mit Krisen und Veränderungsprozessen.

27.2 Bilanz über 15 Jahre Betriebliches Gesundheitsmanagement in der unmittelbaren Bundesverwaltung

27.2.1 Einführung

Das Betriebliche Gesundheitsmanagement (BGM) in der unmittelbaren Bundesverwaltung blickt auf eine Geschichte von 15 Jahren zurück – der richtige Zeitpunkt, um das Erreichte zu resümieren und einen Blick in die Zukunft zu werfen. Wie hat alles begonnen, was hat sich in dieser Zeit entwickelt, welche Hürden wurden genommen und welchen Herausforderungen wird sich das BGM stellen müssen?

In dem 2010 veröffentlichten Gesundheitsförderungsbericht für das Jahr 2009 wurde die Ausgestaltung der systematischen Betrieblichen Gesundheitsförderung in der Bundesverwaltung erstmals einer breiteren Öffentlichkeit vorgestellt. Grundlage bildet zum einen die 2009 verabschiedete „Gemeinsame Initiative zur Förderung des Gesundheitsmanagements in der Bundesverwaltung“ (BMI 2009a). Diese zwischen dem BMI und den Sozialpartner geschlossene Vereinbarung dient der „Weiterentwicklung der systematischen behördlichen Gesundheitsförderung und zum Aufbau bzw. zur Fortentwicklung von behördenbezogenen Gesundheitsmanagementsystemen in der Bundesverwaltung“ (ebd., S. 1). Sie orientiert sich an der „Ottawa-Charta zur Gesundheitsförderung“ (WHO 1986), der „Luxemburger Dekla-

ration zur betrieblichen Gesundheitsförderung in der Europäischen Union“ (ENWHP 1997) und der „Qualitätskriterien für die betriebliche Gesundheitsförderung des Europäischen Netzwerkes für betriebliche Gesundheitsförderung“ (ENWHP 2018). Die Vereinbarung formuliert: „Für die Bundesbehörden ist der Auftrag zur systematischen Gesundheitsförderung durch die Umsetzungspläne zum Regierungsprogramm ‚Zukunftsorientierte Verwaltung durch Innovationen‘ verbindlich“ (ebd., S. 1). Das Regierungsprogramm „Vernetzte und transparente Verwaltung“ wurde für die 17. Legislaturperiode veröffentlicht (BMI 2010). Den Bedarf, den Erhalt und die Förderung der Gesundheit der Beschäftigten in den Fokus zu rücken war zu diesem Zeitpunkt genauso aktuell wie heute.

Mit Blick auf die demographische Entwicklung konnte das Durchschnittsalter der Beschäftigten in der unmittelbaren Bundesverwaltung durch die Einstellungsoffensiven der letzten zehn Jahre von durchschnittlich 45,0 Jahren auf 44,0 Jahre (Stichtag 30.06.2023) gesenkt werden.

Weiterhin verändern Globalisierung und Digitalisierung, Fach- und Arbeitskräftemangel, der Wertewandel, vielfältige gesellschaftliche Krisen sowie der Klimawandel unsere Arbeitswelt mit hohem Tempo. Dies birgt auch für die Gesundheit der Arbeitnehmerinnen und Arbeitnehmer sowohl neue Chancen als auch Risiken. Daher wird die Gestaltung guter, sicherer und gesunder Arbeit immer mehr zu einem zentralen Erfolgsfaktor, um Arbeitgeberattraktivität langfristig zu sichern sowie die Leistungsfähigkeit, die Leistungsbereitschaft sowie letztendlich auch die Arbeitsfähigkeit der Beschäftigten zu erhalten und zu fördern.

27.2.2 Was hat sich seit 2009 im BGM der unmittelbaren Bundesverwaltung getan?

Der seit 2009 eingeschlagene Weg eines verstärkten betrieblichen Arbeits- und Gesundheitsschutzes zielt darauf ab, dass Beschäftigte in jeder Phase ihres beruflichen Lebens leistungsfähig bleiben. Dazu wurde die Betriebliche Gesundheitsförderung in den letzten 15 Jahren in den Ressorts verstärkt und ein umfassendes Betriebliches Gesundheitsmanagement als zentrales Instrument einer wirksamen betrieblichen Gesundheitspolitik konzeptioniert und etabliert. Die Verbindung mit dem Arbeitsschutz wie auch der Personal- und Organisationsentwicklung wurde in vielen Behörden hergestellt. Weiterhin konnte vielfach eine Verknüpfung mit dem Betrieblichen Eingliederungsmanagement (BEM) und der Sozialberatung umgesetzt werden.

Im Jahr 2014 wurde ressortübergreifend das Rahmenkonzept für ein Betriebliches Gesundheitsmanagement veröffentlicht und damit ein ganzheitliches, systematisches und nachhaltiges (Management-)Vorgehen vorgelegt (BMI 2014). Basierend auf wissenschaftlichen Erkenntnissen und den gewonnenen Erfahrungen in der Anwendung haben die Unfallversicherung Bund und Bahn (UVB) und die Bundesakademie der öffentlichen Verwaltung (BAköV) ein umfassendes Weiterbildungsprogramm im Themenfeld Gesundheit bei der Arbeit etabliert.

Da die meisten der für das BGM zuständigen Personen vor allem innerbetrieblich aus- und weitergebildet wurden, bildete die UVB zusätzlich in den Jahren 2014 bis 2020 Kolleginnen und Kollegen aus den Behörden der Bundesverwaltung in umfassenden einjährigen Qualifizierungen zu zertifizierten Betrieblichen Gesundheitsmanagern und Gesundheitsmanagerinnen weiter.

In der Folge etablierten sich aus den Maßnahmen Netzwerke, etwa das Netzwerk BGM der obersten und oberen Bundesbehörden, was seitens der UVB engagiert unterstützt wurde, wie z. B. auch durch die alle zwei Jahre stattfindende Tagung des Potsdamer Dialogs der UVB.

In vielen Behörden wurden im Laufe der Jahre Personalstellen für das BGM eingerichtet. Für diese Aufgaben wurden zum einen qualifizierte Expertinnen und Experten mit Erfahrungen aus der Privatwirtschaft und ein-

schlägigen, fachspezifischen Studienabschlüssen bzw. Ausbildungen gewonnen. Zum anderen wurden durch die oben genannte Weiterbildungsinitiative der UVB über mehrere Jahre geeignete Personen zu Betrieblichen Gesundheitsmanager/innen fortgebildet. Dies hat zu einer weiteren Professionalisierung des BGM in den Behörden beigetragen.

Mit der Aufnahme des Themas Gesundheit als eigenes Kapitel in das Maßnahmenprogramm Nachhaltigkeit – Weiterentwicklung 2021 „Nachhaltigkeit konkret im Verwaltungshandeln umsetzen" der Bundesverwaltung (Kabinettbeschluss vom 20. August 2021; BMJV 2021) wurde das Thema weiter in den Vordergrund gerückt.

Mit zunehmender Erfahrung mit dem Thema und den gewonnenen Erkenntnissen haben sich die Bundesverwaltung und die UVB im Laufe der Jahre immer tiefergehender damit auseinandergesetzt, wie Betriebe besser die für sie und ihren Bedarf geeigneten Maßnahmen ableiten und umsetzen können. Als wichtiges Instrument haben sich hier insbesondere Beschäftigtenbefragungen in Kombination mit Diskussionskreisen unter Beteiligung der betroffenen Personengruppen bewährt. Um hier einen einheitlichen, zielgruppenspezifischen und wissenschaftlich evidenten Weg gehen zu können, hat die UVB ihren ursprünglich im Jahr 2010 konzipierten Fragebogen weiterentwickelt und 2021 mit dem Fragebogen MOLA (Menschen. Organisationskultur. Leistung. Arbeitsgestaltung) ein neues aktuelles und wissenschaftlich fundiertes Befragungsinstrument für die Bundesverwaltung eingeführt. Der Fragebogen steht seit 2022 auch als Onlinetool zur Verfügung (UVB 2022).

Insgesamt konnten in den letzten 15 Jahren eine Vielzahl von miteinander verknüpften Aktivitäten eingeführt werden, die es der Bundesverwaltung erleichtern, die Gesundheit ihrer Beschäftigten systematisch, nachhaltig und letztendlich erfolgreich zu erhalten und zu fördern.

27.2.3 Herausforderungen bei der Umsetzung des BGM

Aus der Beobachtung der Umsetzung des BGM in den vergangenen 15 Jahren haben sich fünf große Hürden herauskristallisiert, die einen wesentlichen Einfluss darauf haben, inwieweit BGM in den einzelnen Behörden und Betrieben der Bundesverwaltung wirksam werden kann.

▪▪ 1. Zielkonflikte und Kontinuität

Die Gesundheit der Beschäftigten bei allen betrieblichen Prozessen und Anforderungen im Fokus zu erhalten ist eine kontinuierliche und langfristige Aufgabe. Die betriebliche Praxis ist häufig getrieben von kurz- bis mittelfristigen Anforderungen und Prozessen, die schnell in den Vordergrund rücken und damit häufig das Thema Gesundheit bei der Arbeit überlagern.

▪▪ 2. Ressourcenkonflikte

Ohne ausreichende finanzielle Mittel, beispielsweise für die Analyse, Planung und Umsetzung von Maßnahmen, kann BGM nicht optimal wirken. Dies setzt aber auch kompetente Personen im Betrieb voraus, denen ausreichend Zeit zur Verfügung steht. Gerade in Zeiten der Einsparungen führt dies zu entsprechenden Ressourcenverteilungskonflikten und Engpässen.

▪▪ 3. Verständnis als Managementsystem

Das BGM konzentriert sich häufig primär auf verhaltensorientierte Gesundheitsförderungsmaßnahmen wie beispielsweise Yoga-Kurse, Rücken-Kurse oder Gesundheitstage. Die Fokussierung auf die Frage, wie Arbeit selbst gesund gestaltet werden kann, u. a. hinsichtlich Aufgaben, Arbeitsorganisation oder sozialen Beziehungen, gerät schnell in den Hintergrund.

▪▪ 4. Strukturelle Verankerung

Das BGM sollte als Gemeinschaftaufgabe in der Organisation und nicht als Einzelaufgabe einer Person, die für das BGM zuständig

ist, gesehen werden. Hierbei stehen besonders die Themen *Gesundes Führen*, *Gesunde Organisationskultur* und *Innerbetriebliche Vernetzung* (bspw. mit der Personal- und Organisationsentwicklung) im Vordergrund.

5. Krisen und Veränderung

Gesellschaftliche Krisen und Veränderungsprozesse beeinflussen auch das BGM. Dies wurde beispielsweise in der Coronapandemie sichtbar: Viele Aktivitäten wurden in dieser Zeit eingestellt. Andererseits wurden aber auch neue gesundheitsrelevante Themen in den Fokus gerückt, wie dezentrales Arbeiten, Vereinsamung, digitale Gesundheitsangebote.

27.2.4 Umsetzungsstand des BGM

Wie bei der Einführung von anderen Prozessen wurde auch bei der Implementierung des BGM vorab festgelegt, dass es evaluiert werden soll. Primäres Ziel dieser Evaluation war es, von Beginn an einen Prozess zu implementieren, der von der Analyse bis zur Evaluation eine Arbeitsgrundlage schafft und Veränderungen monitort.

Im Fokus stand zunächst die Schaffung von strukturellen Voraussetzungen, die Entwicklung und Verabschiedung von Dienstvereinbarungen oder vergleichbaren betrieblichen Konzepten, die Übertragung von Verantwortlichkeiten und bestenfalls die Einrichtung von Stellen, die Erhebung von Analysedaten sowie die Durchführung erster Befragungen und Folgeprozesse. In den ersten Jahren (2010 bis 2018) wurden so die Grundlagen für ein BGM gelegt und geeignete Strukturen in den Behörden etabliert.

Inzwischen ist zu beobachten, dass sich das BGM in den Behörden in einer Konsolidierungsphase befindet. Die messbaren Veränderungen zeigen sich nunmehr nur noch in kleinerem Umfang bei organisatorisch-strukturellen Fragen. Der Fokus der Arbeit liegt mittlerweile auf dem Verbesserungspotenzial bei der Methodik und den Prozessen.

In den Jahren 2009, 2017 und 2021 erfolgte eine bundesweite Abfrage zum Gesundheitsmanagement, die im jeweiligen Gesundheitsförderungsbericht veröffentlicht wurde (BMI 2009b, BMI 2017, BMI 2021). Die Abfragen wurden ab 2021 in das Maßnahmenprogramm Nachhaltigkeit der Bundesverwaltung integriert. Einen Überblick dazu gibt der Ressortbericht Nachhaltigkeit des BMI (BMI 2024). In den ersten Befragungen bis 2021 wurden lediglich grundlegende Angaben zur strukturellen Einrichtung eines BGM abgefragt, z. B. ob Personal für BGM freigestellt und ausgebildet wurde oder eine Dienstvereinbarung existiert. Ab den Jahren 2022 und 2023 wurde der Fragebogen modifiziert, sodass er nun stärker auf die Methodik und die Nachhaltigkeit des Betrieblichen Gesundheitsmanagements in der Behörde fokussiert. Zudem wurden einzelne Aspekte des Managementzyklus BGM vertieft: Strukturen und Prozesse (u. a. Vereinbarungen, Qualifikation der BGM-Verantwortlichen, finanzielle Ressourcen), Ziele, Analyse, Maßnahmen und Evaluation. Diese wurden ausführlich im „Rahmenkonzept für ein Betriebliches Gesundheitsmanagement“ (BMI 2014) sowie den vertiefenden Schwerpunktpapieren aufbereitet.

Die Erhebung umfasste neben der Ausgestaltung des BGM in der Bundesverwaltung nun auch dessen Umfeld und Umsetzungsstand, die Inanspruchnahme der betrieblichen Sozialberatung sowie die betriebsärztliche und sicherheitstechnische Betreuung der Behörden.

Zusammenfassend zeigen die Auswertungen deutlich, dass sich das BGM in den Behörden der unmittelbaren Bundesverwaltung in den letzten 15 Jahren etabliert und professionalisiert hat (BMI 2017, BMI 2021).

27.2.5 Die Ergebnisse zum Stand des BGM in der unmittelbaren Bundesverwaltung bezogen auf die Prozessschritte im Managementzyklus

1. Strukturen und Prozesse

Im Verlauf der zurückliegenden 15 Jahre hat die Zustimmung zu der Frage, ob ein BGM in der Behörde etabliert ist, kontinuierlich zugenommen. Im Jahr 2010 bestätigten dies 32 % der Behörden, während 35 % der Behörden dies geplant hatten. In einem weiteren Drittel (33 %) der Behörden gab es noch keine Umsetzung oder Planungen. Der Blick auf das Jahr 2021 macht deutlich, dass eine Entwicklung stattgefunden hat: Hier gaben lediglich 3 % der Behörden an, noch kein BGM implementiert zu haben.

2. Vorliegen einer Dienstvereinbarung oder eines schriftlichen Konzepts

Die „Gemeinsame Initiative zur Förderung des Gesundheitsmanagements in der Bundesverwaltung“ vom 10. Dezember 2009 legte den Grundstein für das BGM (BMI 2009a). Im darauffolgenden Jahr hatten 10 % der Behörden eine Dienstvereinbarung verabschiedet; 15 % verfügten über ein schriftliches Konzept. Das Monitoring im Rahmen des Maßnahmenprogramms Nachhaltigkeit zeigt, dass heute 50 % der Behörden eine Dienstvereinbarung verabschiedet haben (Quelle). Werden auch die Behörden einbezogen, die statt einer Dienstvereinbarung eine andere schriftliche Festlegung haben, steigt die Quote auf 76 % der Behörden der unmittelbaren Bundesverwaltung.

3. BGM als Teil der Personal- und Organisationsentwicklung

In gut drei Viertel der Behörden wird das BGM als gedanklicher Bestandteil der Personal- und Organisationsentwicklung gesehen. Gemeint ist damit nicht die organisatorische Anbindung, sondern die fachliche Nähe und das Selbstverständnis. Dieser Wert ist nach einem Anstieg zwischen den Jahren 2010 und 2017 weitgehend stabil. Dies kann so verstanden werden, dass der Schritt des Managementzirkels „Schaffen von Strukturen und Prozessen“ in den Behörden frühzeitig implementiert und inzwischen weitgehend abgeschlossen ist.

4. Personelle und finanzielle Ressourcen für das BGM

Zur Aufgabenwahrnehmung des BGM wurden in etwa zwei Drittel der Behörden eigens Funktionen und Personalstellen eingerichtet. Die jeweils zuständigen Personen wurden und werden nach wie vor einerseits durch die Gewinnung externer qualifizierter Bewerber bzw. Bewerberinnen oder aus internem Personal ausgewählt. Insbesondere die internen Kräfte wurden zwischen 2013 und 2020 durch die Unfallversicherung Bund und Bahn berufsbegleitend zu Betrieblichen Gesundheitsmanagern und Gesundheitsmanagerinnen geschult.

5. Analyse und Bedarfserhebung

Grundlage jedes BGM-Prozesses und der daraus abgeleiteten Maßnahmen bildet eine Analyse der aktuellen Situation. Die hierfür genutzten Fragen sind ein wichtiger Indikator für das Verständnis des Managementzyklus, der auch beim BGM gegeben ist. Die Analyse kann auf unterschiedlichem Wege stattfinden. In den Jahren 2010 und 2017 wurde abgefragt, welche Instrumente eingesetzt werden. Hier waren Mehrfachantworten möglich. Als Analyseinstrumente, die in der Bundesverwaltung v. a. verbreitet sind, wurden v. a. Fehlzeitenanalysen, Altersstrukturanalysen, Arbeitssituationsanalysen und Experteninterviews genannt. Die am häufigsten eingesetzten Analysetools waren die Dienstunfallstatistik sowie die Gefährdungsbeurteilung hinsichtlich psychischer Belastungen.

6. Gefährdungsbeurteilung psychische Belastungen

Eine weitere Form einer Arbeitssituationsanalyse ist die Durchführung einer Gefährdungsbeurteilung hinsichtlich psychischer Belastungen am Arbeitsplatz. Dieses Tool ist in der un-

mittelbaren Bundesverwaltung auch aufgrund gesetzlicher Vorgaben im Arbeitsschutzgesetz (BMJV 2025) verankert. Die Durchführung der Analyse und ihres Folgeprozesses kann daher als ein Indikator für einen Managementprozess im BGM herangezogen werden. Über 80 % der oberen und obersten Bundesbehörden haben diese seit 2013 mindestens einmal durchgeführt. In rund 66 % dieser Behörden der Bundesverwaltung wird sie in einem regelmäßigen Turnus von etwa vier Jahren durchgeführt. In weiteren 26 % ist der Turnus länger; nur bei weniger als 10 % findet diese Erhebung ohne festen Rhythmus statt.

27

▪▪ 7. Ableitung von Maßnahmen und Evaluation

Im Managementprozess folgt der Analyse ein Prozessschritt, in dem Notwendigkeiten eruiert, Maßnahmen ergriffen und deren Wirksamkeit evaluiert werden. In etwa 75 % der Behörden werden nach der Befragung im Rahmen der Gefährdungsbeurteilung hinsichtlich psychischer Belastungen Maßnahmen abgeleitet, umgesetzt und darüber hinaus auch evaluiert (eher stark oder vollständig; BMI 2021, S. 19). In den allermeisten Behörden findet zudem eine Evaluierung statt – wenn auch in unterschiedlicher Ausprägung. Die Gespräche aus dem Praxisaustausch machten ergänzend deutlich, dass diese Evaluierung vielfach kursorisch über eine Folgeerhebung erfolgt.

Die entwickelten und durchgeführten Maßnahmen sind sowohl verhaltens- wie auch verhältnisorientiert ausgelegt. Das Verhältnis dieser Maßnahmentypen zueinander ist über die Jahre weitgehend stabil.

27.2.6 Fazit und Blick in die Zukunft: Weiterentwicklung des BGM

Das Beispiel der psychischen Belastungen in der Gefährdungsbeurteilung zeigt, dass der Managementprozess des BGM inzwischen in den obersten und oberen Bundesbehörden gut eingeübt ist. Wünschenswert wäre, dies zukünftig noch häufiger auch anlassbezogen und nach größeren Organisationsänderungen mitzudenken.

Die Bereitschaft, Ziele für die BGM-Prozesse zu formulieren und diese zu überprüfen, hat in den letzten Jahren insbesondere bei den obersten Bundesbehörden zugenommen. Die Herausforderung besteht darin, sich an politische und sich schnell wandelnde Anforderungen anzupassen und diese nachzuvollziehen. Die Entwicklung eines Kennzahlensystems im Bereich des BGM ist daher weiterhin nur sehr eingeschränkt möglich. Vielmehr sollten auch zahlenunabhängige Indikatoren, auch aus anderen Bereichen, herangezogen werden, um Maßnahmen festzulegen und ihre Wirksamkeit einzuschätzen.

Auch nach 15 Jahren Entwicklung und Etablierung von BGM in der Bundesverwaltung gibt es viele Herausforderungen zu dessen Weiterentwicklung. Diese beziehen sich zum einen auf das systematische Vorgehen, wie das Messen von Erfolgen und Erfassen von Veränderungen durch geeignete Indikatoren sowie die Formulierung von Zielen und die Zielerreichung von Maßnahmen.

Zum anderen hat sich gezeigt, dass ein rein systematisches „Abarbeiten“ der einzelnen Prozessschritte im BGM nicht unbedingt zum Erfolg führt, sondern dass es eine Vielzahl weiterer Erfolgsfaktoren gibt, die berücksichtigt werden sollten (siehe u. a. ▶ Abschn. 27.2.3). Der wichtigste Erfolgsfaktor bleibt dabei das Engagement der Führungskräfte, das BGM als einen Zyklus zur (Weiter-) Entwicklung gesunder Arbeit zu begreifen und zu nutzen.

BGM ist nicht nur ein Werkzeugkasten zur langfristigen Unterstützung und Stärkung der Arbeitsfähigkeit der Beschäftigten. Gerade in Zeiten komplexer Krisen und des zunehmenden Wandels der Arbeitswelt bildet es einen zentralen Baustein der Personalpolitik.

27.3 Überblick über die krankheitsbedingten Abwesenheitszeiten im Jahr 2023

Annette Schlipphak

27.3.1 Methodik der Datenerfassung

Die krankheitsbedingten Abwesenheitszeiten der Beschäftigten in der unmittelbaren Bundesverwaltung werden seit 1997 auf der Grundlage des Kabinettbeschlusses vom 14.01.1997 vom Bundesministerium des Innern und für Heimat erhoben und veröffentlicht.

Die Abwesenheitszeitenstatistik der unmittelbaren Bundesverwaltung erfasst sämtliche Tage, an denen die Beschäftigten des Bundes (Beamtinnen und Beamte einschließlich Richterinnen/Richter, Anwärter sowie Tarifbeschäftigte einschließlich Auszubildende mit Dienstsitz in Deutschland) im Laufe eines Jahres aufgrund einer Erkrankung, eines Unfalls oder einer Rehabilitationsmaßnahme arbeitsunfähig waren. Nicht berücksichtigt werden Fehltage, die auf Wochenenden oder Feiertage fallen, sowie Abwesenheiten durch Elternzeit, Fortbildungen oder Urlaub.

Die Anzahl der Krankheitsfälle wird nicht erhoben. Aussagen über die Krankheitsursachen können nicht getroffen werden, da die Diagnosen auf den Arbeitsunfähigkeitsbescheinigungen nur den Krankenkassen, nicht aber dem Arbeitgeber bzw. Dienstherrn zugänglich sind. Systematisch aufbereitet wurden die Datensätze nach den Merkmalen Dauer der Erkrankung (Kurzzeiterkrankungen bis zu drei Arbeitstagen, längere Erkrankungen von vier bis zu 30 Tagen, Langzeiterkrankungen über 30 Tage und Rehabilitationsmaßnahmen), Laufbahn-, Status- und Behördengruppen sowie Geschlecht und Alter. Wegen des geringen Anteils von diversen Personen in der unmittelbaren Bundesverwaltung kann diese Gruppe aus datenschutzrechtlichen Gründen nicht gesondert aufgeführt werden.

27.3.2 Allgemeine Entwicklung der Abwesenheitszeiten

Zum Stichtag 30.06.2023 waren insgesamt 308.085 Personen (ohne Soldatinnen und Soldaten) in der unmittelbaren Bundesverwaltung beschäftigt. Für den Gesundheitsförderungsbericht 2023 (Stichtag: 31.12.2023) wurden die krankheitsbedingten Abwesenheitszeiten von insgesamt 307.441 Beschäftigten der unmittelbaren Bundesverwaltung in die Auswertung einbezogen. Davon arbeiteten 10,0 % in den 25 obersten Bundesbehörden und 90,0 % in den Geschäftsbereichsbehörden. Der Krankenstand ist gegenüber 2022 in allen Bereichen zurückgegangen. Durchschnittlich fehlten die Beschäftigten an 20,96 Arbeitstagen. Gegenüber 2022 (21,71) liegen die krankheitsbedingten Abwesenheitstage um 0,75 Arbeitstage niedriger. Abb. 27.1 stellt die Entwicklung der Abwesenheitstage je Beschäftigten in der unmittelbaren Bundesverwaltung von 2008 bis 2023 dar. In diesem Zeitraum bewegte sich die Zahl der krankheitsbedingten Abwesenheitstage zwischen 17,02 und 21,71 Tagen. Bis zum Jahr 2014 stieg das Durchschnittsalter der Beschäftigten der unmittelbaren Bundesverwaltung um 1,5 Jahre an, seither ist ein kontinuierlicher Rückgang zu beobachten. Im Jahr waren 2023 die Beschäftigten der Bundesverwaltung im Durchschnitt 44 Jahre alt.

