



Gutachten

Wie wird KI die Produktivität in Deutschland verändern?

Auftraggeber:

Gemeinschaftsausschuss der Deutschen Gewerblichen Wirtschaft

Köln, 27.02.2025



Herausgeber

Institut der deutschen Wirtschaft Köln e. V.

Postfach 10 19 42
50459 Köln

Das Institut der deutschen Wirtschaft (IW) ist ein privates Wirtschaftsforschungsinstitut, das sich für eine freiheitliche Wirtschafts- und Gesellschaftsordnung einsetzt. Unsere Aufgabe ist es, das Verständnis wirtschaftlicher und gesellschaftlicher Zusammenhänge zu verbessern.

Das IW in den sozialen Medien

Twitter

[@iw_koeln](https://twitter.com/iw_koeln)

LinkedIn

[@Institut der deutschen Wirtschaft](https://www.linkedin.com/company/institut-der-deutschen-wirtschaft)

Facebook

[@IWKoeln](https://www.facebook.com/IWKoeln)

Instagram

[@IW_Koeln](https://www.instagram.com/IW_Koeln)

Alle Studien finden Sie unter

www.iwkoeln.de

Autoren

Dr. Vera Demary

Leiterin des Themenclusters Digitalisierung & Klimawandel

vera.demary@iwkoeln.de

0221 – 4981-749

Prof. Dr. Michael Grömling

Leiter des Kooperationsclusters Makroökonomie und Konjunktur

groemling@iwkoeln.de

Christian Kestermann

Senior Data Science Consultant

kestermann@iwkoeln.de

Dr. Marc Scheufen

Senior Economist

scheufen@iwkoeln.de

Dr. Stefanie Seele

Senior Economist

seele@iwkoeln.de

Dr. Oliver Stettes

Leiter des Clusters Arbeitswelt und Tarifpolitik

stettes@iwkoeln.de

Dr. Marco Trenz

Consultant

trenz@iwkoeln.de

Stand:

Februar 2025

Inhaltsverzeichnis

JEL-Klassifizierung	3
Zusammenfassung	4
1 Einleitung	7
2 Makroökonomische Produktivitätsbetrachtung	9
2.1 Produktionsfaktoren und Produktivität	9
2.2 Determinanten der Produktivitätsentwicklung.....	11
2.3 KI, Produktionspotenzial und Arbeitsproduktivität.....	14
2.4 Auswirkungen von KI in einem Growth Accounting für Deutschland	17
2.4.1 Effekte auf den gesamtwirtschaftlichen Arbeitseinsatz	17
2.4.2 Effekte auf den gesamtwirtschaftlichen Kapitaleinsatz.....	20
2.4.3 Effekte auf den gesamtwirtschaftlichen Technologieeinsatz	24
2.5 Wirtschafts- und Produktivitätswachstum bis 2040	30
2.6 Zwischenfazit	32
3 Effekte Künstlicher Intelligenz auf Beschäftigte.....	34
3.1 Erkenntnisse zu Arbeitsmarkteffekten von KI	35
3.1.1 Ermittlung der potenziellen Betroffenheit von Beschäftigten	35
3.1.2 Auswertung von Stellenanzeigen.....	36
3.1.3 Rückgriff auf Befragungsdaten zum Einsatz von KI-Anwendungen.....	38
3.2 Beschäftigungs- und Lohnentwicklung von Beschäftigten mit unterschiedlicher KI- Betroffenheit	40
3.2.1 Beschäftigungs- und Lohnentwicklung nach der KI-Nähe von Berufen.....	40
3.2.2 Lohnentwicklung nach KI-Nutzung durch Beschäftigte	45
3.3 Produktivitätseffekte auf Basis von IW-Befragungen	49
3.3.1 Eindrücke aus dem IW-Personalpanel 2024 – Die Sicht der Personalverantwortlichen	49
3.3.2 Eindrücke aus der IW-Beschäftigtenbefragung 2024 – die Sicht der Beschäftigten	52
3.4 Zwischenfazit	58
4 Künstliche Intelligenz in der unternehmerischen Praxis.....	60
4.1 Experteninterviews: Methodik und Überblick	60
4.2 Ergebnisse der Experteninterviews.....	61
4.2.1 Erfahrungen mit KI in den Unternehmen	62
4.2.2 Auswirkungen von KI in den Unternehmen.....	62
4.2.3 Rahmenbedingungen für KI	64
4.3 Das Umfeld für KI in Deutschland.....	65
4.3.1 Regulierung	66
4.3.2 Digitale Infrastruktur.....	68
4.3.3 Fachkräfteverfügbarkeit.....	70
4.4 Zwischenfazit	71
5 Handlungsempfehlungen für Politik und Wirtschaft.....	73

5.1	Handlungsempfehlungen für die Politik.....	73
5.2	Handlungsempfehlungen für die Wirtschaft.....	79
	Tabellenverzeichnis.....	81
	Abbildungsverzeichnis.....	82
	Literaturverzeichnis	83

JEL-Klassifizierung

J30 – Wages, Compensation, and Labor Costs

J60 – Labor Mobility, Turnover Data, Unemployment Data

O30 – Technological Change; Research and Development; Intellectual Property Rights

O33 – Technological Change: Choices and Consequences; Diffusion Processes

O40 – Economic Growth and Aggregate Productivity

Zusammenfassung

Mit Künstlicher Intelligenz (KI) sind umfassende Erwartungen hinsichtlich der Steigerung von Produktivität verbunden, die dieses Gutachten aus verschiedenen Perspektiven analysiert. Daraus werden anschließend Handlungsempfehlungen für Politik und Wirtschaft abgeleitet, um KI in der deutschen Wirtschaft zu verbreiten und positive Produktivitätseffekte tatsächlich realisieren zu können.

Gesamtwirtschaftliche Produktivität

Eine Projektion der Produktivitätsentwicklung, die die potenziellen Effekte von KI mitberücksichtigt, zeigt ein jahresdurchschnittliches Produktivitätswachstum in Deutschland von 0,9 Prozent für die Jahre 2025 bis 2030 und von 1,2 Prozent für die Jahre 2030 bis 2040. Auch mit dem Einsatz und den Potenzialen von KI wird die erwartete Produktivitätsentwicklung damit lediglich das historisch ebenfalls schwache Niveau der 2000er Jahre erreichen, jedoch eine Verbesserung im Vergleich zu den vergangenen Jahren darstellen. In den bisherigen 2020er Jahren lag das Wachstum der Produktivität lediglich bei 0,4 Prozent. Insbesondere die Produktivitätsimpulse durch den technisch-organisatorischen Fortschritt, in dem auch Teile der Effekte durch den Einsatz von KI einfließen, werden in den kommenden Jahren wieder merklich zunehmen. Die Kapitalintensivierung wird auf Basis der hier gesetzten Annahmen ebenfalls zunehmen, was aber weniger an dem Investitionsimpuls als vielmehr an dem sinkenden Arbeitseinsatz aufgrund des demografischen Wandels liegt. Ein „Produktivitätswunder“ wird in Deutschland gemäß den hier gesetzten Annahmen trotz der fortschreitenden Digitalisierung und des künftigen Einsatzes von Künstlicher Intelligenz nicht gesehen.

Effekte von KI auf Beschäftigte

Der Einsatz von KI hat auf der Ebene des einzelnen Arbeitsplatzes das Potenzial, Produktivitätsgewinne zu realisieren. Die empirische Evidenz signalisiert, dass die Ausschöpfung dieses Potenzials erstens kein Automatismus ist und zweitens spezifische Gelingensbedingungen voraussetzt, die von Betrieb zu Betrieb, Organisationsbereich zu Organisationsbereich sowie Arbeitsplatz zu Arbeitsplatz bzw. Beschäftigten zu Beschäftigten unterschiedlich sein können. Vor dem Hintergrund der Erfahrungen mit dem Einsatz von Digitalisierungstechnologien allgemein und der potenziellen Betroffenheit von unterschiedlichen Beschäftigtengruppen spricht derzeit wenig dafür, dass sich hinter dem Produktivitätspotenzial von KI ein arbeitssparender technischer Fortschritt verbirgt. Vielmehr deuten die derzeitigen Befunde darauf hin, dass KI in einem komplementären Verhältnis zum Faktor Arbeit steht.

KI in Unternehmen

Die KI-erfahrene unternehmerische Praxis zeigt vielfältige Anwendungsbeispiele von einfachen Chatbots für Kundenanfragen bis zu hochspezialisierten KI-Systemen in der Produktion. Es besteht Konsens dahingehend, dass KI zu Effizienzsteigerungen in Form von Kosten- oder Zeitersparnissen führt. Zur weiteren Förderung kommt den Rahmenbedingungen von KI eine entscheidende Rolle zu. Neben der Regulierung von KI – insbesondere in Form des 2024 beschlossenen AI Act – bilden die digitale Infrastruktur und die Fachkräfteverfügbarkeit das entscheidende Umfeld für KI in Deutschland.

Handlungsempfehlungen für die Politik

- **Deutsche Umsetzung des AI Act vorantreiben.** Das Durchführungsgesetz zum AI Act muss priorisiert von der neuen Bundesregierung verabschiedet werden, um zeitnah für Rechtssicherheit bei der nationalen Umsetzung der Regulierung zu sorgen.
- **KI-Regulierung handhabbar machen.** Es gilt, den AI Act für Unternehmen, insbesondere kleine und mittlere Unternehmen (KMU), in konkrete Umsetzungshilfen, Checklisten und Beispiele guter Praxis zu überführen, damit er Rechtssicherheit schafft statt Innovationshemmnis zu sein.
- **AI Act wiederholt evaluieren und an aktuelle Erfordernisse anpassen.** Das Gesetz muss regelmäßig in kürzeren Abständen evaluiert und gegebenenfalls angepasst werden, um mit der dynamischen Entwicklung von KI Schritt halten zu können.
- **Übersicht über Digitalregulierung schaffen.** Eine digitale Plattform oder Webseite sollte KMU Orientierung zu den verschiedenen europäischen Digitalregulierungen geben, um deren Komplexität und Interaktion zu reduzieren.
- **Ausbau der Unterstützungsinstrumente für den Mittelstand.** Kleine und mittlere Unternehmen benötigen gezielt Unterstützung, um KI-Technologien erfolgreich zu implementieren.
- **Vorgaben für die betriebliche Praxis auf KI ausrichten.** Fremdpersonal unterstützt die Digitalisierung, aber das Statusfeststellungsverfahren schafft Rechtsunsicherheit.
- **KI-Forschung in Deutschland in die Anwendung bringen.** Um KI profitabel einzusetzen, sind Investitionen in Forschung und Anreize für Kooperationen zwischen Universitäten, Unternehmen und Startups erforderlich.
- **Private Investitionen in KI incentivieren.** Durch attraktive Rahmenbedingungen (Steuervergünstigungen, Bürokratieabbau) sollten Anreize für private Investitionen geschaffen werden. Insgesamt müssen die Rahmenbedingungen für die allgemeine Investitionstätigkeit in Deutschland verbessert und auf internationales Niveau gehoben werden.
- **Infrastruktur fit für KI machen.** Durch die Beschleunigung von Planungs- und Genehmigungsverfahren und den Ausbau erneuerbarer Energien wird die Grundlage für den Ausbau der digitalen Infrastruktur gelegt, etwa im Bereich der KI-Rechenzentren.
- **Arbeitsmarktpolitik prüfen.** Es ist zu prüfen, ob notwendige Weiterbildungsmaßnahmen als Aufgabe der Unternehmen durch weitere Förderangebote der Arbeitsmarktpolitik unterstützt werden sollten.
- **Fachkräfteverfügbarkeit verbessern.** Gezielte Bildung, Zuwanderung und Maßnahmen zur Erhöhung der Erwerbsbeteiligung können auch die Fachkräfteverfügbarkeit im Bereich KI verbessern.
- **KI-Bildung ausbauen.** Bildungseinrichtungen sollten KI-Themen früh und umfassend in Lehrpläne integrieren, um Schüler und Studierende auf den Umgang mit KI vorzubereiten.

Handlungsempfehlungen für die Wirtschaft

- **Mit Digitalisierung und Datenmanagement Grundlagen für erfolgreiche KI-Anwendungen schaffen.** Nur durch die Fähigkeit zur effizienten Datenbewirtschaftung und die Problemlösung oder Prozessvereinfachungen kann KI bei der digitalen Transformation sinnvoll eingesetzt werden.

- **Compliance sicherstellen.** Für die rechtskonforme Anwendung von KI ist die Schulung von Mitarbeitenden mit Verantwortung unverzichtbar, um die Risikoklassifizierung eigener KI und Folgebewertung sicherzustellen.
- **Weiterbildung stärken.** Weiterbildung im Unternehmen sollte gezielt und bedarfsorientiert sein, um den betrieblichen Anforderungen gerecht zu werden.
- **Akzeptanz schaffen.** Die Akzeptanz und frühzeitige Einbindung der Mitarbeitenden sind entscheidend für die erfolgreiche und nachhaltige Implementierung von KI im Unternehmen.
- **Mindset vorleben.** Ein positives und agiles Mindset im Unternehmen, das Chancen über Risiken stellt und Offenheit für Innovation zeigt, ist entscheidend für die erfolgreiche und schnelle Implementierung von KI-Lösungen.

1 Einleitung

Deutschland bleibt in Bezug auf den Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI) noch deutlich hinter seinen Potenzialen zurück. Die empirische Studienlage zeigt, dass bundesweit im Jahr 2024 immer noch relativ wenige Unternehmen KI aktiv einsetzen: Nur jedes vierte bis fünfte Unternehmen wendet die Technologie an (Ewald et al., 2024; Kerkhof et al., 2024). KI wird in Unternehmen des Verarbeitenden Gewerbes, in dem 31 Prozent die Technologie verwenden, häufiger eingesetzt als in anderen Branchengruppen (Kerkhof et al., 2024). Diese Werte belegen eindrucksvoll, dass die Technologie trotz ihrer inzwischen hohen Präsenz in den Medien und der Politik für viele Unternehmen nach wie vor kein Thema ist. Auch im europäischen Vergleich liegt Deutschland bei der Einführung von KI in Unternehmen zwar über dem EU-Durchschnitt, aber hinter den EU-Spitzenreitern Dänemark, Finnland und Niederlande auf Platz elf (OECD, 2024, 51 f.). Besonders gut stellt sich jedoch die KI-Forschung in Deutschland dar. Gemessen an der Anzahl von KI-Publikationen liegt Deutschland hier auf Platz fünf (OECD, 2024, 37). Auch bei der Anzahl an Supercomputern für Wissenschafts- und Forschungsanwendungen nimmt Deutschland mit Platz zwei hinter den Vereinigten Staaten eine führende Rolle ein (OECD, 2024, 78). Ein zentrales Hemmnis bei der Entwicklung und Nutzung von KI in Deutschland stellt vor allem die Verfügbarkeit und Weiterverwendung von Daten dar. Im OECD-Vergleich liegt Deutschland hier nur auf Platz 24 und unter dem OECD-Durchschnitt (OECD, 2024, 136 f.). Es ist offensichtlich, dass die aktuelle Position Deutschlands in Bezug auf KI in vielerlei Hinsicht ausbaufähig und noch sehr viel Potenzial vorhanden ist.