27.3.3 Dauer der Erkrankung

Absolut sind die Kurzzeit- und die Langzeiterkrankungen bei den Abwesenheiten (Abb. 27.2) im Jahr 2023 gestiegen. Längere Erkrankungen (4 bis 30 Tage) haben einen Anteil von 44 % und sind absolut und relativ gesunken (2023: 9,2 Tage, 2022: 10,6 Tage; 2021: 6,9 Tage). Langzeiterkrankungen (über 30 Tage) sind im absoluten Wert

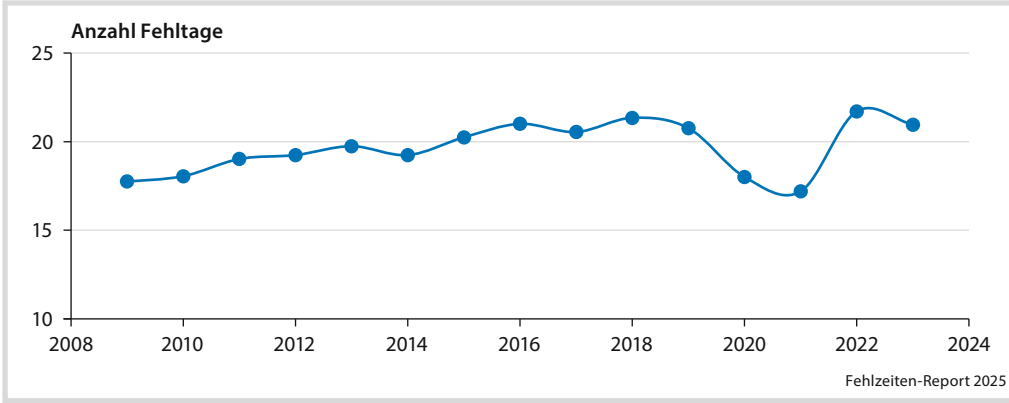
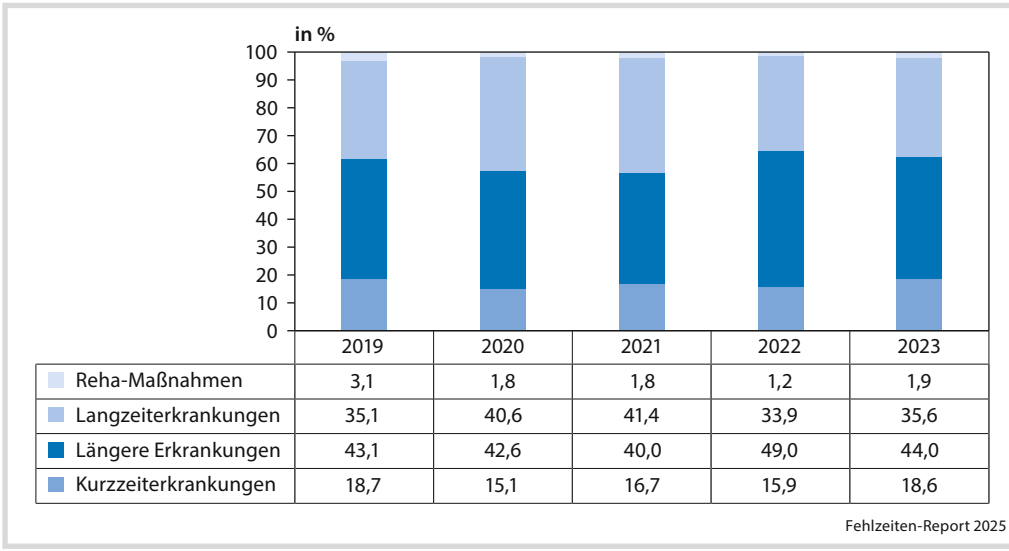


Abb. 27.1 Entwicklung der krankheitsbedingten Abwesenheitstage je Beschäftigten in der unmittelbaren Bundesverwaltung von 2008 bis 2023



	2019	2020	2021	2022	2023
Reha-Maßnahmen	3,1	1,8	1,8	1,2	1,9
Langzeiterkrankungen	35,1	40,6	41,4	33,9	35,6
Längere Erkrankungen	43,1	42,6	40,0	49,0	44,0
Kurzzeiterkrankungen	18,7	15,1	16,7	15,9	18,6

Abb. 27.2 Entwicklung der Krankheitsdauer von 2019 bis 2023 in %

stabil geblieben, haben aber relativ im Vergleich zum Vorjahr zugenommen (2023: 7,5 Tage, 2022: 7,4 Tage; 2021: 7,1 Tage). Den geringsten Anteil an den Abwesenheitszeiten haben Kurzzeiterkrankungen mit 18,6 % (um 0,5 Prozentpunkte angestiegen) sowie Rehabilitationsmaßnahmen (Kuren) mit 1,9 % aller Abwesenheitstage im Jahr 2023. Wie Abb. 27.2 zeigt, hat sich das grundsätzliche Verhältnis zwischen Kurzzeiterkrankungen, längeren Erkrankungen, Langzeiterkrankungen und Rehabilitationsmaßnahmen im Zeitverlauf nicht grundlegend verändert.

27.3.4 Abwesenheitstage nach Laufbahngruppen

Bezogen auf die verschiedenen Laufbahngruppen (Abb. 27.3) waren im Jahr 2023 anteilig 5,2 % aller Beschäftigten im einfachen Dienst, 43,7 % im mittleren Dienst, 29,5 % im gehobenen Dienst und 14,3 % im höheren Dienst tätig, 7,3 % waren Auszubildende, Anwärterinnen und Anwärter. Die Tarifbeschäftigten wurden hierzu den ihren Entgeltgruppen vergleichbaren Besoldungsgruppen und den entsprechenden Laufbahngruppen zugeordnet. Wie schon in den vergangenen Jahren sinkt die Anzahl der krankheitsbedingten Abwesenheitstage mit zunehmender beruflicher Qualifikation der Beschäftigten: Je höher die Laufbahngruppe, desto niedriger sind die Abwesenheitszeiten. Zwischen den einzelnen Laufbahngruppen bestehen dabei erhebliche Unterschiede. Durchschnittlich fehlten die Beschäftigten der Bundesverwaltung im einfachen Dienst an 35,04, im mittleren Dienst an 25,98, im gehobenen Dienst an 18,15 und im höheren Dienst an 11,14 Arbeitstagen. Diese Unterschiede sind sowohl in den obersten Bundesbehörden als auch in den Geschäftsbereichsbehörden zu beobachten.

27.3.5 Abwesenheitstage nach Statusgruppen

In der Statistik wurden 307.441 (2022: 303.689) Beschäftigte erfasst. Das Personal der Bundesverwaltung unterteilt sich statusrechtlich in 164.204 Beamtinnen und Beamte sowie Richterinnen und Richter (im Folgenden zusammengefasst als Beamtinnen und Beamte), 120.709 Tarifbeschäftigte sowie 22.528 Auszubildende und Anwärter. Bei den Beamten und Beamtinnen der Bundesverwaltung ist der mittlere Dienst mit 42,3 % am stärksten vertreten. Im einfachen Dienst sind 0,7 %, im gehobenen Dienst 39,66 % und im höheren Dienst 17,4 % der Beamten und Beamtinnen tätig. Die größte Gruppe der Tarifbeschäftigten der Bundesverwaltung ist mit 53,9 % im mittleren Dienst tätig. Im einfachen Dienst waren 12,2 %, im gehobenen Dienst 21,2 % und im höheren Dienst 12,7 % der Tarifbeschäftigten beschäftigt. Mit Blick auf die Statusgruppen sind die Abwesenheitstage der Beamten und Beamtinnen mit 20,55 Tagen gegenüber dem Jahr 2022 gesunken und liegen unter den ebenfalls zurückgegangenen Werten der Tarifbeschäftigten mit 23,30 Tagen.

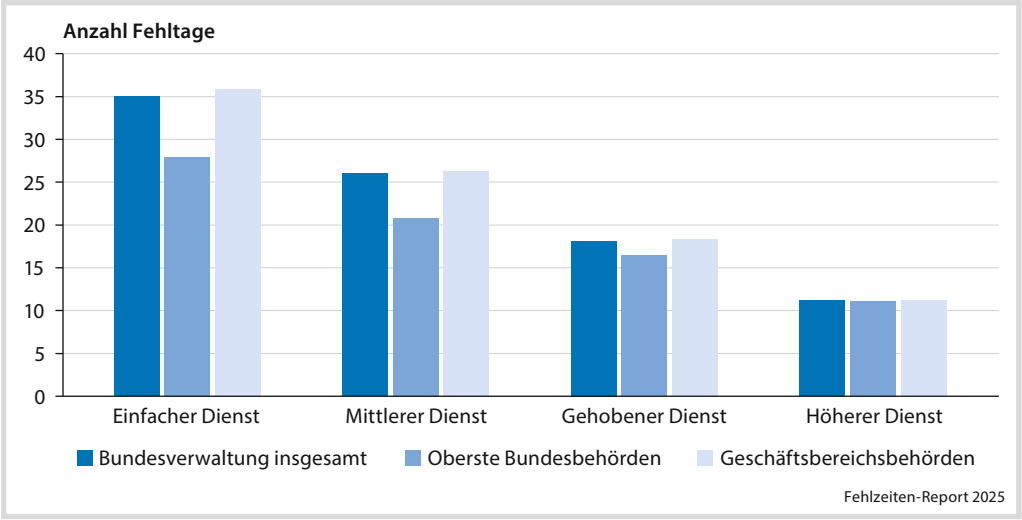
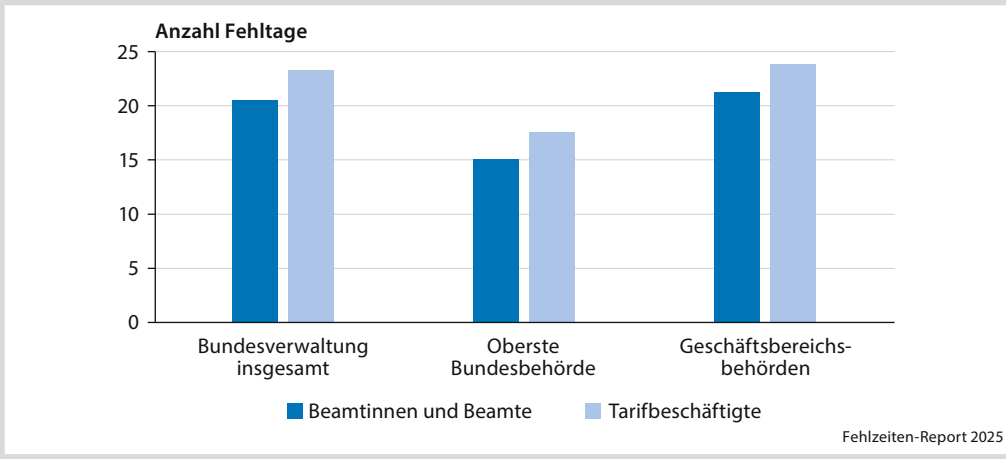


Abb. 27.3 Abwesenheitstage je Beschäftigtem nach Laufbahngruppen im Jahr 2023



27

Abb. 27.4 Abwesenheitstage nach Statusgruppen in der Bundesverwaltung 2023

In den obersten Bundesbehörden weisen Beamtinnen und Beamte sowie Tarifbeschäftigte durchschnittlich weniger Abwesenheitstage auf als in den Geschäftsbereichsbehörden. Tarifbeschäftigte sind in den Geschäftsbereichsbehörden 2,57 Tage und in den obersten Bundesbehörden im Durchschnitt 2,75 Tage länger krank als Beamtinnen und Beamte (siehe Abb. 27.4).

27.3.6 Abwesenheitstage nach Behördengruppen

Seit Beginn der Erhebung der Abwesenheitszeitenstatistik in der unmittelbaren Bundesverwaltung ist die Zahl der durchschnittlichen Abwesenheitstage der Beschäftigten in den Geschäftsbereichsbehörden höher als in den obersten Bundesbehörden. Im Jahr 2022 setzt sich dies fort. Die durchschnittliche Anzahl der krankheitsbedingten Abwesenheitstage je Beschäftigten in den obersten Bundesbehörden liegt bei 16,56 (2021: 12,18) und in den Geschäftsbereichsbehörden bei 22,27 (2021: 17,74) Abwesenheitstagen (siehe Abb. 27.5). Damit waren im Jahr 2022 die Beschäftigten in den Geschäftsbereichsbehörden 5,81 Tage länger krankheitsbedingt abwesend als die Beschäftigten der obersten Bundesbehörden.

27.3.7 Abwesenheitstage nach Geschlecht

58,9 % aller Beschäftigten waren Männer, 41,1 % Frauen. Die krankheitsbedingten Abwesenheitszeiten von Beschäftigten der Bundesverwaltung waren im Jahr 2023 bei den Frauen mit durchschnittlich 22,36 Abwesenheitstagen um 2,37 Tage höher als bei den Männern mit 19,99 Abwesenheitstagen. Während es bei Kurzzeiterkrankungen keine geschlechtsspezifischen Unterschiede gibt, (Frauen 18,44 %, Männer 18,73 %), finden sich längere Erkrankungen zwischen 4 und 30 Tagen etwas häufiger bei Frauen. Erkrankungen über 30 Tage treten etwas häufiger bei Männern auf. (vgl. Abb. 27.6).

27.3.8 Abwesenheitstage nach Alter

Die Beschäftigten der Bundesverwaltung waren im Jahr 2023 im Durchschnitt 44,05 (2022: 43,9) Jahre alt. Das durchschnittliche Alter lag

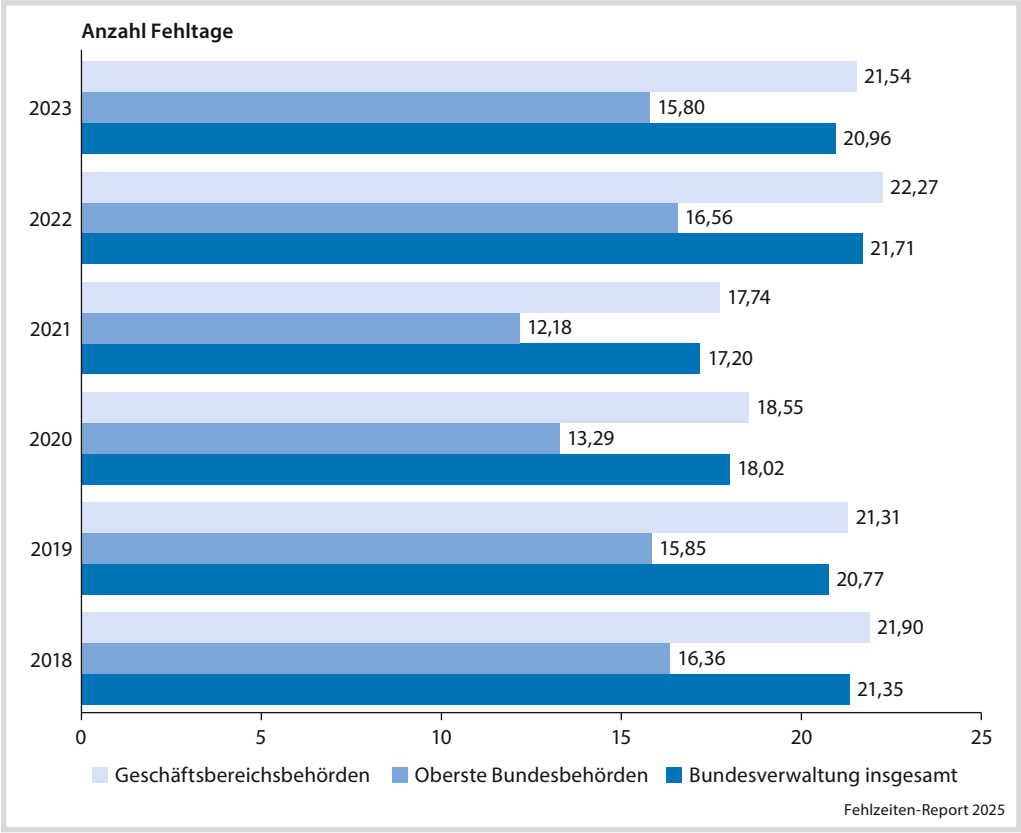


Abb. 27.5 Abwesenheitstage je Beschäftigtem nach Behördengruppen

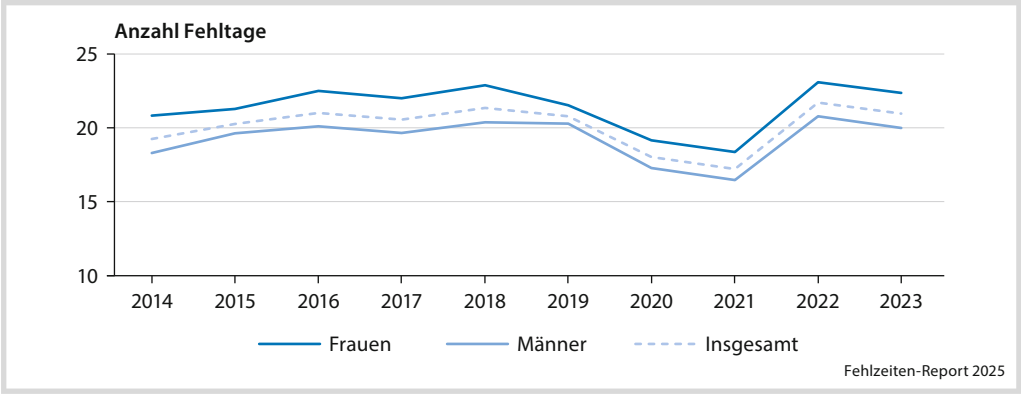
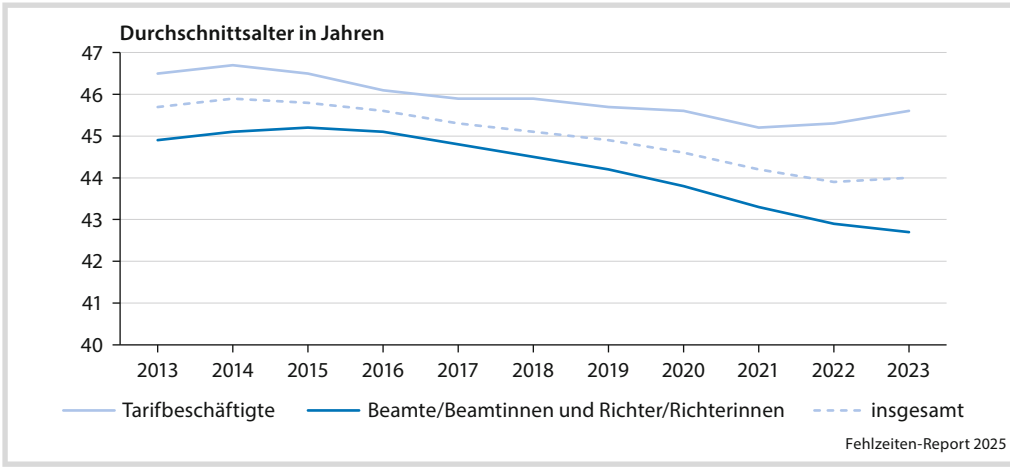


Abb. 27.6 Entwicklung der Abwesenheitszeiten nach Geschlecht von 2014 bis 2023



27

Abb. 27.7 Durchschnittsalter der Beschäftigten in der unmittelbaren Bundesverwaltung 2014 bis 2023. (* ohne Geschäftsbereich BMVg)

bei den Beamtinnen und Beamten bei 42,7 (2022: 42,9) Jahren und bei den Tarifbeschäftigten bei 45,6 (2022: 45,3) Jahren. Nachdem seit 2014 das Durchschnittsalter der Beschäftigten im Bundesdienst kontinuierlich zurückgegangen ist, zeigt Abb. 27.7, dass dieser im Jahr 2023 erstmals wieder angestiegen ist.

Die Zahl der krankheitsbedingten Abwesenheitstage der Beschäftigten der unmittelbaren Bundesverwaltung steigt mit zunehmendem Alter an (vgl. Abb. 27.8). Der Anstieg fällt bei Frauen und Männern in etwa gleich hoch aus. Die Statistik zeigt, dass ältere Beschäftigte bei einer Erkrankung im Schnitt länger ausfallen als ihre jüngeren Kolleginnen und Kollegen. Der Anstieg der Krankheitsdauer hat zur Folge, dass der Krankenstand trotz der abnehmenden Zahl der Krankmeldungen mit zunehmendem Alter deutlich ansteigt. Dieser Effekt wird dadurch verstärkt, dass ältere Beschäftigte häufiger von mehreren Erkrankungen gleichzeitig betroffen sind. Für die Bundesverwaltung sind dabei zusätzlich die besonderen Altersgrenzen beim Eintritt in den Ruhestand, z. B. bei der Bundespolizei, zu berücksichtigen. Im Jahr 2023 fehlten die über 60-jährigen Beschäftigten der unmittelbaren Bundesverwaltung durchschnittlich an 32,45 Tagen. Gegenüber den unter 25-jährigen Beschäftigten (11,94 Tage) lag der Krankenstand in der erstgenannten Altersgruppe damit um das 2,7-Fache höher. Die krankheitsbedingten Abwesenheiten steigen in fast allen Laufbahngruppen mit zunehmendem Alter kontinuierlich an (siehe Abb. 27.8). Der größte Unterschied zwischen den einzelnen Laufbahngruppen besteht bei den über 60-Jährigen: In dieser Altersgruppe hatten die Beschäftigten im höheren Dienst durchschnittlich 15,10 Abwesenheitstage und die Beschäftigten des einfachen Dienstes 46,76 Abwesenheitstage. Dies ergibt eine Differenz von 31,66 Tagen.

27.3.9 Gegenüberstellung mit den Abwesenheitszeiten der AOK-Statistik

Für eine Gegenüberstellung der krankheitsbedingten Abwesenheiten der unmittelbaren Bundesverwaltung mit dem Fehlzeiten-Report der AOK werden die Fehlzeiten der AOK gesamt und des AOK-Bereichs „Öffentliche

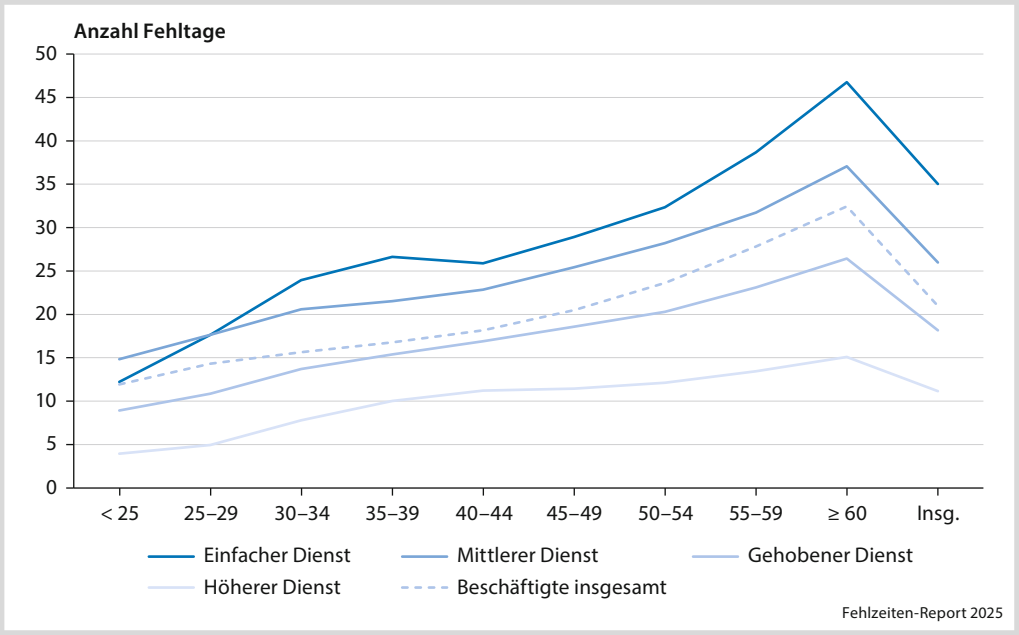
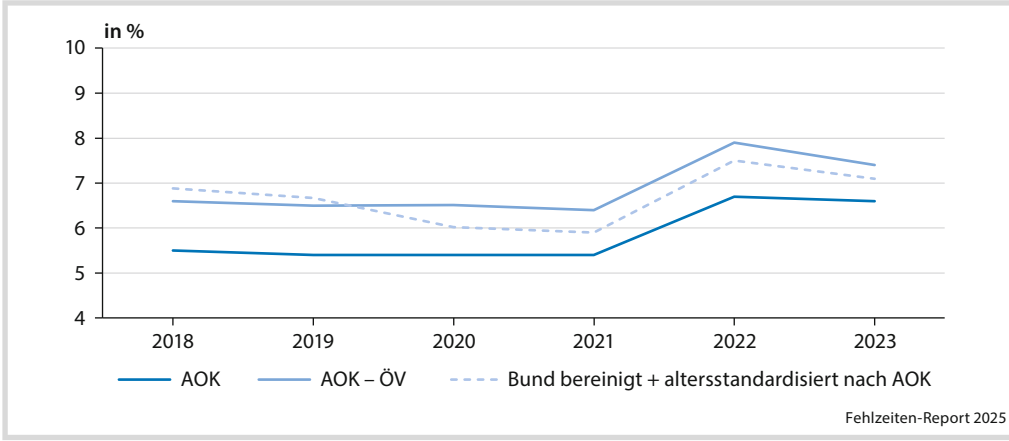


Abb. 27.8 Krankenstand in der Bundesverwaltung nach Laufbahngruppen im Altersverlauf 2023

Verwaltung“ herangezogen. Vergleichswerte sind die Abwesenheitszeiten von 15,1 Mio. erwerbstätigen AOK-Versicherten (Badura et al. 2024). Die krankheitsbedingten Abwesenheitszeiten der unmittelbaren Bundesverwaltung wurden bereinigt und standardisiert. Abb. 27.9 zeigt die Entwicklung der bereinigten und standardisierten Abwesenheitszeitenquote der unmittelbaren Bundesverwaltung und des Krankenstands der erwerbstätigen AOK-Versicherten.