Unternehmen in Deutschland befinden sich in der Transformation: Während die grüne Transformation mit dem politischen Zieltermin 2045 einen zeitlichen Handlungsdruck schafft, steht bei der digitalen Transformation die Frage nach dem Business Case und seinen Gelingensbedingungen im Vordergrund. Das zuvor angesprochene Potenzial von KI ist auch gesamtwirtschaftlich vielversprechend, wenn Produktivität erhöht und Wachstum gesichert werden kann. KI selbst oder Teilbereiche von ihr wie generative KI werden gelegentlich als „General Purpose Technology“ eingestuft, also als technischer Fortschritt, der besonders schnell Verbesserungen ermöglicht, die Wirtschaft umfassend durchdringt und komplementäre Innovationen hervorbringt (siehe z. B. Stackpole, 2024). Diese Einschätzung ist auch deswegen schwierig abschließend zu bescheiden, weil die Entwicklung von KI und die Verbreitung der Technologie bei weitem nicht abgeschlossen ist, sodass nur eine Ex-ante-Analyse möglich ist. Eindeutig ist jedoch, dass KI Potenzial dafür bietet, Produktivität zu steigern und damit wirtschaftlichen Fortschritt zu begünstigen. Dies kann aber nur dann der Fall sein, wenn die Technologie in einer sinnvollen Art und Weise zum Einsatz kommt, nämlich indem sie bestehende Prozesse verbessert und Herausforderungen löst, es also einen konkreten Anlass für ihren Einsatz gibt. Die Nutzung von KI verursacht Kosten im Sinne von Entwicklungskosten und Kosten des laufenden Betriebs, die sich nur dann betriebswirtschaftlich lohnen, wenn ihnen ein dezidiertes Nutzen gegenübersteht.

Auch wenn Künstliche Intelligenz inzwischen ein Buzzword geworden ist und allgemein ein Verständnis darüber besteht, was die Technologie eigentlich umfasst: Definitionen von KI gibt es viele. Je nach Anwendungsfall – zum Beispiel im Rahmen einer Regulierung, einer statistischen Erhebung oder einer Unternehmensbefragung – haben diese Definitionen unterschiedliche Schwerpunkte oder Detailgrade und sind technisch oder eher umsetzungsgewandt. Allen gemein ist, dass im Mittelpunkt eine Technologie steht, die digitale Daten voraussetzt und mithilfe von Informationstechnologie einen Output generiert. Klar ist auch, dass der

generierte Output von dem anderer Software abweicht, indem er in der Qualität und dem Abstraktionsgrad deutlich überlegen ist. Im Folgenden wird keine allgemein geltende Definition von KI vorausgesetzt, weil die verwendeten Daten dies nicht zulassen, denn sie basieren auf unterschiedlichen Abgrenzungen der Technologie. Da der Kern der Definitionen wie gerade erläutert jedoch im Wesentlichen identisch ist, können dennoch allgemeine Aussagen zu den Wirkungen von KI getroffen werden, die sich aus den folgenden Analysen ableiten.

Grundsätzlich sind mit dem Einsatz und der Nutzung von KI positive Erwartungen für die deutsche Wirtschaft verbunden. In einer Befragung von Unternehmen aus dem Jahr 2024 gaben 84 Prozent der Befragten an, von KI positive Produktivitätseffekte für die Gesamtwirtschaft zu erwarten (Kerkhof et al., 2024). Die Höhe dieser erwarteten Produktivitätszuwächse ist mit durchschnittlich 9 bis 20 Prozent durchaus relevant. Unklar bleibt sowohl in dieser Publikation als auch in der Literatur insgesamt jedoch, welche Produktivitätseffekte durch KI tatsächlich realisiert werden. Mit dieser Frage beschäftigt sich dieses Gutachten aus verschiedenen Perspektiven heraus: Zunächst reflektiert Kapitel 2 die makroökonomische Sichtweise und analysiert, inwieweit sich Produktivitätseffekte gesamtwirtschaftlich messen lassen und welche Wirkungen sich auf dieser Basis für den Einsatz von KI zeigen. Anschließend konzentriert Kapitel 3 den Blick auf die Arbeitsmarktperspektive des Themas und betrachtet Wirkungen der Technologie auf Beschäftigung und auf Löhne. Kapitel 4 nimmt dann die Unternehmensperspektive in den Blick und untersucht den Einsatz von KI in der Wirtschaft und ihre in Unternehmen konkret beobachteten Effekte. Aus diesen Analysen leitet Kapitel 5 dann Handlungsempfehlungen für die Wirtschaft und die Politik ab.

2 Makroökonomische Produktivitätsbetrachtung

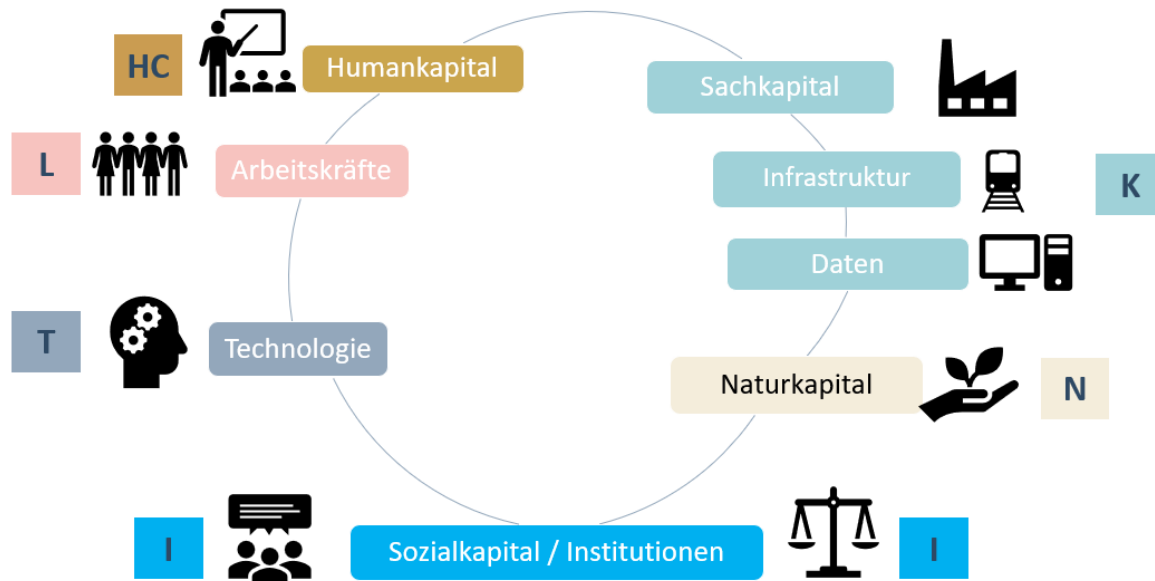
Mit der Verbreitung von KI geht oftmals die Hoffnung einher, den Trend des zurückgehenden Produktivitätswachstums umzukehren und das geringe Produktionspotenzial der deutschen Wirtschaft zu erhöhen. In den folgenden Ausführungen wird die Wirkung von KI auf die Produktionsfaktoren Arbeit, Kapital und technologischer/organisatorischer Fortschritt diskutiert und quantifiziert. Mithilfe eines Growth-Accounting-Ansatzes und unter Einbezug gesamtwirtschaftlicher und gesellschaftlicher Entwicklungen wird eine Projektion der Produktivitätsentwicklung in Deutschland bis zum Ende der nächsten Dekade durchgeführt, die die potenziellen Effekte von KI berücksichtigt.

2.1 Produktionsfaktoren und Produktivität

Bevor die potenziellen Auswirkungen von KI auf die künftige Entwicklung der Produktivität und des damit einhergehenden Fortschritts des gesamtwirtschaftlichen Wohlstands analysiert werden, sind einige grundlegende Zusammenhänge darzustellen (s. Grömling et al., 2021). Bei der ökonomischen Kennziffer Produktivität handelt es sich sowohl auf der betriebswirtschaftlichen als auch auf der gesamtwirtschaftlichen Ebene um einen Wirtschaftlichkeits- oder Effizienzindikator, bei dem das Ergebnis der wirtschaftlichen Aktivitäten (Output) auf die zugrunde liegenden Produktionsfaktoren (Inputs) bezogen wird. Für jeden der dabei explizit berücksichtigten Produktionsfaktoren kann eine eigene Produktivität berechnet und analysiert werden. Auf der gesamtwirtschaftlichen Ebene wird als Output- oder Ergebnisgröße in der Regel die preisbereinigte Bruttowertschöpfung (BWS) aller Wirtschaftsbereiche beziehungsweise das reale Bruttoinlandsprodukt (BIP) gemäß der Volkswirtschaftlichen Gesamtrechnungen (VGR) herangezogen. Auf Branchenebene wird analog die reale BWS des jeweiligen Wirtschaftsbereichs betrachtet. Die Wertschöpfung beschreibt die eigene Leistung eines Unternehmens oder einer gesamten Branche ohne Berücksichtigung der dabei zum Einsatz kommenden Vorleistungen (Materialien, Energie und ähnliches). Zugleich liefert die BWS die Summe aller in der Produktion entstehenden Faktoreinkommen. Damit bieten die verschiedenen Produktivitäten über ihren entsprechenden Produktionsfaktor auch eine direkte Anbindung an die (gesamtwirtschaftliche) Einkommensentwicklung (Grömling, 2019) und über diesen Weg hin zum (materiellen) Wohlstandsfortschritt der gesamten Volkswirtschaft.

Als Inputgrößen auf der gesamtwirtschaftlichen Ebene und in den makroökonomischen Wachstumsmodellen können verschiedene Produktionsfaktoren herangezogen werden (Abbildung 2-1). Das hängt von dem konkreten Untersuchungsgegenstand und der jeweiligen Spezifikation der gesamtwirtschaftlichen Produktionsfunktion ab. In traditionellen Herangehensweisen enthält diese Funktion die Faktoren Arbeit (L), Kapital (K) sowie den Bestand an technischem Wissen (T). In weitergehenden Spezifikationen können etwa die Produktionsfaktoren Naturkapital (N) oder Humankapital (HC) aufgenommen werden. So betrachtet der Sachverständigenrat zur Begutachtung der Gesamtwirtschaftlichen Entwicklung (SVR, 2023, 90 ff.) den Faktor Humankapital explizit in seiner Potenzialanalyse. Die jeweiligen Faktoren können je nach Untersuchungstiefe nochmals aufgespalten werden – etwa der Faktor Kapital in immaterielles Kapital (wie etwa Daten) oder Infrastrukturkapital. Aus den Faktoren Kapital und Naturkapital könnte ein Produktionsfaktor Energie abgeleitet werden. Abbildung 2-1 bringt auch zum Ausdruck, dass neben diesen direkten Produktionsfaktoren das Leistungsniveau einer Volkswirtschaft von Institutionen (I) oder dem Sozialkapital einer Gesellschaft bestimmt wird (Grömling/Klös, 2018).

Abbildung 2-1: Volkswirtschaftliche Produktionsfaktoren



Quelle: Institut der deutschen Wirtschaft

Aus der Relation des Outputs zu diesen Inputgrößen resultieren je nach Spezifikation der Produktionsfunktion unterschiedliche Produktivitätsmaße. In den traditionellen Abgrenzungen mit den Faktoren Arbeit (L), Kapital (K) sowie dem Bestand an technischem Wissen (T) sind das dann entsprechend die Arbeits- und Kapitalproduktivität sowie eine Produktivität bezogen auf das breit abgegrenzte technologische und organisatorische Wissen. Das technische Wissen hat in diesen vereinfachten Wachstumsanalysen und den damit verbundenen und im Weiteren angewandten Growth-Accounting-Ansätzen den Charakter eines Residuums. Es umfasst somit alle Produktions- und Produktivitätsimpulse, die sich nicht aus den Veränderungen der beiden explizit definierten Produktionsfaktoren Arbeit und Kapital ergeben. Zurückgehend auf Robert Solow (1957) werden diese residualen Veränderungen als Wachstum der Totalen Faktorproduktivität (TFP) bezeichnet. Hierzu zählen zum Beispiel Reformen der ordnungspolitischen Rahmenbedingungen, die die Funktionsfähigkeit des Marktsystems und des sozialen Systems determinieren. Auch eine Intensivierung der internationalen Arbeitsteilung über Handel und Kapital oder eine insgesamt bessere Allokation der Produktionsfaktoren sind demnach wie technischer Fortschritt zu interpretieren. Nicht zuletzt wird ein Teil der Wachstumsimpulse einer zunehmenden Verbreitung von KI in der TFP sichtbar werden. Aber auch alle Unzulänglichkeiten bei der Messung der beiden expliziten Produktionsfaktoren Arbeit und Kapital gehen letztlich in das Residuum und in das TFP-Wachstum ein (Ademmer et al. 2017; Grömling, 2016). Vor dem Hintergrund der dargelegten Abgrenzungsfragen stellt sich bei Produktivitätsanalysen generell die vorgelagerte Frage, welcher Produktions- oder Inputfaktor für den jeweiligen Untersuchungsgegenstand relevant ist. Dies ist auch für die hier aufgeworfene Fragestellung nach den Auswirkungen von KI auf die künftige Produktivitätsentwicklung vorrangig.

Die vorliegende Analyse findet vor dem Hintergrund einer zunehmend geringeren Dynamik der Produktivitätsentwicklung statt. Oftmals steht die Arbeitsproduktivität im Fokus von makroökonomischen Analysen.

Abbildung 2-2 im folgenden Kapitel 2.2 zeigt die Dynamik der Arbeitsproduktivität auf Basis von Erwerbstätigenstunden für die letzten drei abgelaufenen Dekaden und für die aktuelle Dekade in Deutschland. Das Krisenjahr 2020 und das darauffolgende Erholungsjahr 2021 werden (analog zu den Jahren 2009 und 2010) der jeweiligen Krisendekade und somit am aktuellen Rand der laufenden Dekade zugerechnet. Insbesondere die letzten vier Jahre (2020 bis 2023) weisen eine historisch schwache Produktivitätsperformance auf. Im Weiteren wird ausschließlich die Stundenproduktivität (reales BIP je Erwerbstätigenstunde) betrachtet. Die Ergebigkeit pro eingesetzter Arbeitszeiteinheit ist zum einen als Effizienzmaß im betriebs- und volkswirtschaftlichen Kontext relevant. Zum anderen liefert die Stundenproduktivität für veränderte Erwerbsformen – etwa den Trend zur Teilzeitbeschäftigung – eine adäquate Bewertung. Der Befund einer säkularen Produktivitäts- und Einkommensschwäche in Deutschland trifft gleichwohl unabhängig vom Messkonzept zu (s. Grömling et al., 2021).

Vor dem Hintergrund des rückläufigen Produktivitätswachstums und im Hinblick auf die hier aufgeworfene Fragestellung zu den möglichen Auswirkungen einer forcierten KI auf die Produktivität wird seit geraumer Zeit darüber diskutiert, warum sich die bisherige Digitalisierung des Wirtschafts- und Gesellschaftslebens nicht in einer Beschleunigung des Produktivitätsfortschritts niedergeschlagen hat („Solow-Paradoxon“). Eine aktuelle Auseinandersetzung damit ist in Goodridge et al. (2021) zu finden. Gleichwohl muss in diesem Kontext auch gefragt werden, wie die Produktivitätsperformance in der Vergangenheit ohne die bisherige Digitalisierung ausgefallen wäre. Jedenfalls weist eine Untersuchung der Deutschen Bundesbank (Falck et al., 2024) darauf hin, dass ohne die Effizienzgewinne der digitalen Branchen in Deutschland das Wachstum der Arbeitsproduktivität zwischen 1996 und 2020 nur etwa halb so hoch ausgefallen wäre.

2.2 Determinanten der Produktivitätsentwicklung

Um die Auswirkungen der Entwicklung der Künstlichen Intelligenz auf das künftige Produktionspotenzial, die Produktivitätsdynamik und den damit zusammenhängenden (materiellen) Wohlstand zu schätzen, können die (neoklassische) Wachstumstheorie und die daran angelegte Wachstumszerlegung (Growth Accounting) verwendet werden (auch SVR, 2023, 103 ff.; Havik et al., 2014; Grömling et al., 2021). Trotz der bekannten Einschränkungen (s. Grömling, 2017) zeichnet sich dieser Referenzrahmen durch eine relative Einfachheit und Verständlichkeit mit zum Teil klar abgrenzbaren Faktoren und durch eine transparente Berechnungsweise aus.

Den Ausgangspunkt für eine Wachstumsanalyse bildet eine Produktionsfunktion mit den drei Wachstumsfaktoren Arbeit (L), Kapital (K) und technisches/organisatorisches Wissen (T): Das Wachstum des realen BIP (gY) wird somit bestimmt von der Veränderungsrate (g) der Anzahl der Erwerbstätigen oder ihres Arbeitsvolumens (gL), von der Investitionstätigkeit und der davon abhängigen Wachstumsrate des Kapitalstocks (gK) und von der Rate des technischen Fortschritts (gT). Der Koeffizient α in Gleichung (1) entspricht der partiellen Produktionselastizität des Faktors Arbeit beziehungsweise der Arbeitseinkommensquote und für den Faktor Kapital gilt unter den zugrunde liegenden Modellbedingungen $(1 - \alpha)$:

$$(1) \quad gY = \alpha * gL + (1 - \alpha) * gK + gT$$

Der Teil $(\alpha * gL + (1 - \alpha) * gK)$ in Gleichung (1) beschreibt das Produktionswachstum, das direkt aus den beiden Faktoren Arbeit und Kapital resultiert. Eine auf die Entwicklung in der Vergangenheit gerichtete Wachstumszerlegung zeigt, dass das tatsächliche Produktionswachstum gY von diesem Term abweichen kann. Die Differenz zwischen dem tatsächlichen Wirtschaftswachstum und den Wachstumsbeiträgen der beiden expliziten Faktoren Arbeit und Kapital wird zurückgehend auf Solow (1957) als Wachstumsrate der Totalen Faktorproduktivität (TFP) bezeichnet. Es wurde bereits darauf hingewiesen, dass alle nicht explizit mit den Faktoren Arbeit und Kapital erfassten Determinanten des Wirtschaftswachstums dem technischen/organisatorischen Fortschritt zugerechnet werden und sie schlagen sich folglich in der Wachstumsrate der TFP nieder.

Ausgehend von dem hier verwendeten Growth-Accounting-Ansatz kann die Veränderungsrate (g) der Arbeitsproduktivität (Y/L) erklärt werden. Wie oben dargelegt wird bei der Arbeitsproduktivität der gesamtwirtschaftliche Output (Y) auf den Arbeitsinput (L) bezogen. Unter der Annahme von konstanten Skalenerträgen kann Gleichung (1) in Gleichung (2) überführt werden (Grömling et al., 2021):

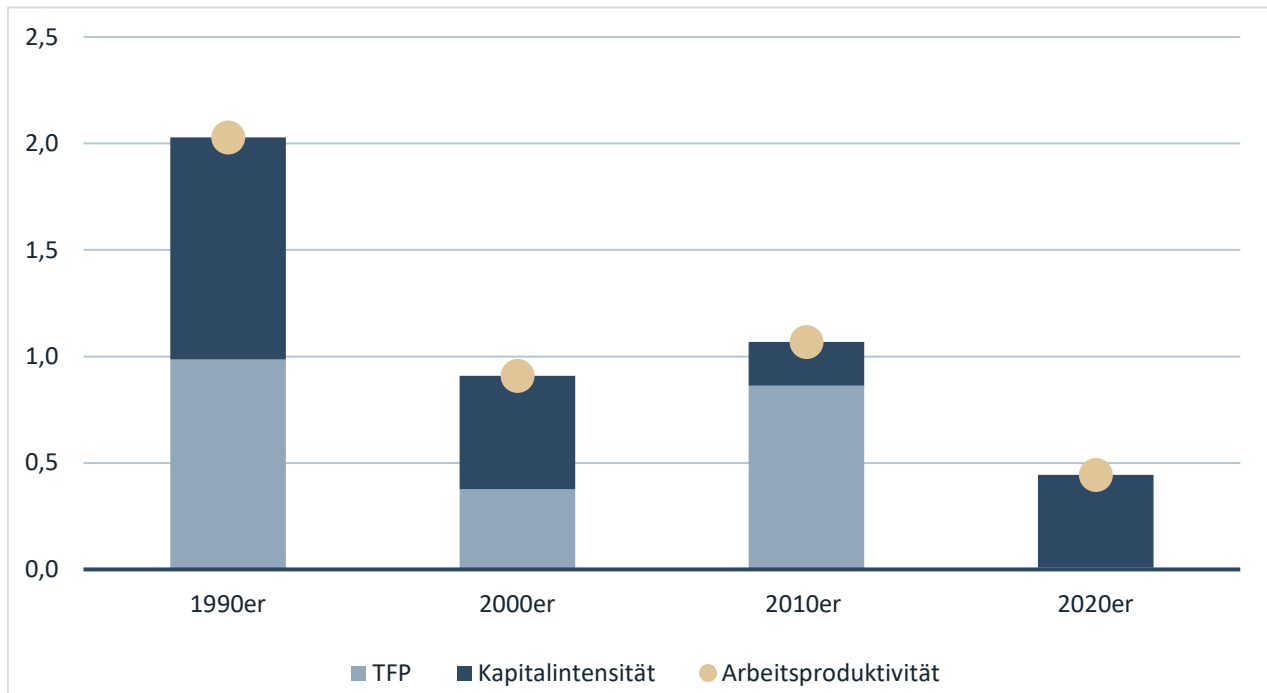
$$(2) \quad g(Y/L) = (1 - \alpha) * g(K/L) + gT$$

Die Veränderung der Arbeitsproduktivität (gY/L) kann demnach ebenfalls aus dem Wachstum der Totalen Faktorproduktivität (gT) sowie aus dem Wachstum der Kapitalintensität (K/L) berechnet und erklärt werden. Der Beitrag der Kapitalintensität wird mit der partiellen Produktionselastizität des Faktors Kapital (Kapitaleinkommensquote) gewichtet ($(1 - \alpha) * g(K/L)$). Für die Erklärung der Arbeitsproduktivität (sowohl für ihr Niveau als auch ihre Veränderung im Zeitverlauf) ist somit das Verhältnis von Kapitaleinsatz zu Arbeitsinsatz relevant.

Abbildung 2-2 zeigt, welche Beiträge die Veränderungen der Kapitalintensität und der Totalen Faktorproduktivität zur Veränderung der Arbeitsproduktivität (reale Bruttowertschöpfung je Erwerbstätigenstunde) in Deutschland im Zeitraum 1991 bis 2023 in Prozentpunkten geleistet haben. Empirisch wird bei der Kapitalintensität das reale Bruttoanlagevermögen auf das Arbeitsvolumen jeweils auf Basis der VGR bezogen. Die Zerlegung belegt, dass der bereits angesprochene Rückgang der Arbeitsproduktivität sowohl aus fehlendem technischen/organisatorischen Fortschritt als auch aus dem schwachen Wachstum der Kapitalintensität resultiert: Während das Produktivitätswachstum im Durchschnitt über die vergangenen drei Dekaden in Deutschland zu mehr als der Hälfte aus dem breit definierten TFP-Wachstum resultierte, war im Durchschnitt der letzten vier Jahre (2020 bis 2023) überhaupt kein Produktivitätsbeitrag durch den technischen Fortschritt zu erkennen. Vor allem in den 2010er Jahren resultierte der gesamtwirtschaftliche Produktivitätszuwachs in hohem Ausmaß aus dem technischen/organisatorischen Fortschritt. In absoluten Größen lieferte diese Größe sowohl in den 1990er als auch in den 2010er Jahren einen Beitrag von rund 1 Prozentpunkt zum jährlichen Produktivitätswachstum. Dagegen ging dieser Impuls in den 2000er Jahren auf nur noch 0,4 Prozentpunkte zurück. Die vielfältigen Effizienzverluste durch die Pandemie und durch die geopolitischen Neuorientierungen und Anpassungslasten können als ökonomische Erklärungen für die ausbleibenden Technologieimpulse angeführt werden (SVR, 2023, 100 ff.). Daneben werden aber auch Argumente für eine global insgesamt schwächere Innovationstätigkeit und deren dämpfenden Effekte auf die Produktivitätsentwicklung thematisiert (Bloom et al., 2020; Goldin et al., 2024; SVR, 2023, 118). Dieses Argument wird bei der folgenden Ausarbeitung der potenziellen Effekte von KI auf das Wachstumspotenzial und die Arbeitsproduktivität aufgegriffen.

Abbildung 2-2: Quellen des Produktivitätswachstums in Deutschland

Beiträge des Wachstums der Kapitalintensität und der Totalen Faktorproduktivität (TFP) zum Wachstum des realen BIP je Erwerbstätigenstunde in Prozentpunkten



2010er Jahre: ohne 2020; 2020er Jahre: 2020 bis 2024. Die Krise im Jahr 2020 und die darauffolgende Erholung im Jahr 2021 werden (analog zu den Jahren 2009 und 2010) einem Zeitraum zugeordnet.

Quellen: Statistisches Bundesamt; Institut der deutschen Wirtschaft

Die Beiträge aus der Kapitalintensivierung fielen in den vergangenen drei Dekaden zunehmend schwächer aus. Während in den 1990er Jahren noch 1 Prozentpunkt des jährlichen Produktivitätsfortschritts aus einer höheren Kapitalausstattung der Erwerbstätigen (genauer ihres Arbeitsvolumens) kam, waren es in den 2000er Jahren 0,5 Prozentpunkte und in den 2010er Jahren nur noch 0,2 Prozentpunkte pro Jahr. Erst in den vergangenen vier Jahren konnten mit 0,4 Prozentpunkten wieder etwas höhere Beiträge der Kapitalintensivierung zum jährlichen Produktivitätswachstum festgestellt werden. Dabei müssen gleichwohl die Sondereffekte der Pandemie auf die Arbeitsmarktentwicklung berücksichtigt werden (Grömling et al., 2022; Gartner et al., 2021). Der Anstieg der Kapitalintensität resultiert derzeit auch aus dem rückläufigen Arbeitseinsatz und nicht allein aus dem schwachen Wachstum des Kapitalstocks. Die in einer langfristigen Perspektive schwächer werdenden Beiträge des sogenannten Akkumulationswachstums aus der Kapitalbildung sind zwar bereits seit den Anfängen der Wachstumstheorie (Solow, 1957) ein zentraler und ökonomisch erklärbarer Befund. Denn bei einer zunehmenden Kapitalausstattung der Volkswirtschaft werden die zusätzlichen Kapitaleinheiten weniger wirkungsvoll. Gleichwohl kann der über die vergangenen drei Dekaden beobachtete Rückgang als problematisch befunden werden (Grömling, 2022). Erschwerend wirkt das hohe Modernisierungstempo bei Ausrüstungs- und immateriellen Kapitalgütern, das zu erhöhten Abgängen aus dem Kapitalstock führt und somit die laufenden Investitionen sowie die Kapitalbildung stark belastet. Dieser Kapitalstockeffekt gewinnt zunehmend an Bedeutung, da sich die unternehmerische und gesamtwirtschaftliche Investitionsstruktur – infolge der fortschreitenden Digitalisierung, KI und der Transformation der Volks-

wirtschaft – weiter hin zu Kapitalgütern mit einem hohen Neuerungstempo und entsprechend hohen Abgängen verschiebt (Grömling/Niebel, 2025). Selbst hohe Investitionen in innovativen Bereichen gehen dann nicht unbedingt mit entsprechend hohen Produktivitätseffekten durch eine Kapitalintensivierung einher (s. ausführlich Grömling, 2022). Gleichwohl können dieses höhere Abgangstempo und entsprechende Ersatzinvestitionen auch dazu führen, dass sich der kapitalgebundene technische Fortschritt verstärkt – mit entsprechend positiven Auswirkungen auf den TFP-Fortschritt. Diese Aspekte werden in der weiteren Analyse zu den Produktivitätswirkungen eines forcierten Einsatzes von KI ebenfalls aufgegriffen.

2.3 KI, Produktionspotenzial und Arbeitsproduktivität

Untersuchungsgegenstand der folgenden Ausführungen sind die Auswirkungen eines verstärkten und verbreiteten Einsatzes von KI auf die Arbeitsproduktivität in Deutschland. Was unter KI zu verstehen ist, wurde an anderer Stelle bereits erläutert (s. Kapitel 1): In der folgenden Analyse wird davon ausgegangen, dass es – insgesamt und nicht nur bezogen auf den Standort Deutschland – bis zur Mitte dieses Jahrhunderts nicht zu einer technologischen und ökonomischen Singularität kommen wird (Nordhaus, 2021; Acemoglu, 2024). In diesem Zustand würde künstliche Intelligenz die menschliche Intelligenz in einem solchen Ausmaß übertreffen, dass Innovationen weitestgehend unabhängig vom Menschen durch autonome Technologie erfolgen.