Bei einem Vergleich der Abwesenheitszeiten der Bundesverwaltung mit denen der Privatwirtschaft ist immer zu berücksichtigen, dass sich die Standards der Abwesenheitszeitenerhebungen systembedingt ganz erheblich voneinander unterscheiden. Die Krankenstanderhebungen unterliegen keinen einheitlichen Standards für die Ermittlung von Abwesenheitszeiten, deren Erfassungsmethodik sowie deren Auswertung. Ein weiterer erheblicher Unterschied liegt in den Strukturen der Beschäftigtengruppen, wodurch sich bekannte Einflussgrößen wie Alter, Geschlecht und Tätigkeit unterschiedlich auswirken und zu Verzerrungen führen. So ist der Anteil älterer Beschäftigter in der unmittelbaren Bundesverwaltung höher als in der gesamten Erwerbsbevölkerung. Im Jahr 2023 waren 50,9 % der Beschäftigten der unmittelbaren Bundesverwaltung 45 Jahre und älter. In der übrigen Erwerbsbevölkerung in Deutschland lag demgegenüber der Anteil der über 45-Jährigen bei 47,4 %. Die 25- bis 44-Jährigen, die in der gesamten Erwerbsbevölkerung mit 42,3 % die stärkste Altersgruppe bilden, machen im Bundesdienst nur 39,3 % aus (Statistisches Bundesamt 2023a und 2023b: Quelle für die demographischen Angaben zur Gesamtbevölkerung und zu den Beschäftigten des Bundes 2023).



27

Abb. 27.9 Entwicklung der Abwesenheitszeitenquote der Beschäftigten der Bundesverwaltung und der erwerbstätigen AOK-Versicherten (inkl. Bereich der öffentlichen Verwaltung/Sozialversicherung) von 2018 bis 2023 in %

Literatur

Badura B, Ducki A, Baumgardt J, Meyer M, Schröder H (Hrsg) (2024) Fehlzeiten-Report 2024, Schwerpunkt: Bindung und Gesundheit – Fachkräfte gewinnen und halten. Springer, Berlin Heidelberg

BMI – Bundesministerium des Innern (2009a) Förderung des Gesundheitsmanagements in der Bundesverwaltung. Gemeinsame Initiative zur Förderung des Gesundheitsmanagements in der Bundesverwaltung, 10. Dez. 2009. https://www.bmi.bund.de/SharedDocs/downloads/DE/veroeffentlichungen/themen/oeffentlicher-dienst/gesundheitsmanagement/foerderung-gesundheitsmanagement.html. Zugegriffen: 17. Febr. 2025

BMI – Bundesministerium des Innern (2009b) Gesundheitsförderungsbericht 2009 der unmittelbaren Bundesverwaltung. https://www.bmi.bund.de/SharedDocs/downloads/DE/veroeffentlichungen/themen/oeffentlicher-dienst/gesundheitsmanagement/gesundheitsfoerderungsbericht-2009.pdf?__blob=publicationFile&v=3. Zugegriffen: 8. Juli 2025

BMI – Bundesministerium des Innern (2010) Regierungsprogramm „Vernetzte und transparente Verwaltung“. https://www.bmi.bund.de/SharedDocs/downloads/DE/veroeffentlichungen/themen/moderne-verwaltung/regierungsprogramm-verwaltung.html. Zugegriffen: 17. Febr. 2025

BMI – Bundesministerium des Innern (2014) Eckpunkte für ein Rahmenkonzept zur Weiterentwicklung des Betrieblichen Gesundheitsmanagements in der Bundesverwaltung. https://www.bmi.bund.de/SharedDocs/downloads/DE/veroeffentlichungen/themen/oeffentlicher-dienst/gesundheitsmanagement/eckpunkte-betriebliches-gesundheitsmanagement.pdf?__blob=publicationFile&v=3. Zugegriffen: 8. Juli 2025

BMI – Bundesministerium des Innern (2017) Gesundheitsförderungsbericht 2017 der unmittelbaren Bundesverwaltung. https://www.bmi.bund.de/SharedDocs/downloads/DE/veroeffentlichungen/themen/oeffentlicher-dienst/gesundheitsmanagement/gesundheitsfoerderungsbericht-2017.pdf?__blob=publicationFile&v=5. Zugegriffen: 17. Febr. 2025

BMI – Bundesministerium des Innern (2021) Gesundheitsförderungsbericht 2021 der unmittelbaren Bundesverwaltung. https://www.bmi.bund.de/SharedDocs/downloads/DE/veroeffentlichungen/themen/oeffentlicher-dienst/gesundheitsmanagement/gesundheitsfoerderungsbericht-2021.pdf?__blob=publicationFile&v=5. Zugegriffen: 8. Juli 2025

BMJV – Bundesministerium der Justiz und für Verbraucherschutz (2021) Maßnahmenprogramm Nachhaltigkeit – Weiterentwicklung 2021 „Nachhaltigkeit konkret im Verwaltungshandeln umsetzen“. https://www.bmjv.de/SharedDocs/Downloads/DE/Themen/Nav_Ministerium/Massnahmenprogramm_2021.pdf?__blob=publicationFile&v=2. Zugegriffen: 17. Febr. 2025

BMJV – Bundesministerium der Justiz und für Verbraucherschutz (2025) Gesetz über die Durchführung von Maßnahmen des Arbeitsschutzes zur Verbesserung der Sicherheit und des Gesundheitsschutzes der Beschäftigten bei der Arbeit (Arbeitsschutzgesetz – ArbSchG), § 5 Beurteilung von Arbeitsbedingungen

ENWHP – European Network for Workplace Health Promotion (1997) Luxemburger Deklaration zur betrieblichen Gesundheitsförderung in der Europäischen Union. https://www.enwhp.org/resources/toolip/doc/2018/04/24/luxembourg_declaration.pdf. Zugegriffen: 8. Juli 2025

ENWHP – European Network for Workplace Health Promotion (2018) Qualitätskriterien für die betriebliche Gesundheitsförderung. BKK Bundesverband, Essen. https://www.enwhp.org/resources/toolip/doc/2018/04/24/quality_criteria_01.pdf. Zugegriffen: 8. Juli 2025

Ressortbericht Nachhaltigkeit Bundesministerium des Innern und für Heimat (Dezember 2024) Artikelnummer BMI24033

Statistisches Bundesamt (2023a) Statistischer Bericht – Personal des öffentlichen Dienstes – Stichtag 30. Juni 2023

Statistisches Bundesamt (2023b) Personalstandstatistik des Bundes am 30.06.2023. Mikrozensus 2023

UVB – Unfallversicherung Bund und Bahn (2022) Manual zum MOLA-Fragebogen für sichere und gesunde Arbeit. UVB, Wilhelmshaven. https://www.uv-bund-bahn.de/fileadmin/Dokumente/Fachthemen_Prävention_Dokumente/Psychologie/MOLA/220929_MAN_MOLA_neu.pdf. Zugegriffen: 5. Juni 2025

WHO – Weltgesundheitsorganisation, Regionalbüro für Europa (1986) Ottawa-Charta zur Gesundheitsförderung, 1986. WHO, Kopenhagen. https://iris.who.int/handle/10665/349654. Zugegriffen: 8. Juli 2025

Karenztage und Absenkung der Lohnersatzrate – eine ökonomische Einordnung

Nicolas R. Ziebarth

Inhaltsverzeichnis

28.1 Einleitung – 676

28.2 Definition von Karenztagen und Lohnersatzraten – 678

28.3 Mögliche Folgen bei Einführung eines Karenztages – 678

28.4 Mögliche Folgen der Absenkung der Lohnersatzrate – 680

28.5 Handlungsempfehlungen und Fazit – 682

Literatur – 683

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8_28

Zusammenfassung

Dieses Kapital ordnet die aktuelle Diskussion um die Einführung eines Karenztages sowie eine Absenkung der Lohnersatzrate aus ökonomischer Sicht ein. Nach einer Einführung in die Debatte wird dabei zunächst erläutert, was Karenztage und Lohnersatzraten im Kontext der deutschen Lohnfortzahlung im Krankheitsfall bedeuten. Im Anschluss daran werden die möglichen Folgen der Einführung eines Karenztages und der Kürzung der Lohnfortzahlung im Krankheitsfall aus ökonomischer Sicht diskutiert. Zum Abschluss werden Handlungsempfehlungen an Politik und Unternehmen formuliert.

28

28.1 Einleitung

Über das gesamte Jahr 2024 und auch im Jahr 2025 gab es in Deutschland eine leidenschaftlich geführte wirtschaftspolitische Diskussion über (zu) hohe krankheitsbedingte Fehlzeiten. Auslöser dieser breiten Debatte – der ersten seit den Reformen der Lohnfortzahlung in den 1990ern Jahren – waren etliche Berichte über vermeintlich sprunghaft gestiegene Fehlzeiten, die die deutsche Wirtschaft mit 77 Mrd. € jährlich belasten würden und nicht nachhaltig seien (Pimpertz 2024). 77 Mrd. beträgt die statistisch berechnete Summe der Arbeitgeberlohnfortzahlungen im Jahr 2023. Hinzu kommen die Ausgaben der Krankenkassen für Langzeitkranke, das Krankengeld[1], in Höhe von 19 Mrd. € im Jahr 2023 (KBV 2025).

Hintergrund der Debatte ist (auch) die anhaltende wirtschaftliche Schwäche Deutschlands und ein Abrutschen der Standortattraktivität Deutschlands. Hohe Fehlzeiten stellen demnach nicht nur eine hohe finanzielle Belastung für Unternehmen dar, sondern verstärken auch den Fachkräftemangel (Pimpertz 2024). Die Konsumentennachfrage kann durch unerwartete krankheitsbedingte Ausfälle unter Umständen nicht mehr bedient werden. Zudem werden Firmen vor hohe arbeitsorganisatorische Herausforderungen gestellt.

Ein Kernargument der Befürworter von Karenztagen und einer Absenkung der Lohnersatzrate ist die Großzügigkeit des deutschen Lohnfortzahlungssystems. In der Tat muss konstatiert werden, dass sich Deutschland weltweit eines der großzügigsten Lohnfortzahlungssysteme leistet. ◘ Abb. 28.1 zeigt auf der x-Achse die staatliche Mindestabsicherung (in Prozent des Bruttolohnes) für eine zweiwöchige krankheitsbedingte Fehlzeit und auf der y-Achse die für eine 12-wöchige Fehlzeit.

Wie der Matrix zu entnehmen ist, gibt es (a) zwischen den abgebildeten OECD-Ländern große Unterschiede. Und (b) liegt Deutschland in der Spitzengruppe, insbesondere durch die hundertprozentige Lohnfortzahlung im Krankheitsfall vom ersten Tag einer Krankheit an, bis zu sechs Wochen. Am anderen Ende der Skala befinden sich die USA, Korea und Japan. In diesen Ländern existiert keine lückenlose bundesstaatliche Absicherung im Krankheitsfall.

Aus der Darstellung in ◘ Abb. 28.1 sowie Erkenntnissen der reichhaltigen ökonomischen Literatur zu dem Thema ergibt sich – auch wenn eine einheitliche repräsentative internationale Datenbasis zu Fehlzeiten am Arbeitsplatz fehlt – unmittelbar, dass Deutschland auch mit die höchsten Fehlzeiten weltweit aufweist. Dies resultiert daraus, dass etliche empirische, ökonomische Studien Kausaleffekte einer Änderung der Lohnersatzrate auf die Arbeitsangebotselastizität schätzen. Diese kommen recht übereinstimmend zu dem Schluss, dass die Ersatzraten-Fehlzeiten-Elastizität bei ca. 1 liegt (Johansson und Palme 1996, 2002, 2005; Ziebarth und Karlsson 2010, 2013; Böckerman et al. 2018; Maclean et al. 2025). Dies bedeutet, dass eine einprozentige Absenkung (Anhebung) der Lohnersatzrate zu einem einprozentigen Sinken (Ansteigen) der Fehlzeiten führt. Bei durchschnittlich 20 Fehltagen pro Jahr und Arbeitnehmer bzw. Arbeitnehmerin (AN) und einer hypothetischen Absenkung der Lohnersatzrate von 100 auf 80 % würden die Fehlzeiten entsprechend ebenfalls

1 Das Krankengeld wird von der 7. bis zur 72. Woche gezahlt.

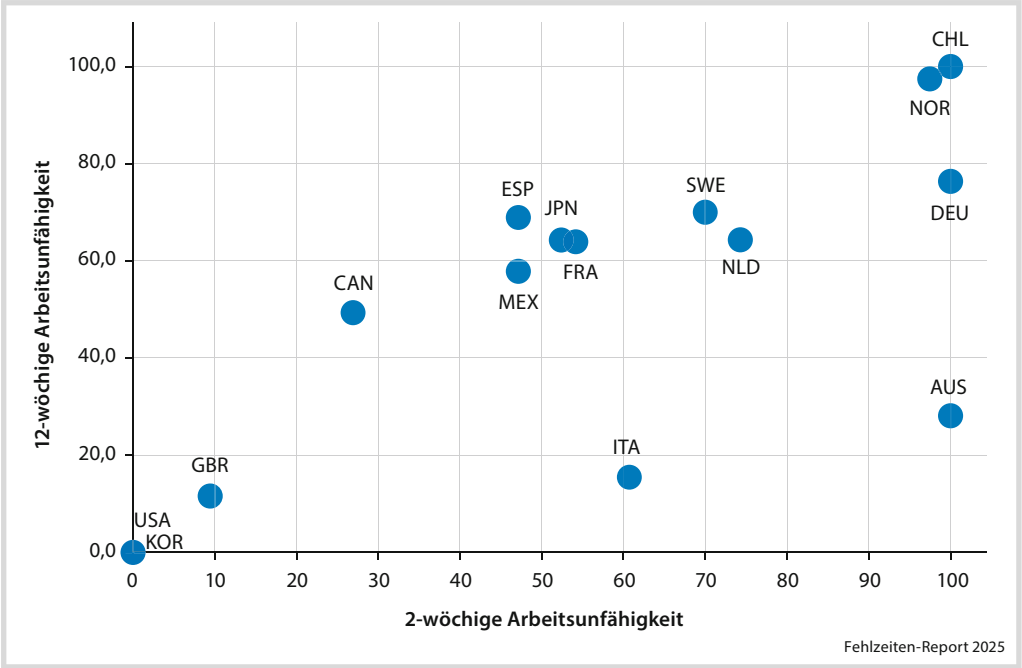


Abb. 28.1 Globale Mindestersatzrate bei mittel- und langfristiger Arbeitsunfähigkeit. (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis von OECD 2023. Die Darstellung zeigt nur die durchschnittliche Lohnersatzrate bundesweiter Regelungen)

um 20 % auf 16 Tage pro AN und Jahr sinken.

Dies liegt daran, dass Menschen auf ökonomische Anreize reagieren. Die Kosten einer krankheitsbedingten Fehlzeit sind für den Arbeitnehmer bei 80 % Lohnersatz höher als bei 100 %. Solche „Selbstbehalte" sind bei Versicherungsverträgen international üblich, weil sie die Versicherten an den Kosten eines Schadens beteiligen und dafür sorgen, dass eine übermäßige Inanspruchnahme der versicherten Leistung – auch „moralisches Risiko" genannt – vermieden wird (Pichler und Ziebarth 2017).

Diese grundsätzliche ökonomische Logik der Kostenbeteiligung zur Vermeidung übermäßiger Leistungsinanspruchnahme lässt sich auch auf die Lohnfortzahlung im Krankheitsfall übertragen. Sie kann erklären, warum kaum ein Land außer Deutschland eine hundertprozentige staatliche Lohnabsicherung für alle Arbeitnehmer garantiert. Aus ökonomischer Sicht führt eine solche „Vollkaskoversicherung" zu einer übermäßig hohen Zahl an Fehltagen, weil Krankheit und Arbeitsunfähigkeit nicht schwarz-weiß sind und sich Arbeitnehmer insbesondere bei leichten Krankheiten häufiger krankmelden, wenn die Lohnersatzrate bei 100 % (in Vergleich zu 80 %) liegt (Ziebarth und Karlsson 2014). Dies betrifft einerseits „Blaumacher", die sich – obwohl arbeitsfähig – ohne Kostenbeteiligung häufiger krankmelden, und andererseits sogenannte „Bettkantenentscheidungen", bei denen sich Arbeitnehmer ohne Kostenbeteiligung ebenfalls häufiger krankmelden. So gaben in einer repräsentativen Umfrage der Pronovo BKK 10 % der anonym Befragten zu, sich „häufig" krankzumelden, auch wenn sie arbeitsfähig seien, weitere 23 % tun dies „manchmal" (Pro-

novo BKK 2024). Gut ein Drittel geht mit leichten Erkältungen zur Arbeit (2018: 50 %).[2]

Karenztage sowie eine Lohnersatzrate von weniger als 100 % haben zum Ziel, die Rate an Blaumachern und Bettkantenentscheidern zu reduzieren und dadurch die Zahl der Fehltage zu senken. Beide Maßnahmen adressieren in erster Linie kurze Krankheitsdauern, bei denen Arbeitnehmer in ihrem Arbeitsangebotsverhalten elastischer reagieren als bei Langzeitkrankheit (Ziebarth und Karlsson 2014). Dies würde im deutschen System dann direkt über weniger Fehltage und über eine geringere Lohnfortzahlung zu Kosteneinsparungen für Unternehmen führen. Bei Langzeitkranken führen Karenztage und eine abgesenkte Lohnfortzahlung ebenfalls zu Kosteneinsparungen, allerdings in erster Linie nicht über geringere Fehlzeiten.

28

28.2 Definition von Karenztagen und Lohnersatzraten

Die Lohnersatzrate gibt in Prozent des regulären Bruttolohnes an, wie hoch die Lohnersatzleistung im Falle einer krankheitsbedingten Fehlzeit ist. Bei 100 %, wie in Deutschland, erhält der erkrankte AN vom ersten Tag an, bis zu sechs Wochen, gemäß Entgeltfortzahlungsgesetz (EntgFG) den vollen Lohn weiterbezahlt. Würde die Lohnersatzrate nach EntgFG auf 80 % abgesenkt, so wie 1996 geschehen, dann erhielte der Durchschnittsbeschäftigte bei einer 40-Stunden-Woche statt 200 € brutto pro Tag nur noch 160 € Entgeltfortzahlung (Destatis 2025).

Karenztage hingegen bedeuten, dass die ersten Tage einer krankheitsbedingten Fehlzeit komplett unversichert sind, d. h. kein Anspruch auf eine Lohnersatzleistung besteht. Konkret würde die oftmals vorgebrachte Forderung eines einzelnen Karenztages bedeuten, dass die durch das EntgFG kodifizierten Mindestabsicherungen den ersten Krankheitstag einer jeden Krankheits*episode* unbezahlt lassen. Wird ein Durchschnitts-AN dreimal im Laufe eines Jahres krank, so würde er dreimal 200 € brutto als Lohnersatzleistung im Vergleich zu den heutigen Regelungen verlieren, insgesamt 600 €.

In beiden Fällen sei jedoch erwähnt, dass es hier um die bundesweite *Mindestabsicherung* laut EntgFG geht. Dies bedeutet auch, dass es Arbeitgebern im Fall einer Absenkung der Mindeststandards freistünde, auf freiwilliger Basis weiterhin die hundertprozentige Lohnfortzahlung zu gewähren und/oder keinen Karenztag auf Firmeneben einzuführen. In diesem Zusammenhang sei darauf hingewiesen, dass etliche Tarifverträge eine solche hundertprozentige Lohnfortzahlung vom ersten Tag an vorsehen. Beschäftigte in tarifgebundenen Betrieben mit Tarifverträgen dieser Art wären also von einer Absenkung der Lohnfortzahlung nicht betroffen.

28.3 Mögliche Folgen bei Einführung eines Karenztages

Etliche OECD-Länder haben einen oder mehrere Karenztage innerhalb der staatlichen Lohnfortzahlung verankert, so zum Beispiel die skandinavischen und baltischen Staaten, aber auch einige osteuropäische Länder.[3] Irland und das Vereinigte Königreich (UK) haben gar drei Karenztage, wobei deren Abschaffung derzeit im UK diskutiert wird (UK Department for Work & Pensions 2024).

Karenztage zielen in erster Sicht auf Kurzzeiterkrankungen ab und sollen in erster Linie die Zahl der arbeitsfähigen Arbeitnehmerinnen und Arbeitnehmer, die sich krankmelden, reduzieren. In aller Regel werden Karenztage mit Lohnersatzraten von weniger als 100 % kombiniert. Letztere führen über eine abge-

2 Internationale Vergleichsdaten zu Blaumachern und Bettkantenentscheidungen liegen bedauerlicherweise nicht vor.

3 Schweden hat seinen Karenztag während der Covid-19-Pandemie zunächst temporär und danach permanent abgeschafft.

senkte Lohnfortzahlung ebenfalls zu Kosteneinsparungen, insbesondere hinsichtlich AN, die länger krank sind.

Aus ökonomisch-theoretischer Sicht ist festzustellen, dass optimale Sozialversicherungssysteme zu Konsumglättungen über die Zeit führen, d. h. bei Eintreten des Versicherungsfalls (hier Krankheit) sollte die Versicherungsleistung hoch genug sein, um starke Schwankungen bei den Haushaltsausgaben zu vermeiden. Dies liegt daran, dass die meisten Menschen risikoavers sind und aus starken Schwankungen im Konsum einen geringeren Nutzen ziehen als aus konstantem Konsum. Die starken Sprünge von 100 % des Lohnes auf 0 % für die Dauer der Karenztage steht dem auf den ersten Blick entgegen. Allerdings könnte eingewendet werden, dass Menschen bei finanziellen Ausfällen über so kurze Zeiträume durch Ersparnisbildung die Möglichkeit haben, Konsumglättung zu betreiben. Empirisch wissen wir aber, dass in Deutschland gut ein Viertel der Bevölkerung keine Ersparnisse hat (Versicherungsbote 2025). Generell ist in der ökonomischen Literatur belegt, dass der Konsum insbesondere bei Geringverdienern auch innerhalb eines Monats stark schwanken kann, was umgangssprachlich auch als „von der Hand in den Mund leben" beschrieben wird (Hastings und Washington 2010; Goldin et al. 2022). Vor allem diese Personengruppe ist aber überproportional in nicht-tarifgebundener Niedriglohnbeschäftigung angestellt und wäre vorrangig von der Einführung eines Karenztages betroffen. Neben der generellen Gerechtigkeitsfrage würde ein Karenztag daher bei Menschen ohne Ersparnisse, die von der Hand in den Mund leben, vermutlich zu Ausgabeneinschränkungen – also nichtoptimalen Konsumschwankungen – führen.

Weiterhin ist aus ökonomischer Sicht relevant, dass Sozialversicherungen so ausgestaltet sein sollten, dass das „moralische Risiko" minimiert wird. Eine Krankmeldung sollte nur erfolgen, wenn auch wirklich eine Arbeitsunfähigkeit vorliegt. Ein höherer Selbstbehalt – oder gar komplett unversicherte Zeiten wie Karenztage – reduzieren die Inanspruchnahme und auch das moralische Risiko signifikant, abgebildet durch die oben genannte Elastizität von 1.