Vor dem derzeit plausiblen, aber gleichwohl weit gespannten Hintergrund von KI ist eine Vielzahl von ökonomischen und gesellschaftlichen Auswirkungen dieser Technologie denkbar. Tabelle 2-1 listet eine Reihe von zumeist makroökonomischen Einzeleffekten auf, die in bisherigen Untersuchungen (Aghion et al., 2017; PwC, 2018; Menzel/Winkler, 2018; Lu/Zhou, 2021; Brynjolfson et al., 2023; IMF, 2023; Acemoglu, 2024; Falck et al., 2024; Kerkhof et al., 2024) aufgezeigt und behandelt werden. Aus einer betriebswirtschaftlichen Perspektive heraus stellt sich etwa die Frage, welche Auswirkungen von KI auf die weitere Automation in Unternehmen und auf die damit einhergehenden Umgestaltungen von Produktionsprozessen zu erwarten sind. Das hat einen unmittelbaren Einfluss auf die betriebliche Effizienz und somit auf die einzel- und gesamtwirtschaftliche Produktivität. Von gesamtwirtschaftlicher Bedeutung wird auch sein, ob und in welchem Ausmaß sich die Branchen- und Investitionsstrukturen einer Volkswirtschaft und ihre Einbindung in die internationale Arbeitsteilung verändern können und werden. KI wird voraussichtlich in den einzelnen Wirtschaftssektoren und an den einzelnen Standorten – etwa aufgrund der Verfügbarkeit von komplementären Produktionsfaktoren (wie beispielsweise Energie und Energieinfrastruktur) oder der sozioökonomischen Rahmenbedingungen (wie etwa Regulierungen) – einen unterschiedlichen Einfluss und Effekt haben. Nicht nur von ökonomischer Tragweite können die Effekte auf die Marktstruktur und den nationalen und internationalen Wettbewerb sein. Über die damit möglicherweise verbundenen Vermachtungs- und Verteilungseffekte kann KI auch weitreichende gesellschaftliche Implikationen haben.

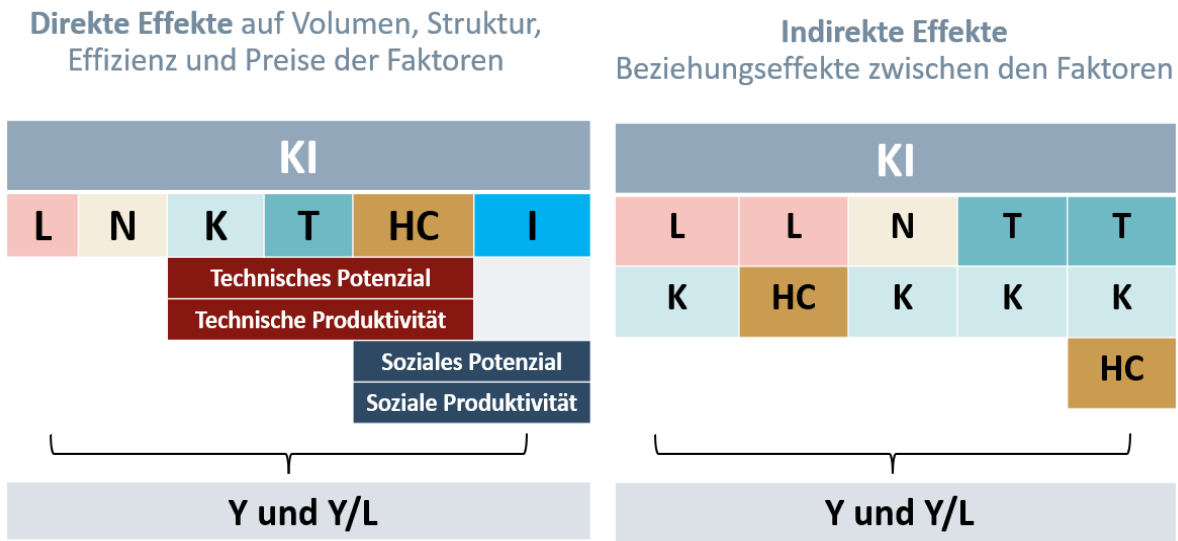
Tabelle 2-1: Makroökonomische Einzeleffekte von KI

Wirkungskanäle	Einzeleffekte
Produktivität	<ul style="list-style-type: none"> • Automation / Restrukturierungen / Prozessinnovationen • Kosteneffekte
Produktions-/ Branchenstruktur	<ul style="list-style-type: none"> • Sektoraler Strukturwandel • Produkt- und Prozessinnovationen
Internationale Arbeitsteilung	<ul style="list-style-type: none"> • Standorteffekte / Wettbewerbsfähigkeit • Außenhandelseffekte
Investitionen / Innovationen	<ul style="list-style-type: none"> • Investitionsstruktur • Innovationsstruktur
Marktmacht / Marktstruktur	<ul style="list-style-type: none"> • Wettbewerb / Konzentration • Innovationsstruktur
Verteilung	<ul style="list-style-type: none"> • Funktionelle Einkommensverteilung / Faktoranteile • Personelle Einkommensverteilung / Ungleichheit
Konsum	<ul style="list-style-type: none"> • Präferenzeffekte / Konsumstruktur • Produktinnovationen
Produktionspotenzial	<ul style="list-style-type: none"> • Volumen / Struktur / Preise der Faktoren • Beziehungen zwischen den Faktoren

Quelle: Institut der deutschen Wirtschaft

Im Kontext der oben abgeleiteten Zusammenhänge zwischen dem Produktionspotenzial einer Volkswirtschaft, also den zur Verfügung stehenden Produktionsfaktoren, und den Bestimmungsgrößen der Arbeitsproduktivität und letztlich ihrem Einfluss auf die Wohlstandsentwicklung einer Volkswirtschaft kommt es in den weiteren Ausführungen auf folgende Frage an: Wie kann sich KI auf das Volumen und die Struktur der Produktionsfaktoren eines Landes auswirken und welche Bedeutung hat dies schließlich für die künftigen Produktivitätsfortschritte? In Anlehnung an Abbildung 2-1 stellt sich somit zunächst die Frage, wie KI die dort aufgeführten Produktionsfaktoren beeinflussen kann. Dazu muss zuerst darauf eingegangen werden, dass KI selbst direkte Voraussetzungen erfüllen und Produktionskapazitäten vorhalten muss (Rusche et al., 2022): Eine erste Grundvoraussetzung für KI besteht in einer hohen Rechenleistung von Computern und den damit einhergehenden Infrastrukturen. Dabei handelt es sich um einen spezifischen Kapitalstock bestehend aus Informations- und Kommunikationstechnologien. KI erfordert zudem hohe Speicherkapazitäten für ihre breite und umfassende Anwendung. All dieses sogenannte Digitalisierungskapital (s. dazu Grömling/Niebel, 2025) ist eine technische Bedingung und ein notwendiger Produktionsfaktor für KI. Eine zweite Grundvoraussetzung sind Daten beziehungsweise Big Data. Aus dieser massenhaften Verfügbarkeit von Daten generiert KI sogenannte „smart data“ und in Kombination mit dem technischen Kapital die Leistungen der KI. Die Daten können als ein eigenständiger Produktionsfaktor gesehen werden oder dem Kapitalstock (K) einer Volkswirtschaft zugerechnet werden. Letzteres ist im Bereich der VGR bereits der Fall. Daten und Datenbanken sind Teil der Investitionen in sonstige Anlagen und damit auch Teil des entsprechenden Bruttoanlagevermögens beziehungsweise des gemessenen Kapitalstocks (Brümmerhoff/Grömling, 2015). Die unterschiedlichen Effekte von KI auf das Produktionspotenzial einer Volkswirtschaft werden in Abbildung 2-3 systematisiert. Dabei wird zwischen direkten und indirekten Auswirkungen unterschieden.

Abbildung 2-3: Potenzialeffekte von KI



Quelle: Institut der deutschen Wirtschaft

- Bei den **direkten Effekten** geht es darum, ob und in welchem Ausmaß eine vorweg definierte Ausprägung von KI das Volumen, die Struktur, die Effizienz und möglicherweise auch die Preise beziehungsweise Faktorkosten der jeweils berücksichtigten Produktionsfaktoren beeinflusst. Beispielsweise erfordert der Einsatz von KI hohe Rechenleistung von Computern und damit einhergehende Infrastruktur. Dabei handelt es sich um einen spezifischen Kapitalstock bestehend aus Informations- und Kommunikationstechnologie.
- Wie bei jeder technologischen Neuerung in der Vergangenheit, werden nicht nur die einzelnen Produktionsfaktoren in einer direkten Art und Weise beeinflusst. Auch das Zusammenwirken der einzelnen Faktoren kann durch eine wesentliche technologische Innovation, die den Charakter einer sogenannten General Purpose Technologie aufweist – zu der KI gezählt werden könnte (vgl. Kapitel 1) – verändert und damit indirekt beeinflusst werden. Exemplarisch kann für solche **indirekten Effekte** etwa darüber nachgedacht werden, ob sich das Verhältnis von Arbeitseinsatz und dem Einsatz von Kapital und Daten infolge von KI grundlegend verändert (Vöpel, 2021).

Mit Abbildung 2-3 wird versucht, den sich aus den direkten und indirekten Einflüssen von KI ergebenden Spannungsbogen aufzuzeigen, der auch im Rahmen eines Growth-Accounting-Verfahrens denkbar ist. Für eine vollständige Umsetzung dürften jedoch zum gegenwärtigen Zeitpunkt zum einen die notwendigen theoretischen Grundlagen nicht vorliegen. So können etwa für bestimmte Substitutionsbeziehungen zwischen Faktoren lediglich Annahmen formuliert werden. Dies gilt ebenso für mögliche denkbare Interdependenzen. Zum anderen dürften auch empirische Grenzen einer umfassenden Umsetzung im Wege stehen. Vor diesem Hintergrund werden im folgenden Abschnitt eingeschränkte, gleichwohl aber plausible und empirisch zugängliche Auswirkungen von KI auf das Produktionspotenzial abgeleitet und mit Blick auf die künftige Produktivitätsentwicklung in Deutschland erklärt und dargestellt. Unter Berücksichtigung der in Abbildung 2-1 und Abbildung 2-3 aufgezeigten Produktionsfaktoren wird diskutiert, wie sich der jeweilige Faktoreinsatz in

Zukunft aufgrund von KI verändern kann – und welche Effekte insgesamt durch all diese Änderungen für das gesamte Produktionspotenzial der Volkswirtschaft möglich sind. Dabei werden auch indirekte Effekte, wie Auswirkungen auf den komplementären Einsatz von Naturkapital (z. B. Rohstoffe) und Sachkapital (z. B. Energieinfrastruktur) aufgegriffen.

2.4 Auswirkungen von KI in einem Growth Accounting für Deutschland

Vor dem Hintergrund der bisherigen Ausführungen und Rahmensetzungen wird im Folgenden eine Vorausschau auf die potenzielle Entwicklung des Produktionspotenzials und der Arbeitsproduktivität in Deutschland in den kommenden 15 Jahren geworfen und dabei ein besonderer Fokus auf die Auswirkung der zunehmenden Verbreitung von KI-Anwendungen gelegt. In diesem Zeitraum werden mit der Digitalisierung, Dekarbonisierung, De-Globalisierung und der Demografie vier große Trends das Wirtschaftsleben maßgeblich beeinflussen und prägen (Demary et al., 2021; 2024). Obwohl die Unternehmen in Deutschland gemäß einer Befragung im IW-Zukunftspanel die Bedeutung dieser sogenannten 4D-Trends unterschiedlich einschätzen, besteht dadurch ein hoher betriebs- und volkswirtschaftlicher Anpassungsbedarf. Generell handelt es sich bei Potenzialschätzungen nicht um Prognosen (SVR, 2023, 103). Vielmehr müssen aufgrund des hohen Ausmaßes an Unsicherheiten und Unwissen – etwa über künftige politische Entwicklungen und Entscheidungen im nationalen wie im internationalen Kontext – wie in einem Szenario bewusst Rahmenbedingungen gesetzt und die dabei zugrunde liegenden Ad-hoc-Annahmen getroffen werden.

Es wird im Folgenden zunächst aufgezeigt, welche allgemeinen und welche speziellen Argumente hinsichtlich KI beim künftigen Arbeitseinsatz, bei der Entwicklung des Kapitalstocks und beim technischen und organisatorischen Fortschritt einzubeziehen sind und welche Annahmen diesbezüglich in der folgenden Produktivitätsprojektion zugrunde gelegt werden. Die Auswirkungen von KI sind im hier vorgestellten Szenario enthalten. Dieses Szenario kann somit auch als Baseline verstanden werden.

2.4.1 Effekte auf den gesamtwirtschaftlichen Arbeitseinsatz

Die Entwicklung des Arbeitseinsatzes, hier gemessen und diskutiert anhand des Arbeitsvolumens (AV), resultiert aus vier Einflussgrößen, die mit Gleichung (3) beschrieben werden (Havik et al., 2014; Grömling et al., 2021, 28 ff.): Anzahl der Bevölkerung im erwerbsfähigen Alter (BEV), Erwerbslosenquote (ELQ), Partizipationsquote (PQ) und jahresdurchschnittliche Arbeitszeit (H).

$$(3) \quad AV = BEV * (1 - ELQ) * PQ * H$$

Neben den möglichen Einflüssen von KI wird der Arbeitseinsatz in Deutschland in den kommenden Jahren maßgeblich von demografischen Faktoren bestimmt. Für die **Entwicklung der Bevölkerung im erwerbsfähigen Alter** (BEV) wird in der folgenden Projektion die Bevölkerung im Alter von 18 bis 67 Jahren herangezogen. Der Großteil der Jugendlichen unter 18 Jahren befindet sich in der Regel noch in unterschiedlichen Schultypen und steht dem Arbeitsmarkt deshalb nur sehr eingeschränkt zu Verfügung. Der Rentenzugang steigt gemäß der aktuellen Gesetzesregelungen in den nächsten Jahren auf 67 Jahre an. In der vorliegenden Projektion wird die gesamte Bevölkerung auf Basis der aktuellen Bevölkerungsprognose des Instituts der deutschen Wirtschaft (s. hierzu ausführlich Deschermeier, 2024) als Ausgangs- und Berechnungsbasis verwendet.

Darauf basierend wird die Bevölkerung zwischen 2025 und 2035 zwar auf rund 85 Millionen anwachsen, trotzdem wird die Erwerbsbevölkerung um drei Millionen Personen oder knapp 6 Prozent (0,6 Prozent pro Jahr) sinken. Dementsprechend wird die Erwerbsbevölkerungsquote (Anteil der Altersgruppe 18 bis 67 Jahre an der Gesamtbevölkerung) bis über die Mitte der 2030er Jahre hinaus durchgehend um über 4 Prozentpunkte auf gut 58 Prozent zurückgehen und sich danach auf dem niedrigen Niveau stabilisieren. Das liegt daran, dass im Betrachtungszeitraum bis 2035 die geburtenstarken Jahrgänge der 1960er Jahre in den Ruhestand eintreten. Die nachrückenden Kohorten können diesen Rückgang an Erwerbspersonen personell nicht kompensieren. Diese demografische Übergangszeit läuft Mitte der nächsten Dekade mehr und mehr aus. Die Entwicklung der Bevölkerung im erwerbsfähigen Alter (*BEV*) wird durch eine zunehmende Verbreitung von KI nicht beeinflusst.