Allerdings ist es im Fall der Lohnfortzahlung im Krankheitsfall so, dass neben der als umgangssprachlich benannten „Blaumacherei" ein anderes Verhaltensphänomen auftritt, das ebenfalls die Wohlfahrt reduziert, und zwar der sogenannte „ansteckende Präsentismus". Dieser tritt auf, wenn AN ansteckend krank sind, aber dennoch zur Arbeit gehen (Pichler und Ziebarth 2017). Auf der Arbeit oder auf dem Weg zur Arbeit stecken diese Menschen dann unter Umständen Kollegen oder Kunden an.[4] Dies wird ökonomisch eine „negative Externalität" genannt und rechtfertigt auch unter konservativen Ökonomen staatliche Eingriffe und Regulierungen. Optimale Lohnfortzahlungssysteme minimieren sowohl die Zahl an Blaumachern als auch die Zahl an Menschen, die krank arbeiten.

Die starken Lohnersatzdiskontinuitäten, die Karenztage hervorrufen, legen in Kombination mit den angesprochenen Arbeitsangebotselastizitäten den Schluss nahe, dass AN relativ stark auf Karenztage reagieren würden. Somit würde die Zahl an arbeitsfähigen Krankgemeldeten durch Einführung einer Karenzzeit reduziert, es würden aber auch deutlich mehr Menschen krank zur Arbeit gehen und andere Menschen anstecken. Empirische Belege für einen Anstieg der grippeähnlichen Infektionsraten gibt es zum Beispiel aus den USA. Dort sind die Infektionsraten nach Einführung der Lohnfortzahlung auf Bundesstaatebene signifikant gesunken, ebenso die Covid-19-Infektionsraten nach der Einführung einer „Notfalllohnfortzahlung" (Pichler et al. 2020, 2021). In vielen Fällen hatten AN durch die Einführung der Lohnfortzahlung erstmals die Möglichkeit, sich für wenige, einzelne Tage krankzumelden bei 100 % Lohnersatz. Der institutionelle Rahmen lässt somit auf eine grundsätzliche externe Validität der Befunde aus den USA schließen. Grundsätzlich lässt

4 Dieses Argument entfällt im Falle von Heimarbeit („Homeoffice").

sich jedoch sagen, dass die Problematik des ansteckenden Präsentismus umso geringer ist, je eher eine Berufsgruppe in der Lage ist, bei leichten Erkältungskrankheiten von zu Hause aus zu arbeiten und dies von Firmen auch entsprechend umgesetzt wird.

Zu guter Letzt sollte in diesem Zusammenhang eine qualitativ hochwertige empirische Studie aus Schweden diskutiert werden. Pettersson-Lidbom und Thoursie (2013) untersuchen als eine von ganz wenigen Studien die Kausaleffekte der Abschaffung eines Karenztages in Schweden, kombiniert mit einer (leichten) Anhebung der Lohnersatzrate während der ersten zwei Krankheitswochen. Das System wurde also eindeutig großzügiger. Dennoch *fielen* in der Summe die Fehlzeiten, und zwar um 3 % und auch auf lange Sicht über einen Analysezeitraum von drei Jahren.

Übertragen auf Deutschland würde dies bedeuten, dass die Fehlzeiten bei der Einführung eines Karenztages und einer gleichzeitigen Kürzung der Lohnersatzrate nicht sinken, sondern *steigen* würden. Der Grund dieses auf den ersten Blick verblüffenden Befundes ist folgender: Durch einen Karenztag weiten AN, wenn sie bereits krank sind, ihre Krankheitsdauern unnötig lange aus, um nicht Gefahr zu laufen, bei einer zu frühen Rückkehr an den Arbeitsplatz erneut einen Karenztag zahlen zu müssen. Durch diese strategischen Verhaltenseffekte könnte es bei der Einführung eines Karenztages analog zum schwedischen Beispiel dazu kommen, dass die Fehltage insgesamt steigen (und nicht sinken) und gleichzeitig die Infektionsraten durch mehr krank arbeitende, ansteckende AN deutlich steigen würden.

28.4 Mögliche Folgen der Absenkung der Lohnersatzrate

Neben der Einführung von Karenztagen wird in Deutschland auch weiterhin die Absenkung der Lohnersatzrate während der ersten sechs Wochen der Arbeitsgeberlohnfortzahlung z. B. auf 80 % diskutiert. Analog zu der Diskussion über die Folgen der Einführung eines Karenztages kann hier zunächst die theoretische Überlegung angestellt werden, dass aus den genannten Gründen der Konsumglättung und unerwünschten Verhaltensanpassungen eine generelle Absenkung der Lohnersatzrate auf 80 % während der ersten sechs Wochen der Einführung eines Karenztages vorzuziehen wäre. Dies liegt in erster Linie daran, dass damit scharfe Sprünge in der Höhe der Lohnersatzleistung vermieden werden.

Allerdings ist an dieser Stelle auch darauf hinzuweisen, dass Deutschland genau diese Reform 1996 aus ähnlichen Gründen – und in einer ähnlich schwierigen wirtschaftlichen Lage wie heute – implementierte. Die Reform muss aber insgesamt als gescheitert angesehen werden. Unter anderem wurde sie 1999 von der neu gewählten rot-grünen Bundesregierung unter Bundeskanzler Gerhard Schröder wieder rückgängig gemacht und so ein Wahlversprechen eingelöst.

Ein Hauptgrund für das Scheitern war, dass die deutsche Bevölkerung eine Absenkung der Lohnfortzahlung auf 80 % für sozial ungerecht hielt. Dies könnte aus psychologischer Sicht mit der Theorie der Verlustaversion zu erklären sein (Walasek und Stewart 2015). Diese besagt, dass Menschen die Wegnahme von Dingen, die ihnen bereits (lange) gehören, stärker negativ bewerten als einen quantitativ gleich großen Zugewinn. Die Reform resultierte – angeführt von den Gewerkschaften, für die die Lohnfortzahlung spätestens seit den Streiks der 50er Jahre einen extrem hohen Symbolwert hat – zu Massendemonstrationen und Streiks sowie dem Wahlsieg einer rot-grünen Koalition (von Lüpke 2018). Allein aus diesen Erfahrungen und aus politökonomischen Gründen ist es schwer vorstellbar, dass eine Koalition auf kurze Sicht die Lohnfortzahlung erneut absenken wird.

Vor der Bundestagwahl 2025 forderte keine der großen Parteien die Einführung eines Karenztages oder eine Absenkung der Lohnersatzrate. Karl Laumann wird in der Rheinischen Post vom 10. Januar 2025 beispielsweise mit diesen Worten zitiert (Höning 2025):

» „Ich bin da ein gebranntes Kind. Ich habe als Bundestagsabgeordneter mal für ihre Einführung gestimmt. Dann hat die IG Metall mit Zustimmung der Arbeitgeber die Karenztage per Tarifvertrag für ihre Branchen kassiert. Damals habe ich mir geschworen: Ich lass mich nicht noch einmal bei diesem Thema ins Bockshorn jagen."

Das zitierte „Kassieren" einer solchen Reform per Tarifvertrag war ein essentieller Grund für deren Scheitern. Die Mobilmachung durch die Gewerkschaften führte auch mit dazu, dass die Arbeitgeber zu großen Teilen Regelungen zustimmten, die die Absenkung der Lohnersatzrate zu einem ineffektiven Instrument werden ließ.

Abb. 28.2 beleuchtet die damaligen Fakten aus der Fachpublikation von Ziebarth und Karlsson (2010), die die Effekte der Kürzung der Lohnfortzahlung empirisch untersuchten. Wie der Darstellung zu entnehmen ist, waren grundsätzlich ohnehin nur Angestellte in der Privatwirtschaft von den Regelungen betroffen. Von diesen gut 25 Mio. Beschäftigten mussten aber *de facto* nur gut 16 Mio. die Kürzung hinnehmen, da die Gewerkschaften laut eigener Auskünfte für 9 Mio. AN die volle Lohnfortzahlung in Tarifverträgen absichern konnten (von Lüpke 2018). Somit waren insgesamt weniger als die Hälfte der arbeitenden Bevölkerung von den Kürzungen effektiv betroffen. Da insbesondere AN in nicht tarifgebundenen Branchen und Jobs von den Kürzungen betroffen waren, stieg innerhalb dieser Personengruppe der Anteil derer, die überhaupt keinen Fehltag während eines ganzen Jahres aufwiesen, zwischen 6 % und 8 % an. Vor allem kurze Krankheitsdauern reduzierten sich (Ziebarth und Karlsson 2010).

Auch die Rückgängigmachung der Reform im Jahr 1999 führte zu wenig überraschenden Erkenntnissen (Ziebarth und Karlsson 2014): Nach der Erhöhung der Lohnersatzrate auf 100 % stiegen auch die Fehlzeiten wieder an, bei einer Elastizität von gut 0,9. Ebenso stiegen die Lohnkosten für die Arbeitgeber um gut 8 %, was geschätzt 40.000 bis 80.000 Arbeitsplätze kostete. Zudem wurden im Zuge der Reform mehr Überstunden – vor allem von gesunden AN – geleistet.

<table>
<tr><th colspan="3">Kürzung gesetzlich beabsichtigt</th><th>Kürzung gesetzlich nicht beabsichtigt</th></tr>
<tr><td colspan="3">Angestellte der Privatwirtschaft (ohne Auszubildende)
(~25 Millionen in 1995)</td><td rowspan="2">Selbstständige, Beamte, Auszubildenede
(~1.5 + 3.5 + 5.5 Millionen in 1995)</td></tr>
<tr><td>Ohne Tarifvertrag
(~10 Millionen)</td><td colspan="2">Mit Tarifvertrag
(~15 Millionen)</td></tr>
<tr><td>Umsetzung der Kürzung auf Firmenebene; Arbeitgebende können über die gesetzlichen Bestimmungen hinausgehende Zusatzleistungen gewähren</td><td>Kürzung auf Branchenebene durch Tarifvertrag</td><td>Kürzung auf Branchenebene durch Tarifvertrag ausgeschlossen</td><td></td></tr>
<tr><td>Kürzung</td><td>Kürzung</td><td>keine Kürzung</td><td>keine Kürzung</td></tr>
</table>

Fehlzeiten-Report 2025

Abb. 28.2 Von Kürzung der Lohnfortzahlung betroffene Beschäftigte. (Quellen: Statistisches Bundesamt 1996; 2008; Hans-Böckler-Stiftung 2009; Ziebarth und Karlsson 2010)

28.5 Handlungsempfehlungen und Fazit

Nach einer ganzheitlichen Analyse der Faktenlage und der wissenschaftlichen Erkenntnisse kommt der Verfasser dieses Kapitels zum Schluss, dass sowohl die Einführung von (einem oder mehreren) Karenztagen, aber auch die Absenkung der Lohnersatzrate in Deutschland derzeit nicht zielführend erscheinen. Es stehen dem sowohl politökonomische Überlegungen, vor allem aber die Erkenntnisse der neueren ökonomischen Forschung entgegen. Eine generelle Absenkung der Lohnersatzrate auf z. B. 80 % wäre der Einführung eines Karenztages aus volkswirtschaftlicher Wohlfahrtsperspektive überlegen; aber auch diese Maßnahme stellt u. a. aufgrund der starken Tarifbindung in Deutschland kein effektives Instrument zur Reduktion der Fehlzeiten dar.

Auch aufgrund von Erkenntnissen der Psychologie und Verhaltensökonomie, wonach Belohnungen effektiver als Strafen sind (Brown et al. 2024), liegt es aber im Entscheidungsspielraum von Unternehmen, sinnvolle *positive* Anreizsysteme zu entwickeln, gemäß denen AN mit weniger Fehltagen höhere monetäre Vergütungen erhalten. Wie solche klugen Vergütungssysteme, die keine unerwünschten Verhaltensänderungen auslösen, aussehen könnten, sollte Gegenstand zukünftiger Forschung sein (Alfitian et al. 2024; Berkovits und Alvero 2019; Hassink und Koning 2009). Unterschiedliche Unternehmen berichten von positiven Erfahrungen durch „Anwesenheitsprämien", die aber je nach Ausgestaltung auch kritisiert werden (Heider-Willms 2025; Mitsis 2025). In diesem Zusammenhang sei darauf hingewiesen, dass eine stärkere anwesenheitsbezogene Komponente bei gleichzeitig geringeren allgemeinen Lohnsteigerungen über die Zeit gesehen einen sehr ähnlichen, wenn nicht zielgerichteteren Effekt als die Absenkung der Lohnersatzrate durch den Gesetzgeber hätte.

Weil Fehlzeiten auch immer eine Reflexion der Arbeitszufriedenheit der Belegschaft darstellen und den spezifischen Gegebenheiten der Branche und Beschäftigung folgen, sollten Unternehmenslenker gezielt Maßnahmen zu deren Senkung entwickeln und diese dann innerhalb des Betriebes – idealerweise im Rahmen von Feldexperimenten – empirisch auf ihre Wirksamkeit hin testen. Beispielsweise wäre es bei den im internationalen Vergleich geringen Grippeimpfquoten Deutschlands von gut einem Drittel der Erwachsenen (Rieck et al. 2025; Robert Koch-Institut 2025) und einem deutlichen Anstieg von Arbeitsunfähigkeitstagen aufgrund von Erkältungskrankheiten (Ziebarth und Pichler 2024) sehr sinnvoll, barrierearme und gegebenenfalls inzentivierte Möglichkeiten zur Grippeimpfung über das Betriebliche Gesundheitsmanagement anzubieten (Raman et al. 2022).

Zu guter Letzt kann der Gesetzgeber dafür sorgen, ein flexibleres und den neuen Krankheits- und Arbeitsbedingungen angemesseneres Lohnfortzahlungssystem (weiter) zu entwickeln. Nach einem positiven Gutachten im Auftrag des Bundesministeriums für Gesundheit (IGES 2018) sowie positiven Äußerungen des Präsidenten der Bundesärztekammer (Tagesschau 2024), der DIHK und des ZDH (Kisling und Bath 2024), des ExpertInnenrates der Bundesregierung für Gesundheit und Resilienz (2025) und auch einer Mehrheit der Bevölkerung (Robertz 2024) sollten „Teilzeitkrankschreibungen" – die „graduelle Lohnfortzahlung" – per Gesetz verankert werden. Alle skandinavischen Länder haben diese Möglichkeit im Rahmen ihrer Lohnfortzahlungssysteme etabliert; in Schweden wurde vor gut zwei Jahrzehnten die Teilzeitkrankschreibung gar zum Kern eines Nationalen Aktionsplans gegen hohe Krankenstände (IGES 2018). In Schweden entfallen heute gut ein Drittel aller Krankschreibungen auf Teilzeitkrankschreibungen bei 25, 50 oder 75 % Restarbeitsfähigkeit. Interdisziplinäre wissenschaftliche Analysen finden negative Effekte der graduellen Lohnfortzahlung auf die Dauer von Arbeitsunfähigkeit bei gleichzeitiger schnellerer Reintegration in den Arbeitsprozess in Bezug auf eine erneute Vollzeitbeschäftigung, insbesondere bei Arbeitsunfähigkeit

aufgrund von muskulären Erkrankungen (Andrén und Svensson 2012; Kools und Koning 2019). Das Instrument wird als kosteneffektiv beurteilt, insbesondere bei Langzeitarbeitsunfähigkeiten, die fast die Hälfte aller AU-Tage in Deutschland ausmachen (Øystein Hernæs 2018; WIdO 2025).

Die Grundüberlegung der Teilzeitkrankschreibung ist ein Fokus auf die verbliebene *Restarbeitsfähigkeit*, ähnlich wie bei der vollständigen oder teilweisen Erwerbsminderungsrente (Cao et al. 2025). Dies stellt gleichzeitig einen Paradigmenwechsel und eine Abkehr vor der schwarz-weißen (0 % vs. 100 %), „ganz oder gar nicht" Arbeitsfähigkeitsbeurteilung dar. Je nach Krankheitsbild und Beruf ist es in gewissen Fällen sehr wohl möglich, einen halben, aber keinen ganzen Arbeitstag zu arbeiten. Gängige Anwendungsgebiete wären leichte Erkältungskrankheiten bei stundenweiser Arbeit im Homeoffice, Rückenschmerzen oder psychische Erkrankungen. Wichtig ist hier, dass die die AU-ausstellenden Ärzte entsprechend geschult sind, wie dies in Skandinavien der Fall zu sein scheint (IGES 2018). Dort ist die Teilzeitkrankschreibung inzwischen absolute Normalität und nicht kontrovers.

Gelänge es, nur 10 % der gut 900 Mio. Fehltage (BAuA 2024) in Halbtagskrankschreibungen umzuwandeln, würden der deutschen Wirtschaft in etwa 45 Mio. Arbeitstage zugeführt, ungefähr so viel wie bei der Streichung eines nationalen Feiertages und ein Vielfaches der geschätzten Beschäftigungswirkungen der CDU-Aktivrente (Brüll et al. 2024).

Danksagung Der Autor dankt Stefan Pichler sowie den Herausgebern herzlich für hilfreiche Anmerkungen.

Literatur

Alfitian J, Sliwka D, Vogelsang T (2024) When bonuses backfire: evidence from the workplace. Manage Sci 70(9):6395–6414

Andrén D, Svensson M (2012) Part-time sick leave as a treatment method for individuals with musculoskeletal disorders. J Occup Rehabil 22:418–426

BauA – Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (2024) Volkswirtschaftliche Kosten durch Arbeitsunfähigkeit 2023. https://www.baua.de/DE/Themen/Monitoring-Evaluation/Zahlen-Daten-Fakten/Kosten-der-Arbeitsunfaehigkeit. Zugegriffen: 12. Mai 2025

Berkovits M, Alvero AM (2019) The effects of monetary incentives on planned and unplanned absences in adolescent part-time employees: a cost-effectiveness analysis. Behav Analysis Pract 12:162–166

Böckerman P, Kanninen O, Suoniemi I (2018) A kink that makes you sick: the effect of sick pay on absence. J App Economet 33(4):568–579

Brown AL, Imai T, Vieider FM, Camerer CF (2024) meta-analysis of empirical estimates of loss aversion. J Econ Lit 62(2):485–516

Brüll E, Pfeiffer F, Ziebarth NR (2024) Analyse der Einkommens- und Beschäftigungswirkungen einer Einführung des CDU-Konzepts der „Aktiv-Rente". Persp Wirtschaftspol 25(3-4):227–232

Cao Y, Fischer B, Geyer JM, Ziebarth NR (2025) Fundamentally reforming the DI system: evidence from Germany. NBER Working Paper 30812

Destatis (2025) 1 % der Vollzeitbeschäftigten verdiente im Jahr 2024 mehr als 213.286 Euro brutto. Statistisches Bundesamt, Wiesbaden. https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2025/04/PD25_134_621.html. Zugegriffen: 12. Mai 2025

ExpertInnenrates der Bundesregierung für Gesundheit und Resilienz (2025) Entwicklung der Arbeitsunfähigkeitstage in Deutschland im zeitlichen Verlauf und im europäischen Vergleich – mögliche Ursachen und Handlungsempfehlungen. 13. Stellungnahme, 27.02.2025. https://www.bundesregierung.de/resource/blob/975196/2336346/23ed27eb062345d600f1abc5759efc8a/2025-02-27-stellungnahme-expertinnerat-data.pdf. Zugegriffen: 12. Mai 2025

Goldin J, Homonoff T, Meckel K (2022) Issuance and incidence: SNAP benefit cycles and grocery prices. Am Econ Journal: Econ Policy 14(1):152–178

Hans-Böckler-Stiftung (2009) WSI Tarifarchiv (http://www.boeckler.de. Zugegriffen: 12. Dezember 2009)

Hassink WHJ, Koning P (2009) Do financial bonuses reduce employee absenteeism? Evidence from a lottery. ILR Rev 62(3):327–342

Hastings J, Washington E (2010) The first of the month effect: consumer behavior and store responses. Am Econ Journal: Econ Policy 2(2):142–162

Heider-Willms A (2025) Heidelberger Druckmaschinen verlost Anwesenheitsprämie. 07. März 2025, Personalwirtschaft. https://www.personalwirtschaft.de/news/allgemein/heidelberger-druckmaschinen-verlost-anwesenheitspraemie-188970. Zugegriffen: 12. Mai 2025

Hernæs Ø (2018) Activation against absenteeism – evidence from a sickness insurance reform in Norway. J Health Econ 62:60–68

Höning A (2025) Debatte über Karenztage auch in NRW. Rheinische Post vom 10.01.2025. https://rp-online.de/nrw/panorama/krankenstand-nrw-haelt-nichts-von-karenztagen_aid-122811225. Zugegriffen: 12. Mai 2025

IGES (2018) Teilarbeitsfähigkeit und Teilkrankengeld. Gutachten im Auftrag des Bundesministeriums für Gesundheit. https://www.iges.com/kunden/gesundheit/forschungsergebnisse/2018/teilzeit-krankschreibung/index_ger.html. Zugegriffen: 12. Mai 2025

Johansson P, Palme M (1996) Do economic incentives affect work absence? Empirical evidence using Swedish micro data. J Public Econ 59(1):195–218

Johansson P, Palme M (2002) Assessing the effect of public policy on worker absenteeism. J Hum Resour 37(2):381–409

Johansson P, Palme M (2005) Moral Hazard and Sickness Insurance. J Public Econ 89(9-10):1879–1890

KBV (2025) Gesundheitsdaten: Ausgaben für Krankengeld steigen weiter. Kassenärztliche Bundesvereinigung, Berlin. https://gesundheitsdaten.kbv.de/cms/html/17072.php. Zugegriffen: 12. Mai 2025

Kisling T, Bath D (2024) Teilzeit-Krankschreibung: Rückenwind aus der Wirtschaft 16.12.2024. https://www.morgenpost.de/wirtschaft/article407896571/teilzeit-krankschreibung-rueckenwind-aus-der-wirtschaft.html. Zugegriffen: 12. Mai 2025

Kools L, Koning P (2019) Graded return-to-work as a stepping stone to full work resumption. J Health Econ 65:189–209

von Lüpke M (2018) Als Kohl die Lohnfortzahlung kappte. Hans-Böckler-Stiftung (Hrsg) Magazin Mitbestimmung 05/2018. https://www.boeckler.de/de/magazin-mitbestimmung-2744-als-kohl-die-lohnfortzahlung-kappte-5904.htm. Zugegriffen: 12. Mai 2025

Maclean JC, Pichler S, Ziebarth NR (2025) Mandated sick pay: coverage, utilization, and crowding-in. J Eur Econ Assoc, forthcoming

Mitsis K (2025) Rekord bei Krankmeldungen: Diese Firmen locken mit hohen Prämien, wenn man sich nicht krankmeldet. Focus, 11.01.2025. https://www.focus.de/finanzen/news/krank-rekord-diese-firmen-locken-mit-hohen-praemien-wenn-man-sich-nicht-krankmeldet_c9c20e92-e5ed-473c-b529-52acbe4960e4.html. Zugegriffen: 8. Juli 2025

OECD (2023) Disability, work and inclusion in Korea: towards equitable and adequate social protection for sick workers. OECD Publishing, Paris https://doi.org/10.1787/bf947f82-en

Pettersson-Lidbom P, Thoursie PS (2013) Temporary disability insurance and labor supply: evidence from a natural experiment. Scandinavian J Economics 115:485–507

Pichler S, Ziebarth NR (2017) The pros and cons of sick pay schemes: testing for contagious presenteeism and noncontagious absenteeism behavior. J Public Econ 156:14–33

Pichler S, Wen K, Ziebarth NR (2020) Covid-19 emergency sick leave has helped flatten the curve in the United States. Health Aff 39(12):2197–2204

Pichler S, Wen K, Ziebarth NR (2021) Positive health externalities of mandating paid sick leave. J Pol Anal Manage 40(3):715–743

Pimpertz J (2024) Kosten der Entgeltfortzahlung – binnen 14 Jahren verdoppelt. IW-Kurzbericht Nr 70. IW, Köln

Pronovo BKK (2024) Arbeiten 2023. https://www.pronovabkk.de/unternehmen/presse/pressemitteilungen/pressemitteilungen-2024/arbeitnehmer-innen-melden-sich-trotz-arbeitsfaehigkeit-krank.html#section-id-pr-senz-trotz-krankheit. Zugegriffen: 8. Juli 2025

Raman S, Kriner D, Ziebarth NR, Simon K, Kreps S (2022) COVID-19 booster uptake among US adults: assessing the impact of vaccine attributes, incentives, and context in a choice-based experiment. Soc Sci Med 310:115277

Rieck T, Rau C, Wulkotte E et al (2025) Impfquotenmonitoring in Deutschland – gegenwärtiger Stand und Perspektive. Bundesgesundheitsblatt 68:351–359

Robert Koch-Institut (2025) KV-Impfsurveillance: Auswertung von Abrechnungsdaten der Kassenärztlichen Vereinigungen. 30.04.2025. https://www.rki.de/DE/Themen/Infektionskrankheiten/Impfen/Impfquoten/KV-Impfsurveillance/kv-impfsurveillance-node.html. Zugegriffen: 12. Mai 2025

Robertz V (2024) Hohe Krankenstände Teilzeitkrank: Eine Chance für die Wirtschaft? Capital, 05.12.2024. https://www.capital.de/karriere/krankschreibung-fuer-halben-tag--teilzeitkrank-als-chance-fuer-wirtschaft--35280440.html. Zugegriffen: 12. Mai 2025

Statistisches Bundesamt (1996) Statistisches Jahrbuch 1996 für die Bundesrepublik Deutschland. Metzler-Poeschel, Wiesbaden

Statistisches Bundesamt (2008) Finanzen und Steuern: Personal des öffentlichen Dienstes 2007. Fachserie 14, Reihe 6. Metzler-Poeschel, Wiesbaden. https://www.statistischebibliothek.de/mir/receive/DEHeft_mods_00009409

Tagesschau (2024) Stundenweise arbeitsunfähig: Ärztepräsident offen für Teilzeit-Krankschreibung. 30.10.2024. https://www.tagesschau.de/inland/gesellschaft/teilzeitkrankschreibungen-aerztepraesident-100.html. Zugegriffen: 12. Mai 2025

UK Department for Work & Pensions (2024) Government response: making work pay: strengthening statutory sick pay. Updated 4 march 2025.

https://www.gov.uk/government/consultations/making-work-pay-strengthening-statutory-sick-pay/outcome/government-response-making-work-pay-strengthening-statutory-sick-pay. Zugegriffen: 12. Mai 2025

Versicherungsbote (2025) Jeder vierte Haushalt in Deutschland hat keine Ersparnisse. https://www.versicherungsbote.de/id/4937905/Jeder-vierte-Haushalt-hat-keine-Ersparnisse/ (Erstellt: 18. Febr. 2025). Zugegriffen: 10. Juli 2025

Walasek L, Stewart N (2015) How to make loss aversion disappear and reverse: tests of the decision by sampling origin of loss aversion. Psychol Gen 144(1):7–11

WIdO – Wissenschaftliches Institut der AOK (2025) 40 Prozent aller Fehltage entfielen 2024 auf Langzeit-Erkrankungen von mehr als sechs Wochen. Berlin. https://www.wido.de/news-presse/pressemitteilungen/2025/40-prozent-aller-fehltage-2024-wegen-langzeit-erkrankungen. Zugegriffen: 12. Mai 2025

Ziebarth NR, Karlsson M (2010) A natural experiment on sick pay cuts, sickness absence und labor costs. J Public Econ 94:1108–1122

Ziebarth NR, Karlsson M (2014) The effects of expanding the generosity of the statutory sickness insurance system. J of Applied Econometrics 29:208–230

Ziebarth NR, Pichler S (2024) Einordnung des deutlichen Anstiegs der krankheitsbedingten Fehlzeiten seit 2022. ZEW policy briefs 18/2024. ZEW – Leibniz Centre for European Economic Research (https://www.zew.de/publikationen/einordnung-des-deutlichen-anstiegs-der-krankheitsbedingten-fehlzeiten-seit-2022. Zugegriffen: 12. Mai 2025)

Serviceteil

Die Autorinnen und Autoren – 688

Internationale statistische Klassifikation der Krankheiten und verwandter Gesundheitsprobleme (10. Revision, German Modification, Version 2025) – 708

Branchen in der deutschen Wirtschaft basierend auf der Klassifikation der Wirtschaftszweige (Ausgabe 2008/NACE) – 718

Glossar – 723

Stichwortverzeichnis – 731

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer-Verlag GmbH, DE, ein Teil von Springer Nature 2025
B. Badura et al. (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2025*, Fehlzeiten-Report,
https://doi.org/10.1007/978-3-662-71885-8

Die Autorinnen und Autoren

Prof. Dr. phil. Lars Adolph

Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BauA)
Fachbereich Produkte und Arbeitssysteme
Dortmund

Prof. Dr. phil. Lars Adolph studierte Psychologie und Arbeitswissenschaft an der Ruhr-Universität Bochum und promovierte dort. Im Anschluss forschte und beriet er im Bereich komplexer Arbeitssysteme in Risiko-Industrien. Zwischen 2004 und 2009 leitete Lars Adolph den Bereich Human Factors & Occupational Health einer internationalen Prüf- und Beratungsgesellschaft. Dann wechselte er in die Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin und leitete dort die Fachgruppe Human Factors & Ergonomie. Seit 2013 ist er wissenschaftlicher Leiter des Fachbereichs Produkte und Arbeitssysteme, Koordinator für die KI-Forschung der BAuA und u. a. Mitglied des DIN-Strategiekreises Focus.digital.

Prof. Dr. Bernhard Badura

Universität Bielefeld
Fakultät für Gesundheitswissenschaften
Bielefeld

Dr. rer. soc., Studium der Soziologie, Philosophie und Politikwissenschaften in Tübingen, Freiburg, Konstanz und Harvard/Mass. Seit März 2008 Emeritus der Fakultät für Gesundheitswissenschaften der Universität Bielefeld.

Dr. Johanna Baumgardt

Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO)
Berlin

Sozialwissenschaftlerin, Dr. phil., M.A. Nach Abschluss des Studiums wissenschaftliche Mitarbeiterin an der Leuphana Universität

Lüneburg (2009–2015), an der Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg (2015–2018) und am Universitätsklinikum Hamburg-Eppendorf (2018–2022). Promotion an der Leuphana Universität Lüneburg (2012–2015). Entwicklung, Leitung und Koordination von Forschungsprojekten der sozialpsychiatrischen Versorgungsforschung und Nachwuchsförderung an der Klinik für Psychiatrie, Psychotherapie und Psychosomatik des Vivantes Klinikum Am Urban, Berlin (2018–2022). Seit 2022 Leiterin des Forschungsbereichs „Betriebliche Gesundheitsförderung und Heilmittel“ am WIdO.

Julia Bosbach

Assure Consulting
Neu-Anspach

Julia Bosbach ist Wirtschaftspsychologin mit mehr als zehnjähriger Erfahrung im Bereich Transformationsprojekte. In ihrer aktuellen Promotion am Lehrstuhl für Business Administration and Information Management an der Constructor Universität Bremen beschäftigt sie sich mit der menschenzentrierten Gestaltung digitaler Veränderungsprozesse. Derzeit arbeitet sie als Change Managerin und ist für die Begleitung von Unternehmen durch komplexe Transformationen verantwortlich. Darüber hinaus unterstützt sie als Expertin Organisationen bei der erfolgreichen Implementierung und Umsetzung digitaler Veränderungen mit besonderem Fokus auf den menschlichen Aspekten dieser Prozesse.

Dr. Lou Therese Brandner

Universität Tübingen
Internationales Zentrum für Ethik in den Wissenschaften (IZEW)
Tübingen

Dr. Lou Therese Brandner ist wissenschaftliche Mitarbeiterin am Internationalen Zentrum für Ethik in den Wissenschaften (IZEW) der Universität Tübingen. Nach ihrer Promotion in Kommunikationssoziologie an der Universität Sapienza Rom arbeitete sie an der Universität Cagliari in einem Projekt zur universitären Krisenkommunikation während der Corona-Pandemie. Seit 2022 forscht sie am IZEW zu gesellschaftlichen Aspekten datengetriebener Technologien. Ein Schwerpunkt liegt dabei auf dem Einsatz von KI in Anwendungskontexten wie dem Personalwesen und der Polizeiarbeit.

Dr. Martin Braun

Fraunhofer-Institut für Arbeitswirtschaft und Organisation IAO
Stuttgart

Dr. Martin Braun studierte Maschinenwesen mit den Vertiefungen Arbeitswissenschaft und Fabrikbetriebslehre. Er ist als Wissenschaftler am Fraunhofer-Institut für Arbeitswirtschaft und Organisation IAO tätig. Sein Fokus auf menschengerechte Arbeit, Informatisierung und Mensch-Technik-Interaktion spiegelt die Bedeutung dieser Gestaltungsfelder für die Erneuerung der Arbeitsgesellschaft wider. Brauns Expertise erstreckt sich über ein breites Branchenspektrum von Automotive über Logistik, Telekommunikation und Energieversorgung bis hin zur Nahrungsmittel- und Pharmaindustrie. Seine jahrzehntelangen Erfahrungen in produzierenden Unternehmen, im Dienstleistungssektor und in der öffentlichen Verwaltung verleihen seiner Forschungstätigkeit einen hohen Anwendungsbezug. Braun ist Lehrbeauftragter an der Universität Stuttgart und der Fernhochschule Hamburg sowie Autor zahlreicher Fachpublikationen.

Dr. Elisa Clauß

Bundesvereinigung der Deutschen Arbeitgeberverbände (BDA)
Abteilung Soziale Sicherung
Berlin

Dr. Elisa Clauß ist Diplom-Psychologin und Referatsleiterin für Arbeitswissenschaft in der Abteilung Soziale Sicherung bei der Bundesvereinigung der Deutschen Arbeitgeberverbände (BDA). Als Mitglied in verschiedenen Gremien wie der Gemeinsamen Deutschen Arbeitsschutzstrategie sowie in der nationalen und internationalen Normung vertritt sie den Themenbereich Arbeit und Gesundheit. Ihre Schwerpunkte liegen auf Arbeitsschutz und -gestaltung, psychischer Belastung und Gesundheit sowie flexibler/mobiler Arbeit. Zuvor arbeitete sie als Wissenschaftlerin u. a. an der Humboldt-Universität zu Berlin und als freiberufliche Beraterin in verschiedenen Projekten zu psychischer Gesundheit, Erholung sowie Ressourcenaufbau im Bereich der Arbeits-, Ingenieurs- und Organisationspsychologie.

Prof. Dr. Markus H. Dahm

FOM Hochschule für Ökonomie & Management
Hamburg

Prof. Dr. Markus H. Dahm, MBA begleitet als Berater und Coach seit 30 Jahren Organisationen in Strategie-, Transformations- und Change-Management-Prozessen. Er ist zudem Professor an der FOM Hochschule für Oekonomie & Management in Hamburg und lehrt und forscht zu den Themen KI, digitale Transformation und Leadership. Er publiziert regelmäßig zu aktuellen Management- und Leadership-Fragestellungen in Fachzeitschriften und Online-Medien. Markus Dahm ist Autor und Herausgeber zahlreicher Bücher in den Themenfeldern strategisches Management, Digitalisierung, organisationale Transformation und Prozessmanagement. Seit einigen Jahren ist er auch als Ambassador des ARIC Artificial Intelligence Center Hamburg tätig.

Alexander Dregger

FZI Forschungszentrum Informatik
Innovation, Strategie und Transfer (IST)
Karlsruhe

Alexander Dregger ist Psychologe und wissenschaftlicher Mitarbeiter am FZI Forschungszentrum Informatik in Karlsruhe. Er promoviert am Karlsruher Institut für Technologie (KIT) und erforscht, wie mithilfe von psychologischen Theorien und Methoden (z. B. einer künstlichen Persönlichkeit) die Nutzerinteraktion mit KI verbessert werden kann. Darüber hinaus beschäftigt er sich sowohl in der Forschung als auch in der Praxis mit der Implementierung von KI und Datenstrategien in Unternehmen, strategischer Vorausschau/Foresight, Change Management und User Experience.

Prof. Dr. Antje Ducki

Berliner Hochschule für Technik (BHT)
Fachbereich I: Wirtschafts- und Gesellschaftswissenschaften
Arbeits- und Organisationspsychologie
Berlin

Nach Abschluss des Studiums der Psychologie an der Freien Universität Berlin als wissenschaftliche Mitarbeiterin an der TU Berlin tätig. Betriebliche Gesundheitsförderung für die AOK Berlin über die Gesellschaft für Betriebliche Gesundheitsförderung, Mitarbeiterin am Bremer Institut für Präventionsforschung und Sozialmedizin, Hochschulassistentin an der Universität Hamburg. 1998 Promotion in Leipzig. Seit 2002 Professorin für Arbeits- und Organisationspsychologie an der Berliner Hochschule für Technik (BHT). Arbeitsschwerpunkte: Arbeit und Gesundheit, Gender und Gesundheit, Mobilität und Gesundheit, Stressmanagement, Betriebliche Gesundheitsförderung.

Antonia Düring

Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO)
Berlin

Antonia Düring absolvierte im Jahr 2023 ihren Bachelor in Public Health/Gesundheitswissenschaften an der Universität Bremen. Seit Oktober 2023 studiert sie im Master Public Health an der Berlin School of Public Health. Im Rahmen verschiedener studentischer Tätigkeiten sammelte sie Erfahrungen in den Bereichen Gesundheitsförderung, Prävention und betriebliches Gesundheitsmanagement. Seit Februar 2025 arbeitet sie im Wissenschaftlichen Institut der AOK (WIdO) im Forschungsbereich Betriebliche Gesundheitsförderung und Heilmittel und ist als studentische Mitarbeiterin an der Erstellung des Fehlzeiten-Reports beteiligt.

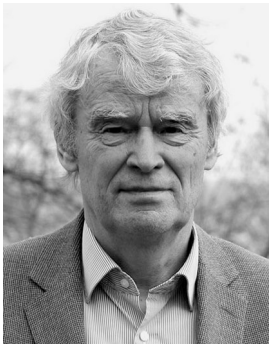
Dr. Matthias Hartwig

Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BauA)
Fachbereich Produkte und Arbeitssysteme
Dortmund

Dr. Matthias Hartwig ist wissenschaftlicher Mitarbeiter in der Gruppe „Human Factors, Ergonomie“ im Fachbereich „Produkte und Arbeitssysteme“ der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BAuA). Er forscht im Bereich menschzentrierter Arbeit im Kontext technologischer Assistenzsysteme. Dabei untersucht er vor allem Chancen und Risiken von Arbeitstechnologien für die kognitive und mentale Beanspruchung von Beschäftigten im Rahmen der soziotechnischen Systemgestaltung und einer resilienten Organisationsgestaltung.

Prof. em. Dr. Hartmut Hirsch-Kreinsen

TU Dortmund/Sozialforschungsstelle
Dortmund



Hartmut Hirsch-Kreinsen war bis 2015 Inhaber des Lehrstuhls Wirtschafts- und Industriesoziologie und bis 2020 Seniorprofessor an der TU Dortmund; aktuell ist er Research Fellow an der Sozialforschungsstelle der TU Dortmund. Er war Gastforscher und Visiting Professor an verschiedenen ausländischen Universitäten und Instituten und ist Mitglied in einer Reihe arbeits- und innovationspolitischer Beratungsgremien. Forschungsfeld sind Fragen der Digitalisierung von Arbeit und Gesellschaft.

Miriam-Maleika Höltgen

Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO)
Berlin

Studium der Germanistik, Geschichte und Politikwissenschaften an der Friedrich-Schiller-Universität Jena (M.A.); wissenschaftliche Mitarbeiterin am Institut für Literaturwissenschaft. Im Anschluss berufliche Stationen in Verlagen in den Bereichen Redaktion, Lektorat, Layout und Herstellung. Seit 2006 im Wissenschaftlichen Institut der AOK (WIdO); seit 2011 im Forschungsbereich Betriebliche Gesundheitsförderung und Heilmittel, hier insbesondere verantwortlich für die Redaktion des Fehlzeiten-Reports.

Christian Jauch

Hamburg

Dipl.-Psych. Christian Jauch konzipiert und begleitet seit 35 Jahren als Inhaber von Jauch & Partner in Deutschland und Kolumbien Organisationsentwicklungsprojekte. Er arbeitet dabei als Trainer, Moderator und Coach für Führungskräfte und Geschäftsführer. Insbesondere liegen ihm Themen im interkulturellen Feld in Unternehmen am Herzen. Zusatzausbildungen in St. Gallen und Barcelona erweiterten seine Kompetenzen um Vernetztes Denken und systemische Beratung. Schon früh beschäftige er sich mit psychosomatischen Krankheitsverläufen, der Entstehung von Burnout und Maßnahmen zur Prophylaxe im Unternehmenskontext. In Ergänzung zu seiner Beratungstätigkeit ist er auch fest im Stamm der Lehrenden an der IU International University integriert.

Dr. phil. habil. Tobias Kämpf

University of Labour
Frankfurt am Main

Tobias Kämpf, Dr. phil. habil., ist Professor für Sozialwissenschaften, Arbeit und Digitalisierung an der University of Labour (Frankfurt/Main). Als Soziologe forscht er seit fast 20 Jahren zur Digitalisierung der Gesellschaft und Zukunft von Arbeit. Seine Forschungsfelder reichen von neuen Geschäftsmodellen und der Transformation von Unternehmen über den Wandel von Arbeit durch KI und agile Organisationsformen bis hin zu den Folgen für die Beschäftigten und die Arbeitsbeziehungen. Empirische Forschungsreisen zu den strategischen Zentren der digitalen Transformation brachten ihn mehrfach ins Silicon Valley, nach Bangalore (Indien) und Osteuropa.

Hannes Klawisch

Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO)
Berlin

Hannes Klawisch absolvierte im Jahr 2021 seinen Bachelor in Soziologie und Geschichte an der Universität Rostock. Seit 2022 studiert er im Master Public Health an der Berlin School of Public Health. Er unterstützt im WIdO den Forschungsbereich Betriebliche Gesundheitsförderung und Heilmittel als studentischer Mitarbeiter.

Moritz Köhler

Technische Hochschule Köln
Fakultät für Wirtschafts- und Rechtswissenschaften
Kölner Forschungsstelle für Medienrecht
Köln

Diplom-Jurist. Studium der Rechtswissenschaft an der Albert-Ludwigs-Universität Freiburg mit einem Schwerpunkt im Medien- und Informationsrecht. Seit Studienabschluss im Januar 2023 wissenschaftlicher Mitarbeiter der Kölner Forschungsstelle für Medienrecht an der TH Köln. Forschungsschwerpunkte: KI-, Daten- und Medienrecht. Doktorand an der Rheinischen Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn.

Prof. Dr. Martin Lange

IST-Hochschule für Management GmbH
Fachbereich Fitness und Gesundheit
Düsseldorf

Prof. Dr. Martin Lange ist seit 2018 Professor für Management im Gesundheitswesen an der IST-Hochschule für Management in Düsseldorf. Seine Schwerpunktthemen in Lehre und Forschung fokussieren „Gesunde Arbeit“, Prävention und Gesundheitsförderung in Settings sowie Digitalisierung und KI. Seit 2019 ist er Vorstandsmitglied im Bundesverband Betriebliches Gesundheitsmanagement (BBGM) e. V. und engagiert sich aktiv in der AG bewegungsbezogene Versorgungsforschung des DNVF. In der unternehmerischen Praxis hält Prof. Lange Vorträge, berät Unternehmen bei der gesundheitsbezogenen Analyse und Implementierung von BGM-Systemen.

Dr. Thomas Lennefer

AOK-Bundesverband
Geschäftsbereich Versorgung
Berlin

Dr. Thomas Lennefer ist Psychologe mit langjähriger Erfahrung im Bereich gesundheitsfokussierter Organisationsentwicklung. In seiner Doktorarbeit widmete er sich unter anderem der Fragestellung, inwiefern digitale Gesundheitsinterventionen die Gesundheit der Beschäftigten im betrieblichen Kontext verbessern können. Derzeit arbeitet er im AOK-Bundesverband, wo er für die Strategie- und Produktentwicklung verschiedener BGM-Themen zuständig ist. Darüber hinaus ist er als selbständig Coach, Trainer und Berater tätig und unterstützt sowohl Unternehmen als auch Sportler und Sportlerinnen bei der Förderung der psychischen Gesundheit.

Thomas Lühr

Institut für Sozialwissenschaftliche Forschung (ISF)
München

Thomas Lühr ist Wissenschaftler am Institut für Sozialwissenschaftliche Forschung in München. Seine Forschungsschwerpunkte liegen im Bereich der Angestelltenforschung, des Transformationserlebens der Beschäftigten sowie dem Wandel von Arbeit und Qualifikation durch den Einsatz von Künstlicher Intelligenz.

Prof. Dr. David Matusiewicz

FOM Hochschule für Oekonomie & Management
Institut für Gesundheit & Soziales (ifgs)
CIBE Center for Innovation, Business Development and Entrepreneurship
Essen

David Matusiewicz ist Professor für Medizinmanagement an der FOM Hochschule und Dekan für Gesundheit & Soziales. Er leitet das Forschungsinstitut ifgs und ist Mitgründer des CIBE Center for Innovation, Business Development & Entrepreneurship. Als Business Angel investiert er mit seiner DXM Group (Family Office) in technologiegetriebene Startups. Zudem ist er Advisor und Aufsichtsrat in zahlreichen Digitalunternehmen. Matusiewicz zählt zu den bekanntesten Stimmen der Digitalen Gesundheit in Deutschland – als Keynote Speaker, Moderator, Herausgeber, Kolumnist und Autor.

Markus Meyer

Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO)
Berlin

Diplom-Sozialwissenschaftler. Berufliche Stationen nach dem Studium: Team Gesundheit der Gesellschaft für Gesundheitsmanagement mbH, BKK Bundesverband und spectrum|K GmbH. Tätigkeiten in den Bereichen Betriebliche Gesundheitsförderung, Datenmanagement und IT-Projekte. Seit 2010 wissenschaftlicher Mitarbeiter im Wissenschaftlichen Institut der AOK (WIdO) im AOK-Bundesverband, Forschungsbereich Betriebliche Gesundheitsförderung und Heilmittel; Projektleiter Forschungsbereich Betriebliche Gesundheitsförderung. Arbeitsschwerpunkte: Fehlzeitenanalysen, betriebliche und branchenbezogene Gesundheitsberichterstattung.

Dr. Sophie-Charlotte Meyer

Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BauA)
Fachbereich Arbeitswelt im Wandel
Dortmund

Sophie-Charlotte Meyer ist Senior Scientist in der Gruppe „Arbeitszeit und Flexibilisierung“ im Fachbereich „Arbeitswelt im Wandel“ der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BAuA). Sie forscht zum (technologischen) Wandel der Arbeitswelt, auch im Zusammenspiel mit anderen Transformationsprozessen, insbesondere zu den Veränderungen der Arbeitsqualität (v. a. Arbeitsintensität und Autonomie) sowie zu Zusammenhängen mit dem Wohlbefinden von Beschäftigten (auch Präsentismus und Absentismus).

Dr. Rahild Neuburger

Ludwig-Maximilians-Universität München
Forschungsstelle IOM
München

Dr. Rahild Neuburger leitet operativ die Forschungsstelle „Information, Organisation und Management“ an der LMU Munich School of Management in München. Ihre inhaltlichen Schwerpunkte sind Implikationen der Digitalisierung/Künstlichen Intelligenz auf Arbeit, Wertschöpfungsstrukturen, Organisation und Führung sowie damit zusammenhängende Fragen der Bildung und Kompetenzentwicklung. Als Geschäftsführerin des MÜNCHNER KREIS koordiniert sie dort den Arbeitskreis „Arbeit in der digitalen Welt“. Zudem ist sie Mitglied des Vorstandes der „Charta Digitale Vernetzung“ sowie Mitglied der AG „Arbeit und Qualifizierung“ der Plattform Lernende Systeme.

Prof. Dr. Sabine Pfeiffer

Friedrich-Alexander-Universität
Erlangen-Nürnberg
Lehrstuhl für Soziologie
Nürnberg

Prof. Dr. Sabine Pfeiffer leitet seit 2018 den Lehrstuhl für Soziologie (Technik – Arbeit – Gesellschaft) an der FAU Erlangen-Nürnberg. Nach einer Ausbildung und Tätigkeit als Werkzeugmacherin studierte sie im zweiten Bildungsweg Produktionstechnik und dann Soziologie, Psychologie und Philosophie an der FeU Hagen. Nach länger Forschungstätigkeit am Institut für Sozialwissenschaftliche Forschung e. V. (ISF München) war sie von 2010 bis 2014 Professorin an der Hochschule München und von 2014 bis 2018 an der Universität Hohenheim. Sabine Pfeiffer ist u. a. Direktorin am bidt – Bayerisches Forschungsinstitut für Digitale Transformation und Sprecherin des DFG-Schwerpunktprogramms 2267 „Digitalisierung der Arbeitswelten“.

Dr. Miriam Räker

Institut für Qualitätssicherung und Transparenz im Gesundheitswesen (IQTIG)
Berlin

Dr. PH Miriam Räker ist Gesundheits- und Politikwissenschaftlerin und seit Ende 2023 am Institut für Qualitätssicherung und Transparenz im Gesundheitswesen beschäftigt (IQTIG). Sie war vorher u. a. als Wissenschaftliche Mitarbeiterin, Projektkoordinatorin sowie Beraterin in Forschung und Praxis tätig. Ihre letzten Stationen waren der Sachverständigenrat zur Begutachtung der Entwicklung im Gesundheitswesen (SVR), am Bundesministerium für Gesundheit sowie das Wissenschaftliche Institut der AOK (WIdO). Sie absolvierte ein Fellowship an der UCLA (USA), hat in Bielefeld, Malmö (Schweden) und Kaiserslautern studiert und wurde 2016 an der Universität Bielefeld promoviert.