Von der gesamten Bevölkerung im erwerbsfähigen Alter geht bislang nicht jede Erwerbsperson einer Erwerbstätigkeit nach und dies wird auch künftig so sein, sondern es gibt Erwerbslose und die sogenannte „Stille Reserve“ (z. B. Schüler und Studenten). In der vorliegenden Projektion wird davon ausgegangen, dass die **Erwerbslosenquote** (*ELQ*) einerseits wegen der fortbestehenden Fachkräftengpässe tendenziell moderat zurückgeht. Andererseits können die Strukturanpassungen, etwa durch die Dekarbonisierung und Digitalisierung, dieser Tendenz in Form von struktureller Arbeitslosigkeit leicht entgegenwirken (Hutter/Weber, 2025). Ein Teil der Beschäftigten mit bestimmten Qualifikationen – wie möglicherweise in der Automobil- oder Luftfahrtindustrie – wird im Gefolge von Präferenz- und Technologieänderungen in bestimmten Bereichen nicht mehr eingesetzt und damit stellt sich generell die Frage, ob diese Qualifikationen in anderen Wirtschaftsbereichen zeitnah Alternativen finden. Mit Blick auf den künftigen Einsatz von KI wird ebenfalls diskutiert, ob dieser technologische Fortschritt zu einem Mismatch am Arbeitsmarkt führen und mit struktureller Arbeitslosigkeit einhergehen kann. Für einen Literaturüberblick zu den Arbeitsmarkteffekten von KI siehe Kapitel 3 oder Hammermann et al. (2023) und OECD (2023). Auf der einen Seite gibt es in diesem Kontext die Argumentation, die einen relevanten Arbeitsplatzabbau im Gefolge der KI erwarten lässt (z. B. Frey/Osborne, 2013 und Kapitel 3.1). Auf der anderen Seite werden beispielsweise im Beitrag von Hammermann et al. (2023) die Beschäftigungseffekte von KI am Standort Deutschland auf Basis des IW-Zukunftspanels untersucht. Gemäß dieser empirischen Analyse zeigt sich bislang kein robuster Zusammenhang zwischen dem Einsatz von KI-Verfahren und der tatsächlichen sowie der erwarteten Beschäftigungsentwicklung auf Unternehmensebene. Generell kann vielmehr angenommen werden, dass die verbesserten Lern-, Studien- und Arbeitsmöglichkeiten über eine bessere Arbeitsmarktintegration junger Menschen und höhere Anreize zur Humankapitalbildung der Gefahr struktureller Arbeitslosigkeit entgegenwirken und damit KI den gesamtwirtschaftlichen Arbeitseinsatz eher begünstigen kann (s. Eisele et al., 2023). Es wird in der hier formulierten Potenzialschätzung daher unterstellt, dass es durch KI nicht zu einer höheren strukturellen Erwerbslosigkeit kommen wird. Durch KI freigesetzte Arbeit, beispielsweise über die Automatisierung von Tätigkeiten, kann aufgrund des demografisch bedingten Fachkräftemangels anderweitig eingesetzt werden. Insofern kann die Verbreitung von KI als ein arbeitsvermehrender technischer Fortschritt interpretiert werden. Die Untersuchung von Boch et al. (2024) sieht für Österreich durch eine vollständige Nutzung der Produktivitätseffekte durch KI ein sehr hohes freigesetztes Arbeitsvolumen und entsprechende Wertschöpfungszugewinne bei einem vollständigen Einsatz dieses Potenzials. Mit Blick auf die hier vorliegende Projektion wird ebenfalls angenommen, dass durch KI freigesetzte Arbeitskräfte vollständig anderweitig eingesetzt werden und die dafür notwendigen Qualifizierungsmöglichkeiten zur Verfügung stehen und entwickelt werden. Somit wird in der

Basisprojektion insgesamt davon ausgegangen, dass sich die strukturelle Erwerbslosenquote aufgrund der aufgezeigten gegenläufigen Effekte nicht nennenswert verändern wird.

Ältere Erwerbsjahrgänge und Frauen haben in den letzten Dekaden ihre Erwerbsbeteiligung bereits deutlich erhöht, sodass sich dieser Trend in Deutschland nur noch leicht ausweiten und fortsetzen lässt. Für den Projektionszeitraum bis Ende der nächsten Dekade wird eine leicht ansteigende **Partizipationsquote** (PQ) erwartet. Das bezieht sich auf die Arbeitsmarktteilnahme der zuwandernden Bevölkerung. Dem wirkt insgesamt ein Kohorteneffekt entgegen: Die stärkere Besetzung der älteren Jahrgänge, die auch in Zukunft eine niedrigere Partizipation aufweisen als die künftig schwächer besetzten jüngeren Kohorten, dämpft für sich genommen die gesamtwirtschaftliche Partizipationsquote wieder etwas ab. Im Hinblick auf den Einsatz von KI zeigen verschiedene Studien, beispielsweise von Acemoglu und Restrepo (2018), dass technologische Sprünge und damit verbundene Automatisierung, wie der Einsatz von Industrierobotern die Partizipationsquote insbesondere bei niedrig qualifizierten Arbeitskräften reduzieren können. KI unterscheidet sich jedoch von den betrachteten Technologiesprüngen, da sie auch verstärkt Tätigkeiten für hochqualifizierte Beschäftigte betrifft, womit diese Beobachtung nicht direkt übertragbar ist. Insgesamt wird angenommen, dass die Arbeitsmarktteilnahme im Betrachtungszeitraum leicht zunimmt.

Eine höhere Partizipationsquote von Älteren und Frauen kann die durchschnittliche **Arbeitszeit** vermindern, wenn diese beiden Gruppen in höherem Ausmaß einer Teilzeitarbeit nachgehen. Die im Vergleich zur Bevölkerung in den kommenden zehn Jahren stärker rückläufige Anzahl an Erwerbspersonen sowie Fachkräfteengpässe setzen dagegen stärkere Anreize, dass die Vollzeit- und vor allem Teilzeitbeschäftigten ihre (jährliche) Arbeitszeit (H) erhöhen. Möglicherweise führen auch Reformangebote im Rahmen der Sozialversicherung (insbesondere Rentenversicherung) dazu, dass die jährlichen Arbeitszeiten in den 2030er Jahren ansteigen können und sich dabei am international höheren Standard orientieren (Hüther, 2025). Der Effekt von Technologiesprüngen auf die Arbeitszeit ist unklar. Beispielsweise finden Cantore et al. (2017) für die Zeit seit den 1990er Jahren eine Zunahme der Arbeitszeit als Reaktion auf technologischen Fortschritt, nachdem in den 1970er und 1980er Jahren ein Rückgang der Arbeitszeit als Reaktion beobachtbar war.

Zusammengefasst zeigt sich, dass der gesamtwirtschaftliche Arbeitseinsatz in Deutschland in den nächsten zehn Jahren vorwiegend demografisch bestimmt wird. Es wird angenommen, dass der verstärkte Einsatz von KI hingegen zu keiner grundlegenden Veränderung beim gesamtwirtschaftlichen Arbeitseinsatz in den nächsten zehn Jahren führen wird. Das gilt annahmegemäß auch für die anderen Arbeitsmarktanpassungen an säkulare Trends wie den Klimawandel und die damit einhergehende Transformation sowie für geopolitisch bedingte Reorganisationen (Hutter/Weber, 2025). In der vorliegenden Projektion des gesamtwirtschaftlichen Arbeitseinsatzes wird jedoch angenommen, dass der deutliche Rückgang der Erwerbsbevölkerung nicht vollständig auf das für das Produktionspotenzial und die Produktivität relevante Arbeitsvolumen durchwirken wird. Eine etwas zunehmende Arbeitsmarktpartizipation und leicht ansteigende jährliche Arbeitszeiten wirken dem Rückgang an Erwerbspersonen entgegen. Bei der strukturellen Arbeitslosigkeit wird infolge eines stärkeren Einsatzes von KI kein Anstieg unterstellt. Aufgrund der weiter ansteigenden Bevölkerung wird der Rückgang der Erwerbsbevölkerung in Höhe von rund drei Millionen Menschen beziehungsweise knapp 6 Prozent mit einem Rückgang an Erwerbspersonen und Erwerbstätigen in einer Größenordnung von gut zwei Millionen Personen einhergehen. Das entspricht bezogen auf den Zeitraum 2025 bis 2035 rund 5 Prozent.

Das wachstumsrelevante Arbeitsvolumen sinkt gleichzeitig insgesamt um gut 4 Prozent (jahresdurchschnittlich um gut 0,4 Prozent).

2.4.2 Effekte auf den gesamtwirtschaftlichen Kapitaleinsatz

Im Rahmen der auf Basis der VGR vorgenommenen Wachstumsanalysen liegt dem Kapitalstock das preisbereinigte Bruttoanlagevermögen zugrunde (s. Brümmerhoff/Grömling, 2015, 173 ff.). Dieses bezieht sich in erster Linie auf produzierte Anlagegüter wie Ausrüstungen, Bauten und immaterielle Vermögensgüter (z. B. Software, Daten oder Forschung). Das Anlagevermögen wird in den VGR nach der Perpetual-Inventory- oder Kumulationsmethode ermittelt. Ein Anfangsbestand wird dabei mit den laufenden Investitionen fortgeschrieben. Diesen Investitionen müssen die Abgänge aus dem Kapitalstock gegenübergestellt werden. Die Abgänge entsprechen konzeptionell den Anlagegütern, die wegen Verschrottung oder durch Sondereinflüsse wie zum Beispiel Hochwasserschäden oder Stilllegung von Kraftwerken faktisch nicht mehr im Produktionsprozess eingesetzt werden und somit keine Produktionswirkung mehr entfalten können. Während sich die Abgänge in den 1990er Jahren auf 40 Prozent der laufenden Bruttoanlageinvestitionen beliefen, waren es in den 2010er Jahren knapp 65 Prozent und in den ersten Jahren der laufenden Dekade sind es schon über 70 Prozent. Demnach ging die Differenz zwischen Investitionen und Abgängen deutlich zurück – mit den entsprechend schwächer werdenden Effekten auf die Kapitalstockentwicklung und deren Impulse für das Wirtschaftswachstum (Grömling, 2022). Die Analyse von Gühler/Schmalwasser (2020) führt hierzu an, dass die hohe Investitionstätigkeit in den 1960er Jahren, Ende der 1980er Jahre und Anfang der 1990er Jahre zeitversetzt zu entsprechenden Zyklen bei den Abgängen führten. Zur weiteren Erklärung ist der Wandel der betrieblichen Investitionsstrukturen anzuführen. Nicht zuletzt bestimmen der allgemeine Strukturwandel hin zu weniger kapitalintensiven Dienstleistungsbranchen und nicht zuletzt auch die Transformationsprozesse – wie etwa die Stilllegung von Kraftwerken im Energiebereich oder die zurückhaltende Kapitalformation in energieintensiven Wirtschaftsbereichen – die Kapitalstockentwicklung in Deutschland.

In der vorliegenden Potenzialschätzung muss also mit Blick auf die allgemeine Entwicklung und die Einflüsse durch Transformation und Digitalisierung eine Vorstellung zur künftigen Entwicklung der Investitionen in den und der entsprechenden Abgänge aus dem Kapitalstock entwickelt werden.

Zunächst ist bei der Entwicklung des makroökonomischen Kapitalbestands davon auszugehen, dass eine gewisse **Komplementarität zwischen Arbeits- und Kapitaleinsatz** besteht (s. hierzu Deutsche Bundesbank, 2014, 30). Die Investitionen haben demnach eine Abhängigkeit von der Beschäftigungsentwicklung, wobei diese Komplementarität nicht vollständig ist. Unter Berücksichtigung der stilisierten Fakten des Wachstumsprozesses (Kaldor-Fakten) wird langfristig ein konstanter Kapitalkoeffizient (Verhältnis von Kapitaleinsatz zur Wirtschaftsleistung) sowie eine ansteigende Kapitalintensität (Verhältnis von Kapitaleinsatz zu Arbeitseinsatz) unterstellt (Hemmer/Lorenz, 2004, 25). Vor dem Hintergrund des oben besprochenen und über die nächsten zehn Jahre rückläufigen Arbeitseinsatzes in Deutschland wird somit einerseits die Investitionsdynamik abgebremst. Andererseits erfordert der Rückgang an Erwerbspersonen einen Mehreinsatz an Kapital und technologischem Wissen, um das Produktionspotenzial aufrechtzuerhalten. Für sich genommen dürfte der demografische Wandel die Automatisierung und Digitalisierung und die dafür erforderliche Kapitalbildung begünstigen.

Die Entwicklung des Kapitalstocks ist ebenfalls beeinflusst durch die **geopolitische Zeitenwende** und die damit verbundene **ökonomische Fragmentierung** der Weltwirtschaft (Aiyar et al., 2023), aber auch die **Transformation zur Klimaneutralität**. Das Ganze führt zu notwendigen Aufwendungen, um Lieferketten zu sichern und insgesamt eine höhere ökonomischen Resilienz zu gewährleisten. Dazu zählen auch verstärkte Investitionen in militärische Ausrüstungen, die zu großen Teilen auf den Kapitalstock wirken. Um die Infrastruktur zu modernisieren und die Wirtschaft zu dekarbonisieren, sind ebenfalls stärkere Investitionstätigkeiten erforderlich. Studien von Dullien et al. (2024) sowie Schaefer et al. (2024) legen Schätzungen vor, die sich über alle Ausgabenbereiche hinweg auf Mehrinvestitionen bis 2030 von bis zu 1.400 Milliarden Euro belaufen. Dazu zählen Ausgaben für die kommunale Infrastruktur, den Bildungssektor, die Energie- und Verkehrsinfrastruktur und den Umbau von Anlagen hin zur Nutzung erneuerbarer Energieformen.

Vor diesem Hintergrund wird für die kommende Dekade insgesamt eine stärkere Investitionstätigkeit in Deutschland angenommen als in vorhergehenden Wachstumsprojektionen (Grömling et al., 2021). Gleichwohl gilt es zu bedenken, dass ein größeres **Risikoumfeld** und entsprechende „tail risks“ – also Risiken mit sehr geringer Wahrscheinlichkeit, aber hohem Schadenspotenzial – zu künftig insgesamt niedrigeren Renditeerwartungen führen und damit die Investitionsneigung der Unternehmen langfristig dämpfen können (Kozlowskiet et al., 2020). Die Finanzmarktkrise, die Pandemie und nunmehr auch die geopolitischen Verwerfungen haben das Risikopotenzial insgesamt erhöht und dürften somit ebenfalls das Risikobewusstsein der Unternehmen geschärft haben.

In den vorliegenden Potenzialschätzungen werden für alle genannten Bereiche (Sicherheit, Transformation, Infrastruktur) für den gesamten Betrachtungszeitraum rund 100 Milliarden Euro zusätzliche Investitionen pro Jahr veranschlagt. Zum größten Teil haben diese auch einen entsprechenden Effekt auf den Kapitalstock. Das setzt voraus, dass entsprechende politische Mehrheiten bestehen, um diese zusätzlichen privaten und öffentlichen Investitionen über eine Verbesserung der allgemeinen investiven Rahmenbedingungen und eine adäquate staatliche Finanzierung umzusetzen. Das ist eine Grundvoraussetzung für diese zusätzlich möglichen positiven Kapitalimpulse dieser Mehrinvestitionen in Deutschland. Die entsprechenden Kapitalabgänge im privaten und öffentlichen Kapitalstock durch Veralterung und vor allem durch die technologische Substitution sind dabei berücksichtigt.

Von einer Verbreitung von **Künstlicher Intelligenz** sind in Deutschland ebenfalls Kapitalimpulse zu erwarten. Dabei ist anzumerken, dass sich bereits in den letzten Dekaden das Gewicht der immateriellen Kapitalgüter am gesamtwirtschaftlichen Kapitalaufbau deutlich auf zuletzt 15 Prozent erhöht hat. Bezogen auf den Faktor Kapital dürften hier Auswirkungen von KI sichtbar werden. Durch einen verbreiteten Einsatz von KI können dann positive Kapitalstockeffekte ausgehen, wenn der Anteil der durch diesen neuen digitalen Kapitalstock übernommenen Tätigkeiten, die vormals von Menschen ausgeführt wurden, ansteigt. Durch diese Automatisierung wächst der Bedarf an zusätzlichem Kapital. Wenn insgesamt mehr Tätigkeiten durch das Digitalisierungskapital übernommen werden, dann steigt die Kapitalintensität an – mit entsprechenden positiven Effekten auf die Arbeitsproduktivität (siehe Kapitel 2.1).

Der bislang sichtbare und voraussichtlich auch zukünftig beobachtbare Bedeutungszuwachs der Ausrüstungsgüter und vor allem der immateriellen Kapitalgüter bei der gesamtwirtschaftlichen Kapitalstockdynamik

muss jedoch dadurch relativiert werden, dass in diesem Bereich des **Digitalisierungskapitals** generell relativ hohe Abgänge zu verzeichnen sind (Grömling, 2022). Diese Kapitalgüter erleben permanente technologische Verbesserungen und damit fällt ihre produktionsrelevante Obsoleszenz und das Ausmaß an technologisch bedingten Ersatzinvestitionen im Vergleich mit anderen Kapitalgütern (wie etwa Bauten) erheblich höher aus. Bei den immateriellen Kapitalgütern beliefen sich die Abgänge in den letzten zwei Dekaden auf über 80 Prozent der laufenden Bruttoanlageinvestitionen. Der Großteil der Investitionen dient somit ausschließlich dazu, das hohe Innovationstempo und die deshalb hohen Abgänge in diesem Bereich zu kompensieren. Dieses Phänomen gewinnt zunehmend an Bedeutung, wenn sich die unternehmerische und gesamtwirtschaftliche Investitionsstruktur – im Gefolge der fortschreitenden Digitalisierung der Volkswirtschaft – weiter hin zu Kapitalgütern mit einem hohen Neuerungstempo und entsprechend hohen Abgängen verschiebt. Dies lässt auch für die kommenden Jahre erwarten, sodass selbst hohe Investitionen in innovativen Bereichen nicht unbedingt entsprechend hohe Produktivitätseffekte allein durch eine Kapitalintensivierung bewirken.

Eine Grundvoraussetzung für KI besteht in einer hohen Rechenleistung von Computern und den damit einhergehenden Infrastrukturen. Dabei handelt es sich um einen spezifischen Kapitalstock bestehend aus Informations- und Kommunikationstechnologien. KI erfordert zudem hohe Speicherkapazitäten für ihre breite und umfassende Anwendung. All dieses sogenannte Digitalisierungskapital (s. dazu Grömling/Niebel, 2025) ist eine technische Bedingung und ein notwendiger Produktionsfaktor für KI. Ein leistungsfähiges Ökosystem von digitalen Infrastrukturen muss als das „Rückgrat“ für den Einsatz neuer Technologien und von KI gesehen werden (Ewald et al., 2024). Dabei kommt beispielsweise der volkswirtschaftlichen Ausstattung mit Rechenzentren eine entscheidende Bedeutung zu (Hintemann et al., 2024). Der weitere Aufbau an Rechenzentren und die damit verbundenen Investitionen und Kapitalstockeffekte sind eine Grundvoraussetzung für die Entwicklung von KI. Gemäß einer Studie von BITKOM (Hintemann et al., 2024) hat der Bestand an Servern in Deutschland von 2,1 Millionen im Jahr 2015 auf 2,4 Millionen im Jahr 2024 zugenommen. Trotzdem ist der Anteil Deutschlands am globalen Serverbestand gleichzeitig von 3,5 Prozent auf 2,5 Prozent gesunken. Innerhalb Europas hat Deutschland aufgrund seiner Größe zwar mengenmäßig eine starke Position als Standort für Rechenzentren, in Relation zum Bruttoinlandsprodukt liegt Deutschland jedoch nur im europäischen Mittelfeld. Dazu kommt, dass Europa beim Ausbau von entsprechenden Kapazitäten deutlich hinter die USA und China zurückfällt. Damit ist zu erwarten, dass der dynamische Aufbau von Rechenzentrums-Kapazitäten für KI-Anwendungen in diesen beiden Ländern den Vorsprung zu Europa größer werden lässt. Die Analysen von Hintemann et al. (2024) und Ewald et al. (2024) erklären die Nachteile Deutschlands im internationalen Vergleich mit den hohen Strompreisen, bürokratischen Genehmigungsprozessen und Regulierungen sowie mit dem branchenspezifischen Fachkräftemangel.

In empirischen Arbeiten wird seit geraumer Zeit die Verfügbarkeit und Qualität des Breitbandnetzes als Indikator für Digitalisierungskapital betont (Czernich et al., 2011; Bertschek et al., 2015; Demary/Rusche, 2018). Eine hohe flächendeckende Breitbandversorgung mit vielen Nutzern kann dann auch zu komplementären Investitionen, neuen Geschäftsmodellen und weiteren Innovationen führen. Damit wird ein universeller Zugang zu einem schnellen Internet zu einem zentralen Standortfaktor und damit zu einer wichtigen Determinante der investiven Rahmenbedingungen einer Volkswirtschaft. Andere Investitionen hängen demnach von den vorlaufenden Investitionen in diese Infrastrukturen ab. Der SVR (2020) verweist mit Blick auf Deutschland auf die im internationalen Vergleich zurückbleibende Infrastruktur. Mit diesem Defizit beim materiellen Digitalisierungskapitalstock werden möglicherweise Investitionen in die Ausbildung digitaler Kompetenzen

gehemmt. Im Kontext der oben aufgeführten Investitionsbedarfe im Infrastrukturbereich und der unterstellten besseren Investitionstätigkeit in der Zukunft werden aber auch hier Fortschritte erzielt und Nachteile abgebaut.

Mit Blick auf den hier im Zusammenhang mit KI diskutierten Faktor Kapital kommt zudem der Energieinfrastruktur eine zentrale Rolle zu. Mit einem potenziell wachsenden Einsatz von KI-Anwendungen steigt nicht nur der Bedarf an Rechenleistung und Rechenzentren, sondern auch der Energiebedarf dieser digitalen Infrastruktur. Für das Jahr 2024 wurde in Deutschland ein Energiebedarf der Rechenzentren von knapp 20 Milliarden kWh erwartet, der bis 2030 auf über 30 Milliarden kWh ansteigen könnte (Hintemann et al., 2024). Vor dem Hintergrund der energiepolitischen Transformationsziele wird die Nachfrage nach Strom und der klimaneutralen Stromerzeugung durch die Verbreitung von KI zusätzlich angetrieben. Dabei gilt generell zu bedenken, dass die globale Nachfrage nach Strom durch die klimabedingte Transformation – Umstellung des Verkehrs auf Elektrofahrzeuge, die Umstellung der fossilen Energieanlagen in privaten Haushalten auf strombetriebene Anlagen (z. B. Wärmepumpen) sowie den Einsatz von strombasierten Produktionsprozessen in der Industrie – in den nächsten Dekaden stark ansteigen wird. Die dafür notwendigen Mehrinvestitionen wurden oben bereits dargelegt und diese werden zum Teil auch in der vorliegenden Projektion berücksichtigt. Für Deutschland kann sich in diesem Zusammenhang eine zusätzliche Herausforderung hinsichtlich der weiteren Digitalisierung und des Einsatzes von KI ergeben, weil beispielsweise die großen globalen Treiber dieser Entwicklung in den USA bei ihrer Energieversorgung offensichtlich verstärkt auf Kernenergie setzen (Decker/Sachse, 2024). Der damit mögliche Energievorteil kann die Digitalisierung hierzulande bremsen. Gleichwohl ist zu bedenken, dass die Vorteile einer kontinuierlichen Stromversorgung durch Kernenergie mit den hohen Sicherheitsanforderungen und potenziellen Risiken und einer bislang nicht gesicherten Entsorgung des radioaktiven Mülls einhergehen. Die vermeintlichen Vorteile anderer Standorte sind nicht ohne Risiken.

Bei der Schätzung der Kapitalstock- und Potenzialeffekte gilt es konzeptionell zu beachten, dass die Umsetzung und der Ausbau von KI in Deutschland einerseits mit entsprechenden digitalen Infrastrukturen wie etwa Rechenzentren am Standort Deutschland erfolgen können. Dann gehen alle dabei entstehenden Kapitalgüter in den Kapitalstock und das Produktionspotenzial in Deutschland ein. Gemäß Ewald et al. (2024) gab im Rahmen der dieser Studie zugrunde liegenden Befragung knapp die Hälfte der Unternehmen an, dass sich der Standort der von ihnen genutzten Rechenzentren in Deutschland befinden sollte. Andererseits kann es bei einer unzureichenden Energieversorgung oder wettbewerblichen Vorteilen anderer Länder erforderlich sein, die digitalen Infrastrukturen (und die damit verbundene Energiezufuhr) in anderen Ländern in Anspruch zu nehmen. Entsprechend wirkt sich dies dann auf den Faktor Kapital in diesen Volkswirtschaften, das entsprechende Produktionspotenzial und das dortige Bruttoinlandsprodukt aus. Für Deutschland erhöhen sich in diesem Fall im Kontext der Verbuchungslogik der VGR lediglich die importierten Vorleistungen in Form der entsprechenden Dienstleistungen, aber nicht das BIP und die damit einhergehenden makroökonomischen Einkommen. Für die hier geschätzte Kapitalentwicklung in Deutschland wird von einer Kombination dieser beiden Möglichkeiten ausgegangen, da die notwendige Energietransformation im Betrachtungszeitraum – trotz der oben aufgeführten Investitionsvolumina – nicht zeitig und ausreichend vorankommen dürfte. Damit bleiben kapitalseitig die Potenzial- und Produktivitätseffekte eines verbreiteten KI-Einsatzes in Deutschland hinter den Möglichkeiten zurück. Dies reflektiert insgesamt auch die bereits genannten Handikaps infolge hoher

Strompreise, bürokratischer Genehmigungsprozesse sowie des branchenspezifischen Fachkräftemangels (Hintemann et al., 2024; Ewald et al., 2024).

Im Gefolge der dringend notwendigen Investitionsbedarfe durch Klimawandel, demografischen Wandel, geopolitischen Wandel und den allgemeinen technologischen Wandel wird die faktische Investitionstätigkeit in den nächsten zwei Dekaden deutlich stärker voranschreiten als dies in vorhergehenden Potenzialanalysen angenommen wurde. Aufgrund der hohen technologischen Ersatzeffekte und der damit einhergehenden Abgänge aus dem Kapitalstock sind die Nettowirkungen jedoch niedriger als das Investitionsvolumen. Dazu kommen die hohen Obsoleszenzraten beim Digitalisierungskapital. Die Abgänge belaufen sich derzeit auf rund 90 Prozent der Investitionen. Das Kapitalwachstum wird im gesamten Projektionszeitraum zunächst leicht und dann deutlicher anziehen. Die Wachstumsbeiträge des Faktors Kapital werden voraussichtlich wieder das Niveau der 2000er und 2010er Jahre in Deutschland erreichen. Damit werden sie jedoch deutlich unterhalb der Kapitalimpulse in den vorhergehenden Dekaden in Deutschland und Westdeutschland bleiben.

2.4.3 Effekte auf den gesamtwirtschaftlichen Technologieeinsatz

Für eine Projektion des zukünftigen technischen Fortschritts werden jene Bestimmungsfaktoren diskutiert, die für das technische und organisatorische Wissen direkt relevant sind und die das Humankapital betreffen. Der Sachverständigenrat (SVR, 2023, 97 ff.) hat in seiner Potenzialschätzung das Humankapital explizit ausgewiesen. In der folgenden Analyse wird es weiterhin dem technischen Wissen und dessen Veränderungen im Zeitverlauf zugeschrieben. Mit Blick auf die Vergangenheit zeigt der Sachverständigenrat, dass zwischen 0,1 und 0,2 Prozentpunkte des Wirtschaftswachstums seit 1991 der Veränderung des Humankapitals, das im Wesentlichen mit einem gewichteten Index der Ausbildungsjahre berechnet wird, zugerechnet werden kann. Entsprechend dem Wachstumsbeitrag des Humankapitals fällt der Beitrag der TFP geringer aus. Im Rahmen des Growth Accounting werden auch eine Reihe weiterer wachstumsrelevanter Faktoren – zum Beispiel institutionelle Rahmenbedingungen, Veränderungen der Unternehmensorganisation oder eine intensivere intersektorale und internationale Arbeitsteilung – der technologischen Entwicklung zugerechnet.

Mit Blick auf die Vergangenheit (Grömling, 2022) zeigt sich für Deutschland, dass die Wachstumsimpulse durch technischen Fortschritt von Dekade zu Dekade schwächer ausfielen (siehe Abbildung 2-2). Dieser Befund, der im Übrigen nicht nur in Deutschland, sondern ebenfalls in den meisten fortgeschrittenen Volkswirtschaften zu verzeichnen ist (OECD, 2025), bildet auch den empirischen Hintergrund für die Diskussion über das sogenannte „Solow-Paradoxon“. Dies besagt, dass diese starke Verlangsamung bei den Produktivitätsfortschritten insofern überrascht, als seit geraumer Zeit groß angelegte technologische Impulse im Kontext der Digitalen Revolution erwartet werden (s. Goodridge et al., 2021). Mit Blick auf die letzten Jahre (2020 bis 2023) waren in Deutschland überhaupt keine Technologieimpulse auf das Wirtschaftswachstum zu verzeichnen.