Swantje Robelski

Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BauA)
Fachbereich Arbeitswelt im Wandel
Berlin

Swantje Robelski ist wissenschaftliche Mitarbeiterin in der Gruppe „Gruppe Arbeitsschutzsysteme im Wandel; Koordinierung Arbeitsschutzstrukturen“ im Fachbereich „Arbeitswelt im Wandel“ der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BAuA). Sie befasst sie sich mit verschiedenen Fragestellungen rund um die Digitalisierung im Arbeitsschutz. In ihrem Forschungsschwerpunkt untersucht sie, wie neue Technologien den betrieblichen und institutionellen Arbeitsschutz unterstützen können.

Dr. med. Martin Roesler

AOK-Bundesverband
Stab Medizin
Berlin

Dr. med. Martin Roesler hat bis 2004 Medizin und bis 2020 Epidemiologie an der Berliner Charité studiert. Er ist Facharzt für Anästhesiologie, Intensiv- und Notfallmedizin. Seit April 2020 arbeitet er neben seiner klinischen Tätigkeit als Referent im Stab Medizin des AOK-Bundesverbandes. Sein aktueller Arbeitsschwerpunkt ist die Auswirkung der generativen KI auf Medizin und Gesundheitswesen.

Dr. Ulrike Rösler

Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BauA)
Fachgruppe „Arbeitsgestaltung bei personenbezogenen Dienstleistungen“
Dresden

Dr. Ulrike Rösler ist Arbeits- und Organisationspsychologin und leitet die Fachgruppe „Arbeitsgestaltung bei personenbezogenen Dienstleistungen“ an der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin in Dresden. Ihre Forschung konzentriert sich auf die menschengerechte Gestaltung von Arbeit – mit einem besonderen Schwerpunkt auf dem Gesundheitswesen. Dabei befasst sie sich unter anderem mit der Technikfolgenabschätzung KI-gestützter Technologien sowie mit der Prävention von Gewalt und Belästigung am Arbeitsplatz.

Univ.-Prof. Dr. Andrea Schaller

Universität der Bundeswehr München
Fakultät für Humanwissenschaft, Institut für Sportwissenschaft
Neubiberg

Univ.-Prof. Dr. Andrea Schaller forscht und lehrt im Bereich der bewegungsbezogenen Versorgungsforschung, insbesondere der Betrieblichen Gesundheitsförderung und medizinischen Rehabilitation. Dabei befasst sie sich sowohl mit der individuumsbezogenen Perspektive als auch mit organisationalen Strukturen im Hinblick auf die bewegungsbezogenen Gesundheitsförderung und Rehabilitation.

Antje Schenkel

Berlin

Diplom-Mathematikerin. Mehr als 15 Jahre Erfahrung in Datenbankentwicklung und Datenanalyse. Von November 2017 bis Juni 2025 Mitarbeiterin des Wissenschaftlichen Instituts der AOK (WIdO) im Forschungsbereich Betriebliche Gesundheitsförderung und Heilmittel.

Annette Schlipphak

Bundesministerium des Innern und für Heimat
Berlin

Studium der Psychologie in Frankfurt am Main. Erfahrungen im Bereich Unterricht, Training und Beratung. Personalentwicklung und -auswahl. Seit 2001 Referentin im Bundesministerium des Innern, heute tätig im Bereich der obersten Bundesbehörden, Gesundheitsmanagement. Zuständig u. a. für die Koordination der Umsetzung des Betrieblichen Gesundheitsmanagements in der unmittelbaren Bundesverwaltung sowie die Erstellung des Gesundheitsförderungsberichts.

Moritz Schneider

Institut für Arbeitsschutz (IFA) der Deutschen Gesetzlichen Unfallversicherung e. V. (DGUV)
Sankt Augustin

Moritz Schneider ist Softwareingenieur und Mathematiker. Am IFA leitet er das Sachgebiet Künstliche Intelligenz und Softwarearchitektur sowie das Kompetenzzentrum KI & Big Data. Als Projektleiter verantwortet er umfangreiche IT- und Digitalisierungsprojekte mit Fokus auf Gebrauchstauglichkeit und innovative Softwarelösungen. Darüber hinaus engagiert er sich als Lehrbeauftragter in der Hochschullehre, betreut Bachelor- und Masterarbeiten und begleitet duale Studierende praxisnah auf ihrem akademischen und beruflichen Weg.

Helmut Schröder

Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO)
Berlin

Geschäftsführer des Wissenschaftlichen Instituts der AOK (WIdO). Nach dem Abschluss als Diplom-Soziologe an der Universität Mannheim als wissenschaftlicher Mitarbeiter im Wissenschaftszentrum Berlin für Sozialforschung (WZB), dem Zentrum für Umfragen, Methoden und Analysen e. V. (ZUMA) in Mannheim sowie dem Institut für Sozialforschung der Universität Stuttgart. Im WIdO seit 1996 in den Themengebieten Betriebliche Gesundheitsförderung, Arzneimittel, Heilmittel, Qualitäts- und Versorgungsforschung tätig.

Reinhard Schwanke

AOK-Bundesverband
Geschäftsbereich Markt/Produkte
Berlin

Diplom-Informatiker. Seit 1991 im AOK-Bundesverband tätig, u. a. im WIdO und in Bundesprojekten mit Bezug auf die Leistung „Krankengeld“. Derzeit im Geschäftsbereich „Markt/Produkte“, Abteilung „Leistungen & Produkte“ als Referatsleiter „Leistungsprozesse“ tätig. Der Aufgabenschwerpunkt des Referats besteht im Wesentlichen in einer kontinuierlichen Weiterentwicklung des AOK-Krankengeldmanagements. Dabei bilden die bundesweit abgestimmten Krankengeld-Fachcontrollingberichte eine wertvolle Grundlage.

Prof. Dr. Rolf Schwartmann

Technische Hochschule Köln
Fakultät für Wirtschafts- und Rechtswissenschaften
Schmalenbach Institut für Wirtschaftswissenschaften (WI)
Köln

Prof. Dr. Rolf Schwartmann ist Leiter der Kölner Forschungsstelle für Medienrecht an der TH Köln. Außerdem ist er Vorsitzender der Gesellschaft für Datenschutz und Datensicherheit (GDD) e. V.

Prof. Dr. Stefan Selke

Hochschule Furtwangen
Public Science Lab
Furtwangen

Prof. Dr. Stefan Selke lehrt „Soziologie und gesellschaftlichen Wandel“ an der Hochschule Furtwangen. Zudem ist er Forschungsprofessor für „Transformative und Öffentliche Wissenschaft“ und Gründer des „Public Science Lab“. Selke studierte zunächst Luft- und Raumfahrttechnik und promovierte später in Soziologie. Seine Forschungsgebiete sind Zukunftstechnologien, Zukunftsnarrative, Techno-Utopien, real-utopische Zivilisationsexperimente sowie Weltraumexploration. Als disziplinärer Grenzgänger und öffentlicher Wissenschaftler ist Selke als Redner, Buchautor sowie als Gesprächspartner der Medien regelmäßig auch außerhalb der Wissenschaft präsent.

Susanne Sollmann

Wissenschaftliches Institut der AOK (WIdO)
Berlin

Susanne Sollmann studierte Anglistik und Kunsterziehung an der Rheinischen Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn und am Goldsmiths College, University of London. Von 1986 bis 1988 war sie wissenschaftliche Hilfskraft am Institut für Informatik der Universität Bonn. Seit 1989 ist sie Mitarbeiterin im Wissenschaftlichen Institut der AOK (WIdO) im AOK-Bundesverband. Sie ist verantwortlich für das Lektorat des Fehlzeiten-Reports.

Prof. Dr.-Ing. habil. Sascha Stowasser

ifaa – Institut für angewandte
Arbeitswissenschaft e. V.
Düsseldorf

Prof. Dr. Sascha Stowasser ist Direktor des ifaa – Institut für angewandte Arbeitswissenschaft e. V. in Düsseldorf. Außerdem ist er seit 2009 Professor am Karlsruher Institut für Technologie (KIT). Forschungsaufgaben sind die Gestaltung der zukünftigen Arbeitswelt und die Auswirkung von Digitalisierung und KI auf die Arbeit. Stowasser ist Mitglied nationaler und internationaler Gremien. Unter anderem wurde er in den unabhängigen Rat der Arbeitswelt des Bundesministeriums für Arbeit und Soziales berufen. Seine wissenschaftlichen Arbeiten werden in zahlreichen Publikationen veröffentlicht. Zudem ist Stowasser Herausgeber des Arbeitsweltmagazins „WERKWANDEL“ und der ifaa-Edition beim Springer-Verlag. Er ist überzeugender Redner zu New Work, Künstliche Intelligenz und Unternehmen der Zukunft.

Oliver Suchy

Deutscher Gewerkschaftsbund
Bundesvorstandverwaltung
Berlin

Oliver Suchy, studierter Politikwissenschaftler, leitet die Abteilung „Grundsatz und Gute Arbeit“ im Bundesvorstand des Deutschen Gewerkschaftsbundes (DGB). Zuvor verantwortete er die Abteilungsleitung „Digitale Arbeitswelten“. Die Nutzung algorithmischer Systeme oder Künstlicher Intelligenz (KI) in der Arbeitswelt bleibt weiterhin ein Arbeitsschwerpunkt im Kontext der Transformation. Dazu ist er in diverse Experten-Netzwerke aus Wirtschaft und Zivilgesellschaft sowie Plattformen unterschiedlicher Bundesministerien zur Digitalen Transformation eingebunden.

Sebastian Terstegen

ifaa – Institut für angewandte Arbeitswissenschaft e. V.
Düsseldorf

Sebastian Terstegen ist Diplom-Ingenieur der Elektrotechnik und wissenschaftlicher Mitarbeiter im Fachbereich Unternehmensexzellenz des ifaa – Institut für angewandte Arbeitswissenschaft e. V. Er verfügt über Erfahrungen in der Betriebs- und Arbeitsorganisation und im Projektmanagement, über das GPM-Basiszertifikat, den REFA-Grundschein Arbeitsorganisation, Basic MTM. Im ifaa ist Sebastian Terstegen Experte für Produktions- und Unternehmenssystemgestaltung, Digitalisierung, Industrie 4.0 und künstliche Intelligenz. Er war zuvor an der RWTH Aachen in der Arbeitswissenschaft sowie in Forschungsgebieten des Operations Research und des Prozessmanagements tätig.

Prof. Dr. med. Susanne Völter-Mahlknecht

Georg-August-Universität
Universitätsmedizin Göttingen
Institut für Arbeits-, Sozial- und Präventivmedizin
Göttingen

Susanne Völter-Mahlknecht ist Arbeits- und Sozialmedizinerin, Dermatologin und Allergologin und leitet seit 1. Oktober 2024 den Lehrstuhl und das Institut für Arbeits-, Sozial- und Präventivmedizin an der Medizinischen Fakultät Göttingen mit den Standorten Göttingen und Wolfsburg. Das Team um Susanne Völter-Mahlknecht hat sich das Ziel gesetzt, arbeitsmedizinisch relevante Zukunftsthemen wie zum Beispiel „Künstliche Intelligenz“ und „New Work“ – digitale, agile, zeit- und ortsflexible Arbeitssettings – proaktiv wissenschaftlich zu begleiten. Evidenzbasierte Erkenntnisse und praxistaugliche Handlungsempfehlungen fließen zeitnah in Wirtschaft, Gesellschaft und in die Politikberatung (z. B. Ausschuss für Arbeitsmedizin (AfAMed), Bundesministerium für Arbeit und Soziales (BMAS), Arbeitskreis „Arbeit der Zukunft“ der Leopoldina), aber auch in Lehre und Fortbildungen ein.

Dr. Susanne Wagenmann

Bundesvereinigung der Deutschen
Arbeitgeberverbände (BDA)
Abteilung Soziale Sicherung
Berlin

Susanne Wagenmann ist promovierte Volkswirtin und leitet seit November 2020 die Abteilung Soziale Sicherung der Bundesvereinigung der Deutschen Arbeitgeberverbände (BDA). Zuvor war sie u. a. in leitender Position in der ärztlichen Selbstverwaltung beschäftigt. Ehrenamtlich ist sie u. a. als Mitglied im Kuratorium des Instituts für Qualitätssicherung und Transparenz im Gesundheitswesen, als alternierende Vorsitzende des Vorstands der Bundesarbeitsgemeinschaft Rehabilitation e. V. sowie als Mitglied im Beirat des Verbands für Sicherheit, Gesundheit und Umweltschutz bei der Arbeit e. V. aktiv. Darüber hinaus ist sie Mitglied im Verwaltungsrat der AOK Nordost sowie alternierende Vorsitzende des Aufsichtsrats des AOK-Bundesverbandes sowie des Verwaltungsrats des GKV-Spitzenverbands.

Björn Wegener

Unfallversicherung Bund und Bahn (UVB)
Arbeitsschutz und Prävention
Wilhelmshaven

Björn Wegener studierte Sportwissenschaften mit den Schwerpunkten Prävention und Rehabilitation und ist systemisch integrativer Coach. Nach seinem Studium arbeitete er mehrere Jahre als Unternehmensberater zum Betrieblichen Gesundheitsmanagement. Seit 2008 ist Björn Wegener bei der Unfallversicherung Bund und Bahn und leitet das Referat Psychologie und Gesundheitsmanagement.

Prof. Dr. Carolin Wienrich

Universität Würzburg
Psychologie Intelligenter Interaktiver Systeme
Würzburg

Carolin Wienrich ist Diplompsychologin, promovierte an der TU Berlin und ist Universitätsprofessorin für Psychologie Intelligenter Interaktiver Systeme an der Universität Würzburg. Sie erforscht Mensch-Maschine-Interaktionen in immersiven Umgebungen wie VR, AR und Spatial Computing sowie deren Einfluss auf Wahrnehmung, Verhalten und soziale Interaktionen. Zudem entwickelt sie interaktive Therapie- und Präventionssysteme, Lernumgebungen und innovative Arbeitsräume. Ihr Forschungsschwerpunkt umfasst auch ein Mensch-KI-Testzentrum, in dem sie die Zusammenarbeit von Mensch und KI, KI-Kompetenzen sowie deren Messung und Bildung untersucht. Als Mitglied des Sachverständigenrats für Verbraucherfragen berät sie die Bundesregierung.

Dr. Martina Zahn

ifaa – Institut für angewandte Arbeitswissenschaft e. V.
Düsseldorf

Dr. Martina Frost ist promovierte Diplom-Psychologin und seit 2015 wissenschaftliche Mitarbeiterin im Fachbereich Arbeits- und Leistungsfähigkeit des ifaa – Institut für angewandte Arbeitswissenschaft e. V. in Düsseldorf. Sie ist zertifizierter Coach für Fach- und Führungskräfte und leitete Projekte zu den Themen Führung und Organisationsentwicklung bzw. Veränderungsmanagement sowie künstliche Intelligenz und Arbeitssicherheit. Zudem ist sie Mitglied im Ausschuss für Betriebssicherheit (ABS) sowie im strategischen Leitungskreis der Offensive Mittelstand.

Prof. Nicolas Ziebarth

ZEW – Leibniz-Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung
Forschungsbereich Arbeitsmärkte und Sozialversicherungen
Mannheim

Nicolas Ziebarth ist Leiter des ZEW-Forschungsbereichs Arbeitsmärkte und Sozialversicherungen. Zudem hat er eine Professur an der Universität Mannheim inne. Zuvor war er von 2011 bis 2022 Professor auf Lebenszeit an der Cornell Universität in den USA. Professor Ziebarth forscht in erster Linie zu den Zusammenhängen zwischen Sozialversicherungssystemen, der Volksgesundheit und dem Arbeitsmarkt. Er ist ein internationaler Experte auf dem Gebiet der Lohnfortzahlung im Krankheitsfall. Seine Forschung dazu wurde international diskutiert und diente mit als Begründung für die erstmalige zeitweise Einführung einer Notlohnfortzahlung im Krankheitsfall in den USA auf Bundesebene.

Internationale statistische Klassifikation der Krankheiten und verwandter Gesundheitsprobleme (10. Revision, German Modification, Version 2025)

I. Bestimmte infektiöse und parasitäre Krankheiten (A00–B99)	
A00–A09	Infektiöse Darmkrankheiten
A15–A19	Tuberkulose
A20–A28	Bestimmte bakterielle Zoonosen
A30–A49	Sonstige bakterielle Krankheiten
A50–A64	Infektionen, die vorwiegend durch Geschlechtsverkehr übertragen werden
A65–A69	Sonstige Spirochätenkrankheiten
A70–A74	Sonstige Krankheiten durch Chlamydien
A75–A79	Rickettsiosen
A80–A89	Virusinfektionen des Zentralnervensystems
A92–A99	Durch Arthropoden übertragene Viruskrankheiten und virale hämorrhagische Fieber
B00–B09	Virusinfektionen, die durch Haut- und Schleimhautläsionen gekennzeichnet sind
B15–B19	Virushepatitis
B20–B24	HIV-Krankheit [Humane Immundefizienz-Viruskrankheit]
B25–B34	Sonstige Viruskrankheiten
B35–B49	Mykosen
B50–B64	Protozoenkrankheiten
B65–B83	Helminthosen
B85–B89	Pedikulose [Läusebefall], Akarinose [Milbenbefall] und sonstiger Parasitenbefall der Haut
B90–B94	Folgezustände von infektiösen und parasitären Krankheiten
B95–B98	Bakterien, Viren und sonstige Infektionserreger als Ursache von Krankheiten, die in anderen Kapiteln klassifiziert sind
B99–B99	Sonstige Infektionskrankheiten

II. Neubildungen (C00–D48)	
C00–C97	Bösartige Neubildungen
D00–D09	In-situ-Neubildungen
D10–D36	Gutartige Neubildungen
D37–D48	Neubildungen unsicheren oder unbekannten Verhaltens

III. Krankheiten des Blutes und der blutbildenden Organe sowie bestimmte Störungen mit Beteiligung des Immunsystems (D50–D90)	
D50–D53	Alimentäre Anämien
D55–D59	Hämolytische Anämien
D60–D64	Aplastische und sonstige Anämien
D65–D69	Koagulopathien, Purpura und sonstige hämorrhagische Diathesen
D70–D77	Sonstige Krankheiten des Blutes und der blutbildenden Organe
D80–D90	Bestimmte Störungen mit Beteiligung des Immunsystems

IV. Endokrine, Ernährungs- und Stoffwechselkrankheiten (E00–E90)	
E00–E07	Krankheiten der Schilddrüse
E10–E14	Diabetes mellitus
E15–E16	Sonstige Störungen der Blutglukose-Regulation und der inneren Sekretion des Pankreas
E20–E35	Krankheiten sonstiger endokriner Drüsen
E40–E46	Mangelernährung
E50–E64	Sonstige alimentäre Mangelzustände
E65–E68	Adipositas und sonstige Überernährung
E70–E90	Stoffwechselstörungen

V. Psychische und Verhaltensstörungen (F00–F99)	
F00–F09	Organische, einschließlich symptomatischer psychischer Störungen
F10–F19	Psychische und Verhaltensstörungen durch psychotrope Substanzen
F20–F29	Schizophrenie, schizotype und wahnhafte Störungen
F30–F39	Affektive Störungen
F40–F48	Neurotische, Belastungs- und somatoforme Störungen
F50–F59	Verhaltensauffälligkeiten mit körperlichen Störungen und Faktoren
F60–F69	Persönlichkeits- und Verhaltensstörungen
F70–F79	Intelligenzstörung
F80–F89	Entwicklungsstörungen
F90–F98	Verhaltens- und emotionale Störungen mit Beginn in der Kindheit und Jugend
F99–F99	Nicht näher bezeichnete psychische Störungen

VI. Krankheiten des Nervensystems (G00–G99)	
G00–G09	Entzündliche Krankheiten des Zentralnervensystems
G10–G14	Systematrophien, die vorwiegend das Zentralnervensystem betreffen
G20–G26	Extrapyramidale Krankheiten und Bewegungsstörungen
G30–G32	Sonstige degenerative Krankheiten des Nervensystems
G35–G37	Demyelinisierende Krankheiten des Zentralnervensystems
G40–G47	Episodische und paroxysmale Krankheiten des Nervensystems
G50–G59	Krankheiten von Nerven, Nervenwurzeln und Nervenplexus
G60–G64	Polyneuroapathien und sonstige Krankheiten des peripheren Nervensystems
G70–G73	Krankheiten im Bereich der neuromuskulären Synapse und des Muskels
G80–G83	Zerebrale Lähmung und sonstige Lähmungssyndrome
G90–G99	Sonstige Krankheiten des Nervensystems

VII. Krankheiten des Auges und der Augenanhangsgebilde (H00–H59)	
H00–H06	Affektionen des Augenlides, des Tränenapparates und der Orbita
H10–H13	Affektionen der Konjunktiva
H15–H22	Affektionen der Sklera, der Hornhaut, der Iris und des Ziliarkörpers
H25–H28	Affektionen der Linse
H30–H36	Affektionen der Aderhaut und der Netzhaut
H40–H42	Glaukom
H43–H45	Affektionen des Glaskörpers und des Augapfels
H46–H48	Affektionen des N. opticus und der Sehbahn
H49–H52	Affektionen der Augenmuskeln, Störungen der Blickbewegungen sowie Akkommodationsstörungen und Refraktionsfehler
H53–H54	Sehstörungen und Blindheit
H55–H59	Sonstige Affektionen des Auges und der Augenanhangsgebilde

VIII. Krankheiten des Ohres und des Warzenfortsatzes (H60–H95)	
H60–H62	Krankheiten des äußeren Ohres
H65–H75	Krankheiten des Mittelohres und des Warzenfortsatzes
H80–H83	Krankheiten des Innenohres
H90–H95	Sonstige Krankheiten des Ohres

IX. Krankheiten des Kreislaufsystems (I00–I99)	
I00–I02	Akutes rheumatisches Fieber
I05–I09	Chronische rheumatische Herzkrankheiten
I10–I15	Hypertonie [Hochdruckkrankheit]
I20–I25	Ischämische Herzkrankheiten
I26–I28	Pulmonale Herzkrankheit und Krankheiten des Lungenkreislaufs
I30–I52	Sonstige Formen der Herzkrankheit
I60–I69	Zerebrovaskuläre Krankheiten
I70–I79	Krankheiten der Arterien, Arteriolen und Kapillaren
I80–I89	Krankheiten der Venen, der Lymphgefäße und der Lymphknoten, anderenorts nicht klassifiziert
I95–I99	Sonstige und nicht näher bezeichnete Krankheiten des Kreislaufsystems

X. Krankheiten des Atmungssystems (J00–J99)	
J00–J06	Akute Infektionen der oberen Atemwege
J09–J18	Grippe und Pneumonie
J20–J22	Sonstige akute Infektionen der unteren Atemwege
J30–J39	Sonstige Krankheiten der oberen Atemwege
J40–J47	Chronische Krankheiten der unteren Atemwege
J60–J70	Lungenkrankheiten durch exogene Substanzen
J80–J84	Sonstige Krankheiten der Atmungsorgane, die hauptsächlich das Interstitium betreffen
J85–J86	Purulente und nekrotisierende Krankheitszustände der unteren Atemwege
J90–J94	Sonstige Krankheiten der Pleura
J95–J99	Sonstige Krankheiten des Atmungssystems

XI. Krankheiten des Verdauungssystems (K00–K93)	
K00–K14	Krankheiten der Mundhöhle, der Speicheldrüsen und der Kiefer
K20–K31	Krankheiten des Ösophagus, des Magens und des Duodenums
K35–K38	Krankheiten der Appendix
K40–K46	Hernien
K50–K52	Nichtinfektiöse Enteritis und Kolitis
K55–K64	Sonstige Krankheiten des Darms
K65–K67	Krankheiten des Peritoneums
K70–K77	Krankheiten der Leber
K80–K87	Krankheiten der Gallenblase, der Gallenwege und des Pankreas
K90–K93	Sonstige Krankheiten des Verdauungssystems

XII. Krankheiten der Haut und der Unterhaut (L00–L99)	
L00–L08	Infektionen der Haut und der Unterhaut
L10–L14	Bullöse Dermatosen
L20–L30	Dermatitis und Ekzem
L40–L45	Papulosquamöse Hautkrankheiten
L50–L54	Urtikaria und Erythem
L55–L59	Krankheiten der Haut und der Unterhaut durch Strahleneinwirkung
L60–L75	Krankheiten der Hautanhangsgebilde
L80–L99	Sonstige Krankheiten der Haut und der Unterhaut

XIII. Krankheiten des Muskel-Skelett-Systems und des Bindegewebes (M00–M99)	
M00–M25	Arthropathien
M30–M36	Systemkrankheiten des Bindegewebes
M40–M54	Krankheiten der Wirbelsäule und des Rückens
M60–M79	Krankheiten der Weichteilgewebe
M80–M94	Osteopathien und Chondropathien
M95–M99	Sonstige Krankheiten des Muskel-Skelett-Systems und des Bindegewebes