Zunächst ist für eine Projektion des technischen Fortschritts darauf einzugehen, dass für die Entwicklung des technischen Wissens zum Teil auch die Investitionstätigkeit, also die Dynamik der Anlageinvestitionen, relevant ist. Das gilt sowohl für den Einsatz von KI als auch für die Verbreitung anderer technologischer Neuerungen. Ein Teil des technischen Fortschritts ist kapitalgebunden (capital embodied technological change).

Durch Investitionen in neue Anlagen werden somit auch die neuesten Technologien eingeführt und damit können entsprechende Effizienzgewinne realisiert werden. Der **kapitalgebundene technologische Fortschritt** erhöht so auch tendenziell das TFP-Wachstum. Insgesamt werden damit bestehende Komplementaritäten der unterschiedlichen Produktionsfaktoren aufgegriffen. Die im vorhergehenden Abschnitt dargelegte Entwicklung bei der Sachkapitalbildung in den kommenden Jahren hat demnach entsprechende Effekte auf das TFP-Wachstum. Ebenso wie die öffentliche Investitionsschwäche der letzten Dekaden ihren Niederschlag in der schwachen Produktivitätsdynamik fand, dürfte eine erwartete bessere Investitionstätigkeit des Staates die gesamtwirtschaftliche Effizienz fördern. Eine gute technische und digitale Infrastruktur ist die Grundvoraussetzung für eine arbeitsteilige Gesellschaft. Die im vorigen Abschnitt ebenfalls angesprochene höhere Obsoleszenz bei modernen Kapitalgütern und die damit im besten Fall einhergehenden häufigeren Ersatz- und Modernisierungsinvestitionen erhöhen wiederum den kapitalgebundenen technologischen Fortschritt und wirken somit positiv auf das TFP-Wachstum (SVR, 2023).

Einen gegenläufigen Technologieeffekt kann der sektorale **Strukturwandel** hin zu weniger technologie- und kapitalaffinen und weniger produktiven Wirtschaftsbereichen haben. So kann argumentiert werden, dass ein gesamtwirtschaftlicher Bedeutungsgewinn von bestimmten Dienstleistungen, vor allem von haushaltsnahen Dienstleistungen infolge der demografischen Veränderungen, den gesamtwirtschaftlichen Innovationsfortschritt rechnerisch dämpfen kann. Für die deutsche Wirtschaft wird jedoch weiterhin unterstellt, dass sie hinsichtlich ihrer Innovationstätigkeit auch in der kommenden Dekade von ihrer breiten industriellen Basis profitieren kann. Die ökologisch bedingte **Transformation** kann den kapitalgebundenen technologischen Fortschritt zusätzlich erhöhen. Zumindest ist eine höhere Effizienz in der Energienutzung denkbar (SVR, 2023, 107 ff.). Das Ausmaß eines positiven Impulses hängt gleichwohl von den möglichen Anpassungsfriktionen und den für die technologische Entwicklung wichtigen Lerneffekten ab.

Ein Teil der Verringerung des Produktivitätswachstums in der Vergangenheit kann durch die Abnahme der brancheninternen Produktivitätszuwächse erklärt werden. Hier werden beispielsweise Argumente für eine global insgesamt schwächere **Innovationstätigkeit** und **Forschungsproduktivität** und deren dämpfenden Effekte auf die Produktivitätsentwicklung thematisiert. Gordon (2014) führt hierzu an, dass das seit geraumer Zeit schwächere Produktivitätswachstum in fortgeschrittenen Volkswirtschaften das Ausbleiben von wesentlichen technologischen Neuerungen widerspiegelt. Mit der bisherigen Digitalisierung entstehen demnach keine bahnbrechenden Basistechnologien – vergleichbar mit früheren wie der Elektrifizierung. Bloom et al. (2020) weisen in diesem Kontext darauf hin, dass gegenwärtig in einem viel höheren Ausmaß als früher in F&E investiert werden muss, um technologischen Fortschritt zu erreichen. Demnach dürfte die gesamtwirtschaftliche Produktivitätsschwäche auch auf eine rückläufige produktive Ertragskraft in der Forschung und bei den Forschern zurückzuführen sein. In diesem Kontext wird auch erörtert, ob die **Demografie**, also die steigende Erwerbsbeteiligung von Älteren zu einer schwächeren Innovationstätigkeit und Produktivitätsdynamik führen kann. Hinsichtlich der Produktivität von älteren Arbeitnehmern gibt es eine Reihe von gegenläufigen Produktivitätseffekten, die eine abschließende Aussage nicht zulassen (Börsch-Supan, 2013).

Die Deutsche Bundesbank (2021, 33 ff.) verweist darauf, dass in einer älteren Gesellschaft die Allokationseffizienz niedriger sein kann, weil weniger Gründungen und Schließungen von Unternehmen stattfinden. **Unternehmensgründungen** beschreiben einen weiteren Weg, neue Produkte auf oder Produktionsprozesse in den Markt zu bringen. Das Innovationspotenzial einer Volkswirtschaft äußert sich vor allem in der Anzahl der

Chancengründungen; Notgründungen sind dagegen eher ein Indikator für strukturelle Probleme. Deutschland ist im internationalen Vergleich durch eine stark unterdurchschnittliche Gründungsneigung gekennzeichnet.

In der vorliegenden Projektion werden keine zusätzlich bremsenden Effekte auf das TFP-Wachstum durch den Strukturwandel, die Demografie und das Forschungs- und Gründungsgeschehen in der Zukunft unterstellt. Für den Projektionszeitraum erscheint es allerdings plausibel, von einer etwas ansteigenden **Human-kapitalintensität** in Deutschland auszugehen (SVR, 2023; Anger/Plünnecke, 2017). Ein wichtiger Grund hierfür ist, dass Fachkräfteengpässe die Bildungsrenditen erhöhen können.

Die **geopolitischen Verwerfungen** der letzten Jahre dürften zunächst mit einem dämpfenden Effekt auf die wirtschaftliche Effizienz einhergegangen sein. Jedenfalls waren in den letzten Jahren keine Wachstumsbeiträge durch den technologischen Fortschritt zu verzeichnen (Abbildung 2-2). Im Gegensatz dazu konnten offensichtlich in den 1990er und 2000er Jahren positive Produktivitätszuwächse aufgrund einer intensiveren internationalen Arbeitsteilung realisiert werden (SVR, 2015). Deutsche Industrieunternehmen strukturierten ihre Wertschöpfungsketten um und lagerten Wertschöpfungsteile aus. Da der Trend der Verlagerungen von Vorleistungen ins Ausland mit der Finanzmarktkrise vor gut 15 Jahren abflaute, dürfte dies die Verlangsamung des bisherigen Produktivitätswachstums mitbegründen. Die aktuelle geoökonomische Fragmentierung forciert dies. Auch für die nächsten Jahre wird davon auszugehen sein, dass die Reorganisation der Wertschöpfungsketten und der absehbare Protektionismus für sich genommen die Effizienz der Unternehmen belasten wird.

Positiv auf den technologischen Fortschritt in der Zukunft wird die weitere Verbreitung von **Basistechnologien** („general purpose technologies“) in den Produktionsprozessen wirken. Die allgemeine Digitalisierung und insbesondere der Einsatz von KI können als Querschnittstechnologien und somit als wichtige Treiber für die TFP angesehen werden (SVR, 2023, 115 ff.). Die Anwendung digitaler Technologien wird bei der Gestaltung der künftigen Wertschöpfungsprozesse zusätzliche Produktivitätsfortschritte ermöglichen. Produktionsprozesse entlang der gesamten Produktionskette können beschleunigt und so Ressourcen eingespart werden (Acemoglu, 2024). Der Sachverständigenrat (SVR, 2023, 115 ff.) führt hierzu an, dass der Einsatz von KI die Allokationseffizienz zwischen Unternehmen stärken kann, was mit entsprechenden positiven Auswirkungen auf den TFP-Fortschritt einhergehen kann. Die Analyse von Niebel et al. (2019) zeigt die Bedeutung von Big Data Analysen für die Verbesserung von Innovationsprozessen. Das gilt im übertragenen Sinn für eine Vielzahl von Digitalisierungsanwendungen und für die verbreitete Nutzung von KI. Die angesprochenen globalen gesellschaftlichen Herausforderungen durch den Klimawandel, den demografischen Wandel sowie die geopolitischen Notwendigkeiten können mit einer höheren Offenheit für Innovationen im Betriebs- und Gesellschaftsleben einhergehen. Unternehmen und private Haushalte haben etwa während der Pandemie schnell in technische Ausrüstungen und Wissen investiert und die Produktionsprozesse und Arbeitsweisen angepasst. Gleichwohl muss dabei immer auch bedacht werden, dass neue Technologien erst eine gewisse Zeit brauchen, bis sie vollumfänglich produktivitätswirksam werden. Brynjolfsson und McAfee (2014) bezeichnen dies als die **Produktivitäts-J-Kurve** und verweisen dazu auf die Erfahrungen mit früheren Basistechnologien, zum Beispiel der Elektrizität. Um die Produktivitätseffekte neuer Technologien wie KI in hohem Maß einzufahren, müssen erst komplementäre Produktionsfaktoren – zum Beispiel das für die neuen Technologien relevante Humankapital – gebildet und oftmals ein organisatorischer Wandel durchlaufen werden (SVR, 2023,

115 ff.). Dies kann vorübergehend zulasten der Produktivität gehen. Das ist vor allem dann der Fall, wenn regulatorische Hindernisse die Adaption des technischen Fortschritts und die Umsetzung von KI behindern. Auch ein zunehmender Fachkräftemangel im KI-Bereich hemmt und verzögert die Effizienzeffekte.

Gerade im Kontext der Digitalisierung und KI kann, wie bei jeder Form des technischen Fortschritts, **Marktmacht** eine wichtige Rolle spielen (Wambach, 2022). Eine hohe Marktmacht etablierter Firmen erhöht die Eintrittshürden für neue Unternehmen und damit werden deren potenzielle Innovationen nicht (voll) wirksam. Insgesamt werden Innovationen erst durch Diffusion in der Wirtschaft verbreitet und entfalten so ihre gesamtwirtschaftlichen Produktivitätseffekte. Marktmacht kann diese Breitenwirkung schwächen. Vor diesem Hintergrund besteht auch das generelle Hindernis, dass sich zunehmend eine Divergenz in der Produktivitätsentwicklung abzeichnen kann, wenn eine kleine Anzahl von hochproduktiven Frontier-Unternehmen einem Großteil von weniger produktiven Unternehmen (Laggards) vorausseilt (Andrews et al., 2016). Deutschland wird im Betrachtungszeitraum zwar keine führende Rolle in der Entwicklung von KI einnehmen, bei der Adaption werden gleichwohl Fortschritte verzeichnet, sodass auch das gesamtwirtschaftliche TFP-Wachstum positiv von der Digitalisierung und dem Einsatz von KI beeinflusst wird. Es werden aber auch wie in den vorhergehenden Digitalisierungswellen zumindest im Projektionszeitraum lediglich geringfügige Effizienzeffekte erwartet (s. Exkurs).

Insgesamt wird für Deutschland im Projektionszeitraum bis Ende der nächsten Dekade aufgrund der aufgezeigten gegenläufigen Einflussfaktoren eine moderat ansteigende Rate des technischen Fortschritts angenommen. Dabei ist auch die gegenwärtig schlechte gesamtwirtschaftliche Ausgangsbasis berücksichtigt. Abbildung 2-2 hat gezeigt, dass in den letzten Jahren trotz der stattfindenden Digitalisierung und Einführung von KI keine Wachstumsbeiträge des technologisch-organisatorischen Fortschritts zu verzeichnen waren. Die Untersuchung von Acemoglu (2024) kommt nach vorne gerichtet zum Ergebnis, dass über einen Zeitraum von zehn Jahren ein TFP-Anstieg von insgesamt nur 0,5 bis 0,7 Prozent zu erwarten ist. Das entspricht einem eher marginalen Impuls von deutlich weniger als 0,1 Prozent pro Jahr. In den im Rahmen der Studie getätigten Schätzungen wird durch die zunehmende Verbreitung von KI ein TFP-Anstieg von jährlich durchschnittlich 0,1 bis zu 0,3 Prozentpunkte angenommen (s. Exkurs).

In der hier vorliegenden Projektion wird zunächst in der zweiten Hälfte der 2020er Jahre ein jahresdurchschnittlicher Wachstumsbeitrag der TFP von insgesamt gut 0,3 Prozentpunkten pro Jahr erwartet. Hier sind die Effekte von KI mitberücksichtigt. In dieser Zeit haben die Vielzahl an technologiebremsenden Faktoren noch eine hohe Bedeutung und die notwendige Phase der Infrastrukturschaffung muss erst umgesetzt werden. In der nächsten Dekade laufen die Wachstumsbeiträge wieder auf eine Größenordnung zu, wie sie im Durchschnitt der ersten beiden Dekaden dieses Jahrhunderts beobachtet werden konnten. Dabei wirken auch in Zukunft den deutlichen KI-Effekten andere effizienzhemmende Transformations- und Anpassungsprozesse entgegen. Es ist darauf hinzuweisen, dass diese insgesamt positiven Gesamteffekte nur dann eintreten, wenn der politische Rahmen dies begünstigt und zulässt.

Exkurs: Ansatz zur Quantifizierung der KI-Wirkung auf technologisches Wissen

Die Quantifizierung der KI-Wirkung auf die Produktionsfaktoren Kapital, Arbeit und technisch-organisatorisches Wissen (TFP) basiert auf der existierenden Literatur zur makroökonomischen Wirkung von KI auf die Produktionsfaktoren. Dazu zählen beispielsweise die Arbeiten von Acemoglu (2024), Briggs und Kodnani (2023), Bolwin et al. (2023) und McKinsey (2023).

Als methodisches Fundament dient in der vorliegenden Schätzung das aufgabenbasierte Modell von Acemoglu und Restrepo (2018). In diesem Modell erfolgt die Produktion eines Guts oder die Bereitstellung einer Dienstleistung durch die Durchführung verschiedener einzelner Tätigkeiten z , die entweder durch Kapital oder Arbeit ausgeführt werden können. Dies lässt sich anhand der folgenden Produktionsfunktion systematisieren:

$$y(z) = A_L \gamma_L(z) l(z) + A_K \gamma_K(z) k(z)$$

wobei A_L und A_K arbeitssteigernde und kapitalsteigende Produktivitätsfaktoren sind. $\gamma_L(z)$ und $\gamma_K(z)$ die aufgabenspezifischen Produktivitätsschemata von Arbeit und Kapital, das heißt diese Faktoren bestimmen, wie effizient Arbeit und Kapital bei der Durchführung der jeweiligen Tätigkeit sind. Zum Beispiel kann für manche Tätigkeiten z Kapital (wie Maschinen) deutlich effizienter sein als menschliche Arbeit, und umgekehrt. $l(z)$ und $k(z)$ bezeichnen die Menge an Arbeit und das Kapital, das für die Durchführung von Tätigkeit z eingesetzt werden.