XIV. Krankheiten des Urogenitalsystems (N00–N99)	
N00–N08	Glomeruläre Krankheiten
N10–N16	Tubulointerstitielle Nierenkrankheiten
N17–N19	Niereninsuffizienz
N20–N23	Urolithiasis
N25–N29	Sonstige Krankheiten der Niere und des Ureters
N30–N39	Sonstige Krankheiten des Harnsystems
N40–N51	Krankheiten der männlichen Genitalorgane
N60–N64	Krankheiten der Mamma [Brustdrüse]
N70–N77	Entzündliche Krankheiten der weiblichen Beckenorgane
N80–N98	Nichtentzündliche Krankheiten des weiblichen Genitaltraktes
N99–N99	Sonstige Krankheiten des Urogenitalsystems

XV. Schwangerschaft, Geburt und Wochenbett (O00–O99)	
O00–O08	Schwangerschaft mit abortivem Ausgang
O09–O09	Schwangerschaftsdauer
O10–O16	Ödeme, Proteinurie und Hypertonie während der Schwangerschaft, der Geburt und des Wochenbettes
O20–O29	Sonstige Krankheiten der Mutter, die vorwiegend mit der Schwangerschaft verbunden sind
O30–O48	Betreuung der Mutter im Hinblick auf den Fetus und die Amnionhöhle sowie mögliche Entbindungskomplikationen
O60–O75	Komplikation bei Wehentätigkeit und Entbindung
O80–O82	Entbindung
O85–O92	Komplikationen, die vorwiegend im Wochenbett auftreten
O94–O99	Sonstige Krankheitszustände während der Gestationsperiode, die anderenorts nicht klassifiziert sind

XVI. Bestimmte Zustände, die ihren Ursprung in der Perinatalperiode haben (P00–P96)	
P00–P04	Schädigung des Fetus und Neugeborenen durch mütterliche Faktoren und durch Komplikationen bei Schwangerschaft, Wehentätigkeit und Entbindung
P05–P08	Störungen im Zusammenhang mit der Schwangerschaftsdauer und dem fetalen Wachstum
P10–P15	Geburtstrauma
P20–P29	Krankheiten des Atmungs- und Herz-Kreislaufsystems, die für die Perinatalperiode spezifisch sind
P35–P39	Infektionen, die für die Perinatalperiode spezifisch sind
P50–P61	Hämorrhagische und hämatologische Krankheiten beim Fetus und Neugeborenen
P70–P74	Transitorische endokrine und Stoffwechselstörungen, die für den Fetus und das Neugeborene spezifisch sind
P75–P78	Krankheiten des Verdauungssystems beim Fetus und Neugeborenen
P80–P83	Krankheitszustände mit Beteiligung der Haut und der Temperaturregulation beim Fetus und Neugeborenen
P90–P96	Sonstige Störungen, die ihren Ursprung in der Perinatalperiode haben

XVII. Angeborene Fehlbildungen, Deformitäten und Chromosomenanomalien (Q00–Q99)	
Q00–Q07	Angeborene Fehlbildungen des Nervensystems
Q10–Q18	Angeborene Fehlbildungen des Auges, des Ohres, des Gesichtes und des Halses
Q20–Q28	Angeborene Fehlbildungen des Kreislaufsystems
Q30–Q34	Angeborene Fehlbildungen des Atmungssystems
Q35–Q37	Lippen-, Kiefer- und Gaumenspalte
Q38–Q45	Sonstige angeborene Fehlbildungen des Verdauungssystems
Q50–Q56	Angeborene Fehlbildungen der Genitalorgane
Q60–Q64	Angeborene Fehlbildungen des Harnsystems
Q65–Q79	Angeborene Fehlbildungen und Deformitäten des Muskel-Skelett-Systems
Q80–Q89	Sonstige angeborene Fehlbildungen
Q90–Q99	Chromosomenanomalien, anderenorts nicht klassifiziert

XVIII. Symptome und abnorme klinische und Laborbefunde, die anderenorts nicht klassifiziert sind (R00–R99)	
R00–R09	Symptome, die das Kreislaufsystem und das Atmungssystem betreffen
R10–R19	Symptome, die das Verdauungssystem und das Abdomen betreffen
R20–R23	Symptome, die die Haut und das Unterhautgewebe betreffen
R25–R29	Symptome, die das Nervensystem und das Muskel-Skelett-System betreffen
R30–R39	Symptome, die das Harnsystem betreffen
R40–R46	Symptome, die das Erkennungs- und Wahrnehmungsvermögen, die Stimmung und das Verhalten betreffen
R47–R49	Symptome, die die Sprache und die Stimme betreffen
R50–R69	Allgemeinsymptome
R70–R79	Abnorme Blutuntersuchungsbefunde ohne Vorliegen einer Diagnose
R80–R82	Abnorme Urinuntersuchungsbefunde ohne Vorliegen einer Diagnose
R83–R89	Abnorme Befunde ohne Vorliegen einer Diagnose bei der Untersuchung anderer Körperflüssigkeiten, Substanzen und Gewebe
R90–R94	Abnorme Befunde ohne Vorliegen einer Diagnose bei bildgebender Diagnostik und Funktionsprüfungen
R95–R99	Ungenau bezeichnete und unbekannte Todesursachen

XIX. Verletzungen, Vergiftungen und bestimmte andere Folgen äußerer Ursachen (S00–T98)	
S00–S09	Verletzungen des Kopfes
S10–S19	Verletzungen des Halses
S20–S29	Verletzungen des Thorax
S30–S39	Verletzungen des Abdomens, der Lumbosakralgegend, der Lendenwirbelsäule und des Beckens
S40–S49	Verletzungen der Schulter und des Oberarms
S50–S59	Verletzungen des Ellenbogens und des Unterarms
S60–S69	Verletzungen des Handgelenks und der Hand
S70–S79	Verletzungen der Hüfte und des Oberschenkels
S80–S89	Verletzungen des Knies und des Unterschenkels
S90–S99	Verletzungen der Knöchelregion und des Fußes
T00–T07	Verletzung mit Beteiligung mehrerer Körperregionen
T08–T14	Verletzungen nicht näher bezeichneter Teile des Rumpfes, der Extremitäten oder anderer Körperregionen
T15–T19	Folgen des Eindringens eines Fremdkörpers durch eine natürliche Körperöffnung
T20–T32	Verbrennungen oder Verätzungen
T33–T35	Erfrierungen
T36–T50	Vergiftungen durch Arzneimittel, Drogen und biologisch aktive Substanzen
T51–T65	Toxische Wirkungen von vorwiegend nicht medizinisch verwendeten Substanzen
T66–T78	Sonstige nicht näher bezeichnete Schäden durch äußere Ursachen
T79–T79	Bestimmte Frühkomplikationen eines Traumas
T80–T88	Komplikationen bei chirurgischen Eingriffen und medizinischer Behandlung, anderenorts nicht klassifiziert
T89–T89	Sonstige Komplikationen eines Traumas, anderenorts nicht klassifiziert
T90–T98	Folgen von Verletzungen, Vergiftungen und sonstigen Auswirkungen äußerer Ursachen

XX. Äußere Ursachen von Morbidität und Mortalität (V01–Y84)	
V01–X59	Unfälle
X60–X84	Vorsätzliche Selbstbeschädigung
X85–Y09	Tätlicher Angriff
Y10–Y34	Ereignis, dessen nähere Umstände unbestimmt sind
Y35–Y36	Gesetzliche Maßnahmen und Kriegshandlungen
Y40–Y84	Komplikationen bei der medizinischen und chirurgischen Behandlung

XXI. Faktoren, die den Gesundheitszustand beeinflussen und zur Inanspruchnahme des Gesundheitswesen führen (Z00–Z99)	
Z00–Z13	Personen, die das Gesundheitswesen zur Untersuchung und Abklärung in Anspruch nehmen
Z20–Z29	Personen mit potentiellen Gesundheitsrisiken hinsichtlich übertragbarer Krankheiten
Z30–Z39	Personen, die das Gesundheitswesen im Zusammenhang mit Problemen der Reproduktion in Anspruch nehmen
Z40–Z54	Personen, die das Gesundheitswesen zum Zwecke spezifischer Maßnahmen und zur medizinischen Betreuung in Anspruch nehmen
Z55–Z65	Personen mit potenziellen Gesundheitsrisiken aufgrund sozioökonomischer oder psychosozialer Umstände
Z70–Z76	Personen, die das Gesundheitswesen aus sonstigen Gründen in Anspruch nehmen
Z80–Z99	Personen mit potentiellen Gesundheitsrisiken aufgrund der Familien- oder Eigenanamnese und bestimmte Zustände, die den Gesundheitszustand beeinflussen

XXII. Schlüsselnummern für besondere Zwecke (U00–U99)	
U00–U49	Vorläufige Zuordnungen für Krankheiten mit unklarer Ätiologie und nicht belegte Schlüsselnummern
U50–U52	Funktionseinschränkung
U55–U55	Erfolgte Registrierung zur Organtransplantation
U60–U61	Stadieneinteilung der HIV-Infektion
U62–U62	Sekundäre Schlüsselnummern zur Spezifizierung von zytogenetischen und molekulargenetischen Differenzierungen bei Neubildungen
U63–U63	Sekundäre Schlüsselnummern zur Spezifizierung von psychischen und Verhaltensstörungen
U69–U69	Sonstige sekundäre Schlüsselnummern für besondere Zwecke
U80–U85	Infektionserreger mit Resistenzen gegen bestimmte Antibiotika oder Chemotherapeutika
U99–U99	Nicht belegte Schlüsselnummern

Branchen in der deutschen Wirtschaft basierend auf der Klassifikation der Wirtschaftszweige (Ausgabe 2008/NACE)

Banken und Versicherungen		
K	**Erbringung von Finanz- und Versicherungsdienstleistungen**	
	64	Erbringung von Finanzdienstleistungen
	65	Versicherungen, Rückversicherungen und Pensionskassen (ohne Sozialversicherung)
	66	Mit Finanz- und Versicherungsdienstleistungen verbundene Tätigkeiten
Baugewerbe		
F	**Baugewerbe**	
	41	Hochbau
	42	Tiefbau
	43	Vorbereitende Baustellenarbeiten, Bauinstallation und sonstiges Ausbaugewerbe
Dienstleistungen		
I	**Gastgewerbe**	
	55	Beherbergung
	56	Gastronomie
J	**Information und Kommunikation**	
	58	Verlagswesen
	59	Herstellung, Verleih und Vertrieb von Filmen und Fernsehprogrammen; Kinos; Tonstudios und Verlegen von Musik
	60	Rundfunkveranstalter
	61	Telekommunikation
	62	Erbringung von Dienstleistungen der Informationstechnologie
	63	Informationsdienstleistungen
L	**Grundstücks- und Wohnungswesen**	
	68	Grundstücks- und Wohnungswesen

M	**Erbringung von freiberuflichen, wissenschaftlichen und technischen Dienstleistungen**	
	69	Rechts- und Steuerberatung, Wirtschaftsprüfung
	70	Verwaltung und Führung von Unternehmen und Betrieben; Unternehmensberatung
	71	Architektur- und Ingenieurbüros; technische, physikalische und chemische Untersuchung
	72	Forschung und Entwicklung
	73	Werbung und Marktforschung
	74	Sonstige freiberufliche, wissenschaftliche und technische Tätigkeiten
	75	Veterinärwesen
N	**Erbringung von sonstigen wirtschaftlichen Dienstleistungen**	
	77	Vermietung von beweglichen Sachen
	78	Vermittlung und Überlassung von Arbeitskräften
	79	Reisebüros, Reiseveranstalter und Erbringung sonstiger Reservierungsdienstleistungen
	80	Wach- und Sicherheitsdienste sowie Detekteien
	81	Gebäudebetreuung; Garten- und Landschaftsbau
	82	Erbringung von wirtschaftlichen Dienstleistungen für Unternehmen und Privatpersonen a. n. g.
Q	**Gesundheits- und Sozialwesen**	
	86	Gesundheitswesen
	87	Heime (ohne Erholungs- und Ferienheime)
	88	Sozialwesen (ohne Heime)
R	**Kunst, Unterhaltung und Erholung**	
	90	Kreative, künstlerische und unterhaltende Tätigkeiten
	91	Bibliotheken, Archive, Museen, botanische und zoologische Gärten
	92	Spiel-, Wett- und Lotteriewesen
	93	Erbringung von Dienstleistungen des Sports, der Unterhaltung und der Erholung
S	**Erbringung von sonstigen Dienstleistungen**	
	94	Interessenvertretungen sowie kirchliche und sonstige religiöse Vereinigungen (ohne Sozialwesen und Sport)
	95	Reparatur von Datenverarbeitungsgeräten und Gebrauchsgütern
	96	Erbringung von sonstigen überwiegend persönlichen Dienstleistungen
T	**Private Haushalte mit Hauspersonal; Herstellung von Waren und Erbringung von Dienstleistungen durch private Haushalte für den Eigenbedarf**	
	97	Private Haushalte mit Hauspersonal
	98	Herstellung von Waren und Erbringung von Dienstleistungen durch private Haushalte für den Eigenbedarf ohne ausgeprägten Schwerpunkt

Energie, Wasser, Entsorgung und Bergbau		
B	**Bergbau und Gewinnung von Steinen und Erden**	
	5	Kohlenbergbau
	6	Gewinnung von Erdöl und Erdgas
	7	Erzbergbau
	8	Gewinnung von Steinen und Erden, sonstiger Bergbau
	9	Erbringung von Dienstleistungen für den Bergbau und für die Gewinnung von Steinen und Erden
D	**Energieversorgung**	
	35	Energieversorgung
E	**Wasserversorgung; Abwasser- und Abfallentsorgung und Beseitigung von Umweltverschmutzungen**	
	36	Wasserversorgung
	37	Abwasserentsorgung
	38	Sammlung, Behandlung und Beseitigung von Abfällen; Rückgewinnung
	39	Beseitigung von Umweltverschmutzungen und sonstige Entsorgung
Erziehung und Unterricht		
P	**Erziehung und Unterricht**	
	85	Erziehung und Unterricht
Handel		
G	**Handel; Instandhaltung und Reparatur von Kraftfahrzeugen**	
	45	Handel mit Kraftfahrzeugen; Instandhaltung und Reparatur von Kraftfahrzeugen
	46	Großhandel (ohne Handel mit Kraftfahrzeugen)
	47	Einzelhandel (ohne Handel mit Kraftfahrzeugen)
Land- und Forstwirtschaft		
A	**Land- und Forstwirtschaft, Fischerei**	
	1	Landwirtschaft, Jagd und damit verbundene Tätigkeiten
	2	Forstwirtschaft und Holzeinschlag
	3	Fischerei und Aquakultur

Metallindustrie		
C	**Verarbeitendes Gewerbe**	
	24	Metallerzeugung und -bearbeitung
	25	Herstellung von Metallerzeugnissen
	26	Herstellung von Datenverarbeitungsgeräten, elektronischen und optischen Erzeugnissen
	27	Herstellung von elektrischen Ausrüstungen
	28	Maschinenbau
	29	Herstellung von Kraftwagen und Kraftwagenteilen
	30	Sonstiger Fahrzeugbau
Öffentliche Verwaltung		
O	**Öffentliche Verwaltung, Verteidigung; Sozialversicherung**	
	84	Öffentliche Verwaltung, Verteidigung; Sozialversicherung
U	**Exterritoriale Organisationen und Körperschaften**	
	99	Exterritoriale Organisationen und Körperschaften
Verarbeitendes Gewerbe		
C	**Verarbeitendes Gewerbe**	
	10	Herstellung von Nahrungs- und Futtermitteln
	11	Getränkeherstellung
	12	Tabakverarbeitung
	13	Herstellung von Textilien
	14	Herstellung von Bekleidung
	15	Herstellung von Leder, Lederwaren und Schuhen
	16	Herstellung von Holz-, Flecht-, Korb- und Korkwaren (ohne Möbel)
	17	Herstellung von Papier, Pappe und Waren daraus
	18	Herstellung von Druckerzeugnissen; Vervielfältigung von bespielten Ton-, Bild- und Datenträgern
	19	Kokerei und Mineralölverarbeitung
	20	Herstellung von chemischen Erzeugnissen
	21	Herstellung von pharmazeutischen Erzeugnissen
	22	Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren
	23	Herstellung von Glas und Glaswaren, Keramik, Verarbeitung von Steinen und Erden
	31	Herstellung von Möbeln
	32	Herstellung von sonstigen Waren
	33	Reparatur und Installation von Maschinen und Ausrüstungen

Verkehr und Transport		
H	**Verkehr und Lagerei**	
	49	Landverkehr und Transport in Rohrfernleitungen
	50	Schifffahrt
	51	Luftfahrt
	52	Lagerei sowie Erbringung von sonstigen Dienstleistungen für den Verkehr
	53	Post-, Kurier- und Expressdienste

Glossar

Definitionen von Forschungsmethoden, -verfahren und -begrifflichkeiten

Begriffe, Verfahren, Kennwerte	Abkürzung	Definition
A		
Aktionsforschung (Handlungsforschung)		Forschungsansatz, der sich inhaltlich mit sozialen Problemen und Interventionen in der Praxis beschäftigt und die Betroffenen zu aktiven Mitbeteiligten am Forschungsprozess macht.
Alphafehler	α-Fehler	Entscheidung für die Alternativhypothese, obwohl in der Population die Nullhypothese gilt. Die Wahrscheinlichkeit, einen α-Fehler zu begehen, heißt Alphafehler- oder Irrtumswahrscheinlichkeit.
Ausreißer		Extreme Werte einer Verteilung
B		
Beobachtung		Qualitative Forschungsmethode, bei der Situationen, Handlungen und Verhaltensweisen in natürlicher Umgebung oder im Labor erfasst, codiert und analysiert werden. Es wird zwischen teilnehmender (beobachtende Person Teil des Geschehens) und nicht-teilnehmender Beobachtung unterschieden.
Beta-Gewicht	β	Standardisiertes Regressionsgewicht; gibt die Stärke des Zusammenhangs zwischen einem Prädiktor und einer Kriteriumsvariable an.
Bivariate Methoden		Statistische Analysen mit zwei Variablen, z. B. Korrelationsanalyse
Box-Plot		Der Box-Plot dient der grafischen Darstellung der Verteilung eines mindestens ordinalskalierten Merkmals. Die Box entspricht dem Bereich, in dem die mittleren 50 % der Daten liegen. Der Strich in der Box stellt den Median der Verteilung dar. Durch die Striche über und unter der Box („Antennen“) wird die Spannweite der Werte exklusive Ausreißer dargestellt. Die Ausreißer werden durch die Punkte abgebildet.
C		
Cohens *d*	*d*	Maß der Effektstärke. Werte ab 0,2 kennzeichnen einen kleinen Effekt, Werte ab 0,5 einen mittleren und Werte ab 0,8 einen großen Effekt.
Chi-Quadrat-Verfahren	χ^2	Verfahren zur Analyse von Häufigkeitsverteilungen, z. B. zur Überprüfung, ob zwei Merkmale (un)abhängig voneinander sind.

Begriffe, Verfahren, Kennwerte	Abkürzung	Definition
Clusteranalyse		Aufteilung der Stichprobe in Subgruppen (Cluster), die in sich möglichst ähnlich bzw. homogen und untereinander möglichst unähnlich bzw. heterogen sind.
Cronbachs alpha	*Cronbachs α*	Misst die Reliabilität eines Tests oder Fragebogens und sagt aus, wie gut eine Gruppe von Variablen ein übergeordnetes Konstrukt misst; kann Werte zwischen −1 und 1 annehmen, wobei Werte ab 0,7 als akzeptabel und Werte ab 0,9 als ausgezeichnet gelten.
D		
Deskriptive Statistik		Beschreibung empirischer Daten durch Tabellen, Grafiken oder Kennwerte wie Mittelwert und Standardabweichung.
Determinationskoeffizient	R/R^2	Statistischer Kennwert multivariater Verfahren; drückt aus, wie viel Unterschiedlichkeit bzw. Varianz durch die Prädiktoren bzw. Faktoren erklärt wird.
Dokumentenanalyse		Qualitative Forschungsmethode, bei der schriftliche Informationsquellen analysiert werden.
E		
Einzelfallanalyse		Qualitative Forschungsmethode, bei der eine abgrenzbare Einheit in ihren Binnenstrukturen und Umweltverhältnissen analysiert wird.
Effektstärke		Bezeichnet das Ausmaß eines statistischen Effekts und wird zur Verdeutlichung der praktischen Relevanz statistischer Ergebnisse herangezogen.
Eta-Quadrat	η^2	Statistischer Parameter der Varianz- und Regressionsanalyse; beschreibt, wie viel Unterschiede einer Variable durch eine andere Variable erklärt werden können (Varianzaufklärung.)
Evaluation		Überprüfung der Wirksamkeit einer Intervention
F		
Faktor		Unabhängige Variable in der Varianzanalyse
Faktorenanalyse, konfirmatorische oder explorative	CFA EFA	Zusammenfassung mehrerer wechselseitig korrelierter Variablen in wenige Dimensionen (Faktoren)
Faktorladung		Kenngröße der Faktorenanalyse, die Werte zwischen −1 und 1 annehmen kann; bezeichnet die Korrelation einer Variablen mit dem übergeordneten Faktor.
Feldforschung		Forschungsmethoden, die nicht im Labor, sondern in der „natürlichen“ Umgebung der Untersuchungsobjekte angesiedelt sind.

Begriffe, Verfahren, Kennwerte	Abkürzung	Definition
Fit-Indizes	Kennwerte zur Beschreibung der Güte der Modellanpassung eines Strukturgleichungsmodells	
	CFI	Comparative Fit Index
	TLI	Tucker-Lewis-Index
	RMSEA	Root Mean Square Error of Approximation
	SRMR	Standardized Root Mean Square Residual; misst die standardisierte Diskrepanz zwischen vorhergesagten und tatsächlichen Korrelationen.
Freiheitsgrade (degrees of freedom)	df	Zahl der Elemente einer Stichprobe, die variieren können.
F-Test	*F*	Signifikanztest zur Überprüfung des Unterschiedes zwischen zwei Varianzschätzungen.
G		
Grounded Theory		Offener Forschungsansatz mit verschiedenen Methoden zur systematischen Sammlung und Auswertung (qualitativer) Daten mit dem Ziel der Theoriengenerierung.
Grundgesamtheit/Population		Menge aller potentiellen Untersuchungsobjekte, über die etwas ausgesagt werden soll.
Gruppendiskussion		Qualitative Erhebungsmethode zur Betrachtung der interaktiven Entstehung von Sinnzuschreibungen/Meinungen.
Gütekriterien		Kriterien zur Einschätzung der Qualität von Untersuchungen bzw. Datenerhebungsverfahren
H		
Histogramm		Grafische Darstellung der Häufigkeitsverteilung einer kontinuierlichen Variablen in Intervallen.
Hypothese		Unbestätigte Annahme über einen Zusammenhang/Unterschied/Effekt, die zu Beginn des Forschungsprozesses aufgestellt wird und durch diesen widerlegt oder bestätigt werden soll. Es wird zwischen der Nullhypothese, die besagt, dass es keinen Zusammenhang/Unterschied/Effekt gibt, sowie der Alternativhypothese, die einen Zusammenhang/Unterschied/Effekt vermutet, unterschieden.
I		
Inferenzstatistik		Schließende Statistik; auf Basis der Untersuchungsergebnisse aus der Stichprobe werden Schlussfolgerungen über die Grundgesamtheit gezogen.
Inhaltsanalyse, qualitative		Strukturiertes, qualitatives Verfahren der empirischen Sozialforschung zur Kategorisierung und Auswertung textbasierter Daten.
Intervallskala		Werte einer Ordinalskala, die zudem gleiche Abstände zueinander aufweisen (Beispiel: Körpergröße/Gewicht)

Begriffe, Verfahren, Kennwerte	Abkürzung	Definition
Interview, narratives		Nichtstandardisierte, qualitative Datenerhebung, welche die interviewte Person dazu anregen soll, möglichst viel und frei zu erzählen. Das narrative Interview wird häufig in der biographischen Forschung eingesetzt.
Interview, qualitatives		Mündliche, persönliche Form der Befragung
Inter-Item-Korrelation	inter-item-corr	Korrelation zwischen Items eines Fragebogens
Item		Frage oder Aussage in einem Fragebogen/Test
K		
Kohortenstudie		Längsschnittliches Studiendesign, bei dem zwei (oder mehr) Gruppen von Personen (Kohorten) über eine definierte Zeitspanne beobachtet werden.
Konfidenzintervall	*CI*	Bereich eines Merkmals, in dem sich je nach Konvention 95 % bzw. 99 % aller möglichen Populationsparameter befinden.
Kontingenzkoeffizient	Phi (φ)	Zusammenhangsmaß für zwei binäre (dichotome) Variablen; nimmt Werte zwischen 0 und 1 an, wobei höhere Werte auf einen stärkeren Zusammenhang hindeuten. Phi macht keine Aussage über die Richtung des Zusammenhangs.
	Cramers *V*	Basiert auf Phi (φ), kann aber im Gegensatz zu ihm auch für Kreuztabellen angewendet werden, die größer als 2 2 sind. Auch Cramers *V* nimmt Werte zwischen 0 und 1 an, wobei höhere Werte auf einen stärkeren Zusammenhang hindeuten. Auch Cramers *V* macht keine Aussage über die Richtung des Zusammenhangs.
Korrelation		Zusammenhang zwischen Variablen
Korrelationskoeffizient	*r*	Der Korrelationskoeffizient *r* ist ein Zusammenhangsmaß für die Beziehung zwischen zwei Variablen, mit Werten zwischen −1 und 1, wobei negative Werte einen entgegengesetzten Zusammenhang und positive Werte einen gleichgerichteten Zusammenhang darstellen. Werte ab 0,1 zeigen einen schwachen, Werte ab 0,3 einen mittleren und Werte um 0,5 und höher einen starken Zusammenhang. Die meistgenutzten Korrelationskoeffizienten sind Pearsons *r* (intervallskalierte Variablen) sowie Spearmans *r* und Kendalls tau *r* (ordinalskalierte Variablen).
Kriterium		1. abhängige Variable in Korrelations- und Regressionsanalysen; 2. Merkmal, das mit einem psychologischen Test vorhergesagt werden soll

Begriffe, Verfahren, Kennwerte	Abkürzung	Definition
Kolmogorov-Smirnow-Test	*K-S*-Test	Statistischer Test auf Übereinstimmung zweier Wahrscheinlichkeitsverteilungen; wird verwendet, um zu prüfen, ob die untersuchten Variablen in der Grundgesamtheit normalverteilt sind.
Kurtosis		Abweichung der Form einer Verteilung von der Normalverteilung.
L		
Längsschnittstudie		Studie mit mehreren Untersuchungszeitpunkten
Leitfadeninterview (strukturiert)		Gängigste Form qualitativer Befragungen anhand eines vorbereiteten, aber flexibel einsetzbaren Fragenkatalogs.
M		
Maximum-Likelihood-Methode		Methode, nach der Populationsparameter so geschätzt werden, dass die Wahrscheinlichkeit des Auftretens der beobachteten Daten maximiert wird.
Medianwert		Derjenige Wert, der die Verteilung in die 50 oberen und 50 unteren Prozent teilt.
Mediatorvariable		Vermittelt den Zusammenhang zwischen zwei Variablen.
Metaanalyse (auch Metastudie)		Zusammenfassung der Ergebnisse mehrerer Untersuchungen zum gleichen Thema zu einer Gesamteinschätzung des untersuchten Effekts im Hinblick auf Signifikanz und Effektgröße.
Mittelwert	*M*	Statistischer Durchschnittswert; um ihn zu berechnen, werden alle Werte einer Verteilung addiert und diese Summe durch die Anzahl aller Werte geteilt.
Modalwert		Der häufigste Wert einer Verteilung
Moderatorvariable		Beeinflusst den Zusammenhang zwischen zwei Variablen.
Multivariate Methoden		Statistische Analysen mit mehr als zwei Variablen, z. B. Varianzanalyse.
N		
Nominalskala		Werte einer Nominalskala dienen nur der Beschreibung, der Zahlenwert hat keine Aussagekraft, die Werte lassen sich nicht in eine Rangordnung bringen (Beispiel: 1 = weiblich, 2 = männlich, 3 = divers).
Normalverteilung		Verteilungstyp einer Variablen mit Glockenform; Voraussetzung für viele statistische Verfahren.
O		
Objektivität		Gütekriterium der Unabhängigkeit des Testergebnisses von der den Test durchführenden Person.
Ordinalskala		Die Werte einer Ordinalskala lassen sich in eine Rangordnung bringen (Beispiel: Schulnoten).

Begriffe, Verfahren, Kennwerte	Abkürzung	Definition
P		
Paneluntersuchung		Längsschnittliche Untersuchung, bei der dieselbe Stichprobe (= Panel) über längere Zeit hinweg beobachtet wird.
Parameter		Kennwert einer Populationsverteilung; sind in der Regel unbekannt und werden anhand des Stichprobekennwertes geschätzt.
Peer-Review		Wissenschaftliche Methode der Qualitätssicherung, bei der z. B. wissenschaftliche Zeitschriftenbeiträge vor Veröffentlichung durch Personen des Fachkollegiums begutachtet werden.
Plot		Grafische Darstellung des Zusammenhangs zweier oder mehrerer Variablen in einem Koordinatensystem.
Population		*siehe* Grundgesamtheit
Prädiktor		Unabhängige Variable in Korrelations- und Regressionsanalysen; vgl. Faktor.
p-Wert	*p*	Beschreibt die Wahrscheinlichkeit, dass das beobachtete oder ein noch extremeres Ergebnis eintritt, wenn die Nullhypothese wahr ist. Er wird verwendet, um bei einem Hypothesentest eine Entscheidung über Verwerfung oder Beibehaltung der Nullhypothese anhand eines vorher festgelegten Signifikanzniveaus zu treffen.
Q		
Querschnittsstudie		Studien mit nur einem Untersuchungszeitpunkt.
R		
Randomisierung		Zufällige Zuordnung von Untersuchungsobjekten zu Untersuchungsbedingungen.
Rang		Differenz zwischen dem größten und kleinsten Wert der Verteilung.
Regressionsanalyse		Vorhersage von Merkmalsausprägungen einer/mehrerer Kriteriumsvariablen auf der Basis von einer oder mehrerer Prädiktorvariablen; Verfahren zur Prüfung von Merkmalszusammenhängen.
Reliabilität		Genauigkeit einer statistischen Messung/Untersuchung/Befragung.
Repräsentativität		Ausmaß, in dem die Zusammensetzung einer Stichprobe mit der Zusammensetzung der Grundgesamtheit, über die Aussagen getroffen werden sollen, übereinstimmt.

Begriffe, Verfahren, Kennwerte	Abkürzung	Definition
S		
Schiefe		Statistische Kennzahl, die die Art und Stärke der Asymmetrie einer Wahrscheinlichkeitsverteilung, also deren Abweichung von einer Normalverteilung, beschreibt.
Signifikanz		Man spricht von Signifikanz, wenn die Wahrscheinlichkeit eines Ergebnisses bei Gültigkeit der Nullhypothese kleiner als das zuvor festgelegte Signifikanzniveau ist.
Signifikanzniveau	α-Fehler-Niveau	Per Konvention festgelegte Höchstgrenze der Wahrscheinlichkeit, bis zu der die Nullhypothese abgelehnt wird: üblich ist ein Signifikanzniveau von 5 %, 1 % und 0,1 %.
Signifikanztest		Gruppe von Verfahren zur Bestimmung der Alpha-Fehlerwahrscheinlichkeit.
Skalenniveau		Bestimmt, welche statistischen Verfahren durchgeführt werden dürfen; man unterscheidet zwischen Nominal-, Ordinal- und Intervallskalenniveau.
Spannweite		*siehe* Rang
Standardabweichung	*SD*	Beschreibt die durchschnittliche Entfernung aller gemessenen Ausprägungen eines Merkmals von deren Mittel- bzw. Durchschnittswert; gehört zu den Streuungsmaßen, da sie ein Maß für die Streubreite der Werte eines Merkmals um dessen Mittelwert ist.
Standardfehler		Standardabweichung einer Stichprobenkennwerteverteilung.
Stichprobe	*n/N*	Teilmenge aus einer vorher festgelegten Grundgesamtheit; kann zufällig, bewusst oder ad-hoc ausgewählt werden.
Strukturgleichungsmodelle	SEM	Multivariates statistisches Verfahren, Kausalmodell zur Erklärung von Merkmalszusammenhängen.
Systematisches Review		Strukturierte, kategorienbasierte Zusammenfassung des aktuellen Wissens zu einem eingegrenzten Themengebiet.
Szenarioanalyse		Analysemethode zur nachvollziehbaren Prognose künftiger Entwicklungen.
T		
Top of Two Boxes		Balkendiagramm, bei dem sowohl die positiven als auch die negativen beiden Antwortmöglichkeiten aus einer Skala aggregiert werden, um einen Gesamtprozentsatz der positiven und negativen Bewertungen gegenüberzustellen.
Trenduntersuchung		Längsschnittliche Untersuchung, bei denen nacheinander unterschiedliche Stichproben derselben Population untersucht werden.

Begriffe, Verfahren, Kennwerte	Abkürzung	Definition
Trennschärfe		Gütekriterium eines Items; gibt an, wie gut die Beantwortung des Items das Gesamtergebnis des Tests vorhersagt. Kann Werte zwischen −1 und 1 annehmen und sollte zwischen 0,4 und 0,7 liegen.
t-Test		Verfahren zur Überprüfung des Unterschiedes zweier Stichprobenmittelwerte.
t-Wert	*t*	Ergebnis eines *t*-Tests
V		
Validität		Gibt an ob durch ein quantitatives Messinstrument tatsächlich das gemessen, was gemessen werden soll; man unterscheidet dabei externe Validität (= Generalisierbarkeit eines Untersuchungsergebnisses) und interne Validität (= Qualität eines Forschungsdesigns, die sicher stellt, dass man die richtigen Schlussfolgerungen aus den gewählten Forschungsmethoden ableiten kann).
Variable		Merkmal; Wert der Variable ist die Merkmalsausprägung: – unabhängige Variable (UV) = diejenige Variable, deren Einfluss gemessen wird – abhängige Variable (AV) = diejenige Variable, auf die Einfluss genommen werden soll Variablen können unterschiedliche Skalenniveaus haben, was die Wahl der statistischen Verfahren bestimmt. Sie können diskret (= abzählbar viele Ausprägungen) oder kontinuierlich (= unendliche viele Merkmalsausprägungen) sowie manifest (= direkt beobachtbar) oder latent (= nicht direkt beobachtbar) sein.
Varianzanalyse		Verfahren zur Überprüfung von Mittelwertsunterschieden zwischen Gruppen.
Z		
z-Wert	*z*	*z*-Werte sind Standardabweichungen der Werte vom Mittelwert und dienen der Standardisierung von Messwerten.

Stichwortverzeichnis

A

adaptive Assistenzsysteme (AAS) 73
Agilität 214
AI Literacy 185, 190, 305
AI-Extensions 100
AI-Human Augmentation 182
Algorithmen 98, 146, 210, 242, 248, 249, 305
Algorithmisches Management 128, 133, 135
Algorithmus 100
Alters- und Geschlechtsstruktur 364
Altersstruktur 363
Ängste 16
Arbeit mit KI 230
Arbeitgeber 268
Arbeitsbedingungen 68, 70
Arbeitsentlastung 190
Arbeitsgestaltung 111, 113, 194, 196, 199
– menschengerechte 122
Arbeitsintensität 250, 267
– höhere 255
Arbeitsplatzunsicherheit 250
Arbeitsplatzverluste 214
Arbeitsprozesse 131
Arbeitsqualität 248, 251, 253, 289
Arbeitsschutz 199, 266
Arbeitsschutzvorschriften 137
Arbeitsstättenverordnung 134
Arbeitsteilung 112, 297
Arbeitsumgebungsbedingungen 135
Arbeitsunfähigkeit 168
Arbeitsunfähigkeitsquote 356
Arbeitsunfähigkeitstage 328, 356, 377
Arbeitsunfähigkeitszeiten 350
Arbeitsunfälle 395
Arztbriefe 43
Atemwegserkrankungen 382, 391
Aufgabenzuweisung 133
Automatisierung 71, 122, 195, 200, 249
Automatisierung von Arbeitsplätzen 21
Automatisierungstrends 10
Autonomie- und Kontrollverlust 23
Autonomie, verringerte 255
Autoritätsumkehr 22

B

Beeinträchtigungen, psychische 333
Befragung 223, 250
Befragung zu KI 222
Belastungsfaktoren, psychische 265
Belastungsprofile 306
Beschäftigtendatenschutzgesetz 280
Beschäftigungseffekte 209
Beschwerden, gesundheitliche 332
Betriebliche Gesundheitsförderung (BGF) 85, 87, 305, 312, 335
Betriebliches Gesundheitsmanagement (BGM) 68, 156, 160, 659
Betriebsklima 335
Betriebssicherheitsverordnung 134
Bewegungsmangel 307, 311
BGF-Maßnahmen 337
BGM-Angebote, digitale 158
Bildschirmarbeit 307, 308, 311
Black-Box-Architektur 19
Black-Box-Effekte 100
Blaumacherei 679
Boot-Camp-Konzept 190
Bundesdatenschutzgesetz (BDSG) 21
Bundesverwaltung 659
– Abwesenheitszeitenstatistik 665
– BGM 660, 664
Burnout 304, 409

C

CarePods 42
Change-Management 200, 202
Change-Prozess 186
Chatbot-Interaktionen 161
Chatbots 68, 71, 98–100, 131, 136, 175, 213, 240, 270, 285, 287, 309
ChatGPT 4, 6, 11, 58, 195, 208, 222, 238, 270
chronische Wachsamkeit 306
Cobots 71, 75
Consult Station 42
Conversational Agents 98
Covid-19-Pandemie 325
CV-Parsing 56
Cybersicherheit 267

D

Data Literacy 20
Data Scientists 213
Datenbasis 350
Datenmanagement 270
Datenschutz 19, 77, 176, 245, 270, 312
Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO) 20, 312
Datenverarbeitung
– Rechtmäßigkeit 31
– Zwecke 32
Deep Learning 286
Deep-Learning-Netze 6
Diagnose-Tools 19

Diagnoseuntergruppen 406
digital drain 309
Digitale Gesundheitsanwendungen (DiGa) 69
digitale Kommunikation 309
digitale Kompetenz 305
digitale Transformation 182, 251
digitale Vermessung 306
Digitalisierung 113, 121
Digitalisierung von Arbeitsprozessen 11
Diskriminierung 17, 18
– rationale 243
Diskriminierungsfreiheit 129
Diskriminierungspotenzial 18
Diversität 143, 144
Diversity Management 143
DSGVO 21, 77

E

Echtzeit-Gewalterkennung 174
Effizienzgewinne 291
Einsatzfelder 292
Einzeldiagnosen 388
Emotionserkennungssysteme 35
Entscheidungstransparenz 176
Entscheidungsunterstützung 144
Entwertung von Arbeit 214
Ergonomie 70
ergonomische Arbeitsumgebung 307
Erklärbarkeit 272
Erkrankungen der Verdauungsorgane 396
Erschöpfung 308, 309, 311
Ethische Reflexion 161
EU AI Act 17, 21, 58, 79, 101, 129, 245
EU-KI-Verordnung 129, 130, 133
europäische KI-Verordnung (KI-VO) 28
europäische Maschinenverordnung 133
europäischer Gesundheitsdatenraum 30
Exoskelette 74
Experteninterviews 183
Exploitation 56
Exploration 56

F

Fähigkeitsatrophie 46
Fairness 129
Fehlerrobustheit 135
Fehlzeiten 681
Fehlzeitengeschehen 347
Fitness 242
Fort- und Weiterbildung 59
Führungsaufgaben 290
Führungskräfte 186, 188, 190, 291

G

Gamification 158, 161
Gefährdungen
– direkte 133
– indirekte 133
Gefährdungsbeurteilung 133, 135, 169, 173, 175, 265
– psychische 340
– psychische Belastungen 663
Gefahrenvermeidung 75
generative KI 6
Gesprächskultur 335
Gestaltungsanforderungen 129
Gestaltungsbedürftigkeit 228
Gestaltungsmöglichkeit 228
gesundheitliche Beschwerden 251, 253
Gesundheitsbelastungen 189
Gesundheitsförderung 311
– proaktive 162
Gesundheitsförderungsbericht 659
Gesundheitskompetenz 75, 119, 314, 338
– digitale 48
Gesundheitsmanagement 59
Gesundheitsmonitoring 237
Gesundheitsprogramme, personalisierte 68
Gesundheitsüberwachung am Arbeitsplatz 72
Gewaltprävention 175, 176
„gute Arbeit“ 209, 211, 212

H

Halluzinationen 294
Handlungs- und Entscheidungsspielräume 133
Handlungsspielräume 250
Health Literacy 243
Heilsversprechen 244
Herz- und Kreislauf-Erkrankungen 397
Hochrisiko-KI-Systeme 35, 268
Höherqualifizierung 213
Homeoffice 267, 340
HR Analytics 60
HR-Abteilungen 53
Humanisierung von Arbeit 113

I

Implementierung 292, 294
Implementierungsstrategie 185
Informationsasymmetrien 254
Informationsflut 311
Informatisierung 111, 113, 122
Inklusion 143, 144
Innovationen 213
Innovationsmotor 263
Intelligenz 181, 182
Interaktionsarbeit 118
Irritationen, kognitive 335

K

Karenztage 676, 678, 679, 682
KI
– als Assistent 239, 240
– als Sozialpartner 240
– als Werkzeug 239
– am Arbeitsplatz 226
– analytische 287
– Anwendungsprobleme 8, 11
– autonome 287
– Begriffsklärung 5
– Betriebsvereinbarungen 278
– Datenprobleme 9
– diskriminative 286
– ethische Dimension 78
– Fallstricke 61
– generative 127, 264, 286
– gesundheitliche Folgen 288
– im BGM 16, 19
– informelle Nutzung 271
– intentionale 286
– interaktive 287
– Kompetenzen 272
– Leistungsgrenzen 5
– Leitlinien 280
– manipulative 130
– Mitbestimmung 278, 279
– Normung 269
– Nutzung 264
– ökonomische Risiken 9
– regelbasierte 286
– Risiken 272
– schwache 286
– starke 286
– Substitutionspotenziale 10
– Transparenz 277
– Veralltäglichung 11
– Vorgehensmodelle 278
– Zukunftsperspektiven 11
KI-Agenten 286
KI-Agentensysteme 128
KI-Anwendungen 238, 277, 280
– Regelungswege 278
KI-Assistenz 291
KI-basierte Anwendungen 85
– BGF und Prävention 99
– Evidenzgenerierung 101
– Performance 101
– Wirksamkeitsnachweise 100, 101
KI-basierte Assistenzsysteme 149
KI-basierte Lernmodelle 85
KI-Einsatzgebiete in HR 53
KI-Ethik 17, 115
KI-Fairness 17
KI-gestützte Arbeitsorganisation 248, 250, 251, 255
KI-gestützte Arbeitszeitsteuerung 250
KI-gestützte Textanalyse 174
KI-Kompetenz 34, 48
KI-Lebenszyklus 86
KI-Leitlinien 35
Kinderpflegekrankengeld 415
KI-Pilotprojekte 150
KI-Rollenzuschreibungen 238, 239
KI-Softwarelösungen 134
KI-Strategie 7
KI-Systeme 28
– Akzeptanz durch Beschäftigte 146
– Datenschutzrecht 30
– ethische Richtlinien 150
– Herausforderungen 145
– Kommunikation 146
– sprachgesteuerte 144
– Teamdynamiken 146
– Training 29
– Weiterbildungsmaßnahmen 149
KI-Verordnung, europäische 279
„Kollegin KI“ 229
Kompetenzanforderung 132
komplexe Interventionen 87
Konformitätsbewertung 132
Kontingenzdilemma 242
Kontrastive Aufgabenanalyse 296
Kontrollinstrument 45, 290
Kontrollverlust 309
Krankengeld 644
– Ausgaben 644, 646, 654
– Ausgaben nach Diagnosen 651
– Diagnosegruppen 648
– Falldauern 648, 654
– Fallzahlen 648
– Höhe 644
– nach Altersgruppen 652, 655
Krankenhäuser 41
Krankenstand 347, 357, 377
– standardisiert 364
Krankheitsarten 382, 390
krankheitsbedingte Fehlzeiten 676
Krankheitsgeschehen 382
Künstliche Intelligenz (KI) 276
Kurzzeiterkrankungen 350, 357

L

langes Sitzen 307
Langzeiterkrankungen 357
Langzeitfälle 350, 357, 403
Large Language Models (LLMs) 41, 55, 183, 189
Leistungsdruck 45, 309
Lernfähigkeit 114
Lernmodelle 85
Lernplattformen 76
LLM-Implementierung 183, 188
LLM-Implementierungsprozess 183

Lohnersatzrate 676, 678, 680, 682
Lohnfortzahlung 679, 680
– im Krankheitsfall 677
Lohnfortzahlung im Krankheitsfall 679
Lohnfortzahlungssystem 676

M

Machine Learning 208
maschinelles Lernen 127, 225, 285, 286
menschliche Aufsicht 132
Mensch-Maschine-Interaktion 223
Mensch-Maschine-Interaktionskompetenzen 295
Mensch-Maschine-Kollaboration 72
mentale Ermüdung 307
Metaanalyse 98
Mikropausen 308
Missbrauchspotenzial 20
Mitarbeiterbefragungen 175
Mitbestimmung 201, 211, 223, 231
Mood-Tracking 240
Muskel- und Skelett-Erkrankungen 382, 390

N

Nachhaltigkeit 216
neuronale Netze 127
neuronale Netzwerke 285
Niedrigschwelligkeit 190
Normung 131

O

Offenheit 190
Onboarding 58
Organisationskultur 144, 148
Ottawa-Charta zur Gesundheitsförderung 659

P

Partizipation 197, 200, 211, 223, 231, 314
Patientenedukation 43
Patientensicherheit 45
People Analytics 277
Personalabbau 214
Personalauswahl 53, 55, 130
Personaleinsatzplanung 133
Personalführung 291
Personalisierung 52, 190
Personalplanung 54
Personalrekrutierung mit KI 147
Personenbezug 31
Plattformarbeit 249, 250
Plattformisierung 249
Präsentismus 330, 339, 679
Prävention 85, 87, 310, 311
– Gewalt am Arbeitsplatz 173, 176
– Stürze 171, 176
Präventionsdilemma 168
Predictive Analytics 72
Predictive Policing 174
Privacy 129
Privatwirtschaft 681
Produktivität 263
promising technology 5
psychische Erkrankungen 303, 304
psychische Gesundheit 22
psychische und Verhaltensstörungen 398
psycho-soziale Fehlbelastung 133

Q

Qualifikationsanforderungen 118
Qualifizierungskonzept 271
Qualitätsmanagement 132

R

Rationalisierung 112
Rationalisierungspotenziale 214
Rekontextualisierung 199
Reproduzierbarkeit 101
Reskilling 295
Restarbeitsfähigkeit 683
Retention Management 60
retikuläres Aktivierungssystem (RAS) 308
Retrieval-Augmented-Generation-(RAG-)Chatbots 58
Risikoklassifikation 131
Risikoklassifizierung 18
Risikomanagement 132
Risikomonitoring 174
Roboter 74, 240
– kollaborative 71
Routineaufgaben 196, 305
Routinetätigkeiten 118

S

Schlüsseltechnologie 4
Schreibassistenz 43
Schulungen 313
Selbstführung 291
Selbstoptimierungsfalle 163
Selbststeuerung 314
Selbstvermessung 236, 237, 240–243
Self-Tracking 236, 239
shifting baselines 241
Social Media 7
Social Recruiting 55
soziale Dimension 255
soziale Unterstützung 253
sozio-technische Systeme 17

Sprachassistenten 71, 287
Sprachmodelle 136
Stakeholder-Analyse 61
ständige Erreichbarkeit 309
Statusverlust des Arztberufs 45
Stellenausschreibungen 55
Steuerung von Arbeitsabläufen 251
Stress 303, 304, 308, 309
Stressbewältigung 69, 311
Stressreduktion 68
Sturzprävention 170–172, 176
Substitutionspotenziale 118
Substitutionswahrscheinlichkeit 116
symbolische Logik 285

T

Technisierung, Wirkung auf den Menschen 119
Technologieakzeptanz 190
Technostress 188, 303
Teilzeitkrankschreibungen 682
Telemedizin-Kabine 42
Theoriebasierung 101
Tracking
– Gesundheitsdaten 20
– von Beschäftigten 20
tragbare Sensorik 172
Trainingsdaten 17, 18
Trainingsprogramme 77
Transformation des Arbeitsmarktes 47
Transformationsforschung 243
Transformationsgegenstand 85
Transformationsprozesse 190
Transparenz 229
Transparenzkriterien 135
Transparenzpflichten 35

U

Überwachung 45
Unfallverhütung 75
Unfallvermeidung 170
Unfallversicherungsträger 267
Unternehmenskultur 185
Unterstützung klinischer Entscheidungen 44
Upskilling 295
Use-Cases 293

V

Verantwortungszuweisung 132
Verbot automatisierter Entscheidung 32
Verbraucherschutz 245
Verhaltensprävention 156
Verhältnisprävention 156
Verletzungen 393
Verordnung über künstliche Intelligenz (KI-VO) 33
Verschlüsselung der Diagnosen 353
Versichertenstruktur 350
Vertrauenswürdigkeit 132
Verzerrungen 17
Videoavatare 77
Vielfalt 143
Virtual-Reality-Systeme 68
Vorhersage risikoreicher Situationen 173

W

Wearables 72, 174, 306
Wegfall von Jobs 47
Weiterbildung 194, 197, 203, 271
Wissensarbeit 118
Wissensmanagement 59
Wohlbefinden 67, 69, 307
Work-Life-Balance 162

Z

Zielgruppenanalyse 187
Zukunftsnarrative 243