Innerhalb dieses Modells betrachten wir zwei mögliche Wirkungen von KI:

- Automatisierung von Tätigkeiten: Tätigkeiten werden durch KI automatisiert, wenn entweder die Kosten für Kapital zum Ausführen der Tätigkeit ausreichend stark sinken oder wenn die Automatisierung der Tätigkeit durch KI überhaupt erst möglich wird.
- Komplementäre Wirkung von KI für Tätigkeiten: KI kann eine unterstützende Wirkung bei Tätigkeiten haben, die menschliche Fähigkeiten erfordern, wie beispielsweise komplexe oder kreative Aufgaben. Solche komplementären Anwendungen von KI verbessern die Leistungsfähigkeit der Arbeit und führen zu potenziellen Produktivitätsgewinnen. Beispielsweise kann KI bei der Programmierung von Algorithmen unterstützen oder bei Recherchetätigkeiten dazu beitragen, dass die passenden Informationen schneller gefunden werden. KI kann zudem Tätigkeiten automatisieren, sodass sich Beschäftigte auf andere Tätigkeiten konzentrieren und sich darin spezialisieren können.

Durch diese Wirkungen von KI kommt es zu einer Verschiebung innerhalb der Produktionsprozesse, da Kapital Aufgaben substituiert, die zuvor von Arbeit ausgeführt wurden, oder diese komplementär unterstützt.

Zur Bestimmung der Effekte von KI auf das technisch-organisatorische Wissen beziehungsweise die Totale Faktorproduktivität (TFP) in diesem Modell wird analog zu Acemoglu (2024) auf Hultens Theorem zurückgegriffen. Dieses bietet die theoretische Grundlage, um mikroökonomische Effekte der Automatisierung durch KI auf die makroökonomische Ebene zu übertragen. Es zeigt, dass der Einfluss eines (technologischen) Schocks in einem einzelnen Sektor oder Unternehmen auf das Bruttoinlandsprodukt (BIP) proportional zum Anteil dieses Sektors oder Unternehmens an der Gesamtwirtschaft ist (Hulten, 1978).

Die Auswirkungen des Einsatzes von KI auf die TFP lassen sich gemäß diesem Ansatz wie folgt darstellen:

$$\Delta TFP = \text{Anteil am BIP der durch KI automatisierbaren Tätigkeiten} * \Delta \text{Produktivität (durch KI)}$$

BIP-Anteil der durch KI automatisierbaren Tätigkeiten

Um festzustellen, welche Tätigkeiten durch KI automatisierbar oder komplementär unterstützbar sind, wird die Studie von Eloundou et al. (2023) herangezogen. Diese Arbeit liefert ein umfassendes Modell zur Einschätzung der Betroffenheit verschiedener Berufsgruppen und Tätigkeiten durch KI (Berechnungen mit anderen Automatisierungsannahmen von Webb (2020) kommen zu einem ähnlichen Ergebnis, was die Robustheit der Annahmen unterstreicht). Das Betroffenheits-Maß bewertet den Anteil der Tätigkeiten, die potenziell durch KI beeinflusst werden können, in Kategorien von 0 Prozent bis 100 Prozent. Beispielsweise beträgt die Betroffenheit von Korrekturlesern 95 Prozent, während Helfer im Hochbau lediglich eine Betroffenheit von 1 Prozent aufweisen. Um diese Betroffenheit in einen lohngewichteten Anteil des BIP zu übersetzen, werden die Betroffenheitswerte mit der Lohnsumme auf Berufsebene gewichtet. Dies ergibt einen Anteil von rund 19 Prozent des BIP, der durch KI potenziell automatisierbar ist.

Die Analyse von Eloundou et al. (2023) berücksichtigt dabei jedoch nicht, bei welchen Tätigkeiten in den kommenden zehn Jahren eine Automatisierung durch KI auch wirtschaftlich ist. Diese Lücke lässt sich mit folgenden Studien schließen:

- Svanberg et al. (2024): Mit Fokus auf Computer-Vision-Technologien schätzen sie, dass etwa 23 Prozent der Tätigkeiten wirtschaftlich automatisierbar sind.
- Aghion & Bunel (2024): Unter Berücksichtigung zukünftiger Kostensenkungen könnte dieser Anteil auf bis zu 80 Prozent ansteigen.

Daraus ergibt sich eine realistische Spannbreite von 4 bis 15 Prozent des BIP, die in den kommenden Jahren profitabel durch KI automatisiert oder komplementär unterstützt werden können. Diese Spannbreite verdeutlicht die Abhängigkeit von technologischen Fortschritten und wirtschaftlichen Rahmenbedingungen.

Produktivitätssteigerung durch KI

Zur Abschätzung der durch den Einsatz von KI erzielten Kosteneinsparungen folgen wir der Methodik von Acemoglu (2024). Diese basiert auf der Annahme, dass Produktivitätsverbesserungen durch KI direkt zu einer Senkung der Arbeitskosten führen. Bisherige Studien zu den Produktivitätseffekten von KI konzentrieren sich häufig auf spezifische Berufe oder Tätigkeiten:

- Brynjolfsson et al. (2023): In einem Feldexperiment unter Beschäftigten eines Call-Centers wurden Zeitersparnisse durch den Einsatz von KI von durchschnittlich 14 Prozent gemessen.
- Noy and Zhang (2023): In einem Online-Experiment unter Dienstleistungsbeschäftigten wurden die Zeitersparnisse durch KI bei Schreibaufgaben, beispielsweise dem Verfassen einer E-Mail, gemessen. Im Durchschnitt erfüllten die Beschäftigten die Aufgabe durch den Einsatz von Chatbots um 40 Prozent schneller.

- Halsberger et al. (2024): Einer Stichprobe der Erwerbsbevölkerung des Vereinigten Königreichs wurden verschiedene Arbeitsaufgaben zugewiesen. Unter dem Einsatz von ChatGPT wurden diese Aufgaben im Durchschnitt 36 Prozent schneller durchgeführt.
- Dell’Acqua et al. (2023): In einem Feldexperiment werden Produktivitätssteigerungen von Consulting-Beschäftigten durch den Einsatz von Chatbots gemessen. Im Durchschnitt wird eine Steigerung der Produktivität um 25 Prozent erreicht.

Im Durchschnitt ergeben die untersuchten Studien einen Produktivitätseffekt beziehungsweise Kosteneinsparungen von rund 29 Prozent auf Berufsebene. Um diese Mikroeffekte auf die makroökonomische Ebene zu übertragen, werden sie mit den Lohnkostenanteilen der jeweiligen Sektoren gewichtet. Diese Berechnungen basieren auf Daten der VGR. Durch diese Aggregation ergibt sich eine gesamtwirtschaftliche Kosteneinsparung beziehungsweise Produktivitätssteigerung durch KI von rund 17 Prozent.

Die Kombination dieser Produktivitätssteigerung (17 Prozent) mit dem Anteil des BIP, der durch KI automatisierbar ist (4 Prozent–15 Prozent), ergibt einen geschätzten Effekt auf die TFP in den nächsten zehn Jahren von 0,6 Prozent bis 2,6 Prozent.

2.5 Wirtschafts- und Produktivitätswachstum bis 2040

Im vorhergehenden Abschnitt wurde dargelegt, welche grundsätzlichen Einflussfaktoren und Annahmen der im Rahmen einer Potenzialschätzung relevanten Produktionsfaktoren herangezogen werden. Zunächst ergibt sich auf Basis eines Growth-Accounting-Ansatzes und der zugrunde liegenden expliziten Produktionsfunktion ein Entwicklungspfad für die gesamtwirtschaftlichen Produktionsmöglichkeiten und das damit potenzielle Bruttoinlandsprodukt aufgrund der erwarteten Entwicklung beim Arbeitseinsatz, bei der Investitionstätigkeit und der damit verbundenen Kapitalbildung sowie beim technologischen Fortschritt. In diesem allgemeinen Kontext müssen die spezifischen Effekte von KI eingeordnet werden. Neben dem fortschreitenden Einsatz von KI kommen den großen Veränderungen infolge des Klimawandels und der damit notwendigen Transformation der Wirtschaftsprozesse und des Gesellschaftslebens, durch die geopolitische Zeitenwende und die damit notwendigen Restrukturierungen, durch den demografischen Wandel und die damit steigenden Fachkräfteengpässe und die Digitalisierung im Allgemeinen eine große Bedeutung zu.

Gemäß den hier getroffenen Annahmen zu den allgemeinen Determinanten des künftigen Produktionspotenzials und insbesondere zum Einfluss von KI auf Basis der zugrunde liegenden makroökonomischen Produktionsfunktion, wird für Deutschland in den kommenden fünf Jahren ein Potenzialwachstum von rund 0,5 Prozent pro Jahr projiziert. Infolge der aufgezeigten demografischen Entwicklung wird der Arbeitseinsatz das Potenzialwachstum und das künftige Wirtschaftswachstum deutlich reduzieren. Der Faktor Kapital und seine Entwicklung erreichen einen Wachstumsbeitrag wie in den 2000er und 2010 Jahren. Das setzt voraus, dass die aktuelle Investitionsschwäche in Deutschland überwunden wird. Gleichwohl bleiben trotz der hohen Investitionsbedarfe die Effekte weit hinter jenen in Westdeutschland vor 1990 (s. Grömling, 2022) und in Deutschland in den 1990er Jahren zurück. Aufgrund der diskutierten gegenläufigen Einflussfaktoren auf die technologische Entwicklung bleibt der Wachstumsbeitrag trotz des fortschreitenden Einsatzes von KI

zunächst moderat – zumindest im Vergleich mit früher. Die aktuelle Technologieschwäche in Deutschland wird gleichwohl überwunden.

In den 2030er Jahren wird das Potenzial- und Wirtschaftswachstum merklich ansteigen – aber hinter jenem in den vorhergehenden Dekaden in Deutschland zurückbleiben. Die erste Hälfte der 2030er Jahre wird noch von deutlichen demografischen Bremseffekten bestimmt sein. Die Wachstumsbeiträge des Kapitals nehmen aus den oben genannten Gründen zunehmender Investitionen einerseits und ebenfalls zunehmender Abgänge aus dem Kapitalstock andererseits nicht merklich zu. Sie bleiben jedoch mehr oder weniger in der Größenordnung, die nach der Jahrtausendwende zu erfahren war. Die Potenzialimpulse durch das fortschreitende technologische und organisatorische Wissen nehmen über den gesamten Betrachtungszeitraum leicht zu, was im Wesentlichen mit den Effizienzeffekten durch die Digitalisierung und den verbreiteten Einsatz von KI zu erklären ist.

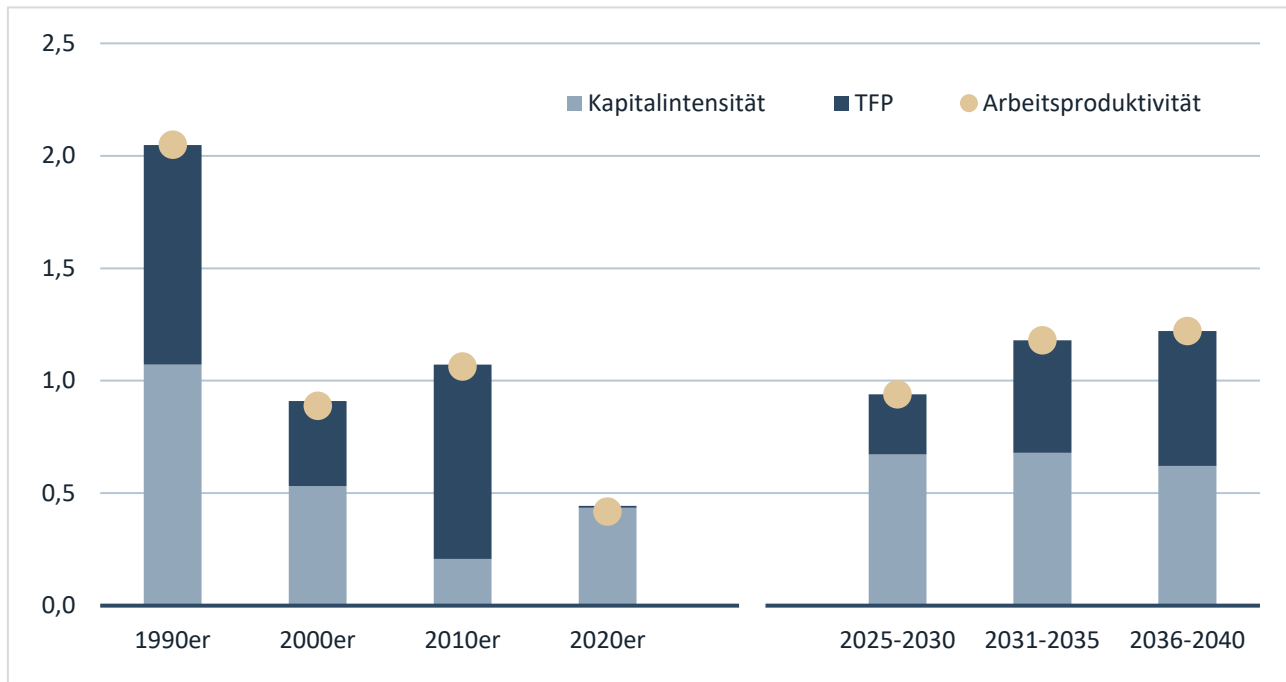
Gleichwohl bleibt Deutschland aufgrund der moderaten Entwicklung von vielfältigen komplementären Wachstumsfaktoren für eine stärkere Digitalisierung im Tempo rückständig. Trotz der auch in Europa exzellenten Forschung gelingt es den Europäern zumindest am aktuellen Rand nicht ausreichend, im internationalen Wettbewerb bei der Umsetzung in neue Märkte und Produkte adäquat mitzuwirken (Hochreiter, 2024). Die Erfahrungen mit früheren Phasen der Digitalisierung und deren überschaubaren Auswirkungen auf das Produktionspotenzial und die daraus abgeleitete Arbeitsproduktivität (Solow-Paradoxon) dürften auch in Zukunft zu erwarten sein. Das gilt im Übrigen nicht nur für Deutschland, sondern dürfte trotz der in Teilen sichtbaren Euphorie ein international verbreitetes Phänomen sein. In diesem Kontext wird nochmals auf die Untersuchung und Schätzung von Acemoglu (2024) verwiesen, wonach für die kommenden zehn Jahre ein Effekt der KI auf das Bruttoinlandsprodukt von insgesamt rund 1 bis 1,5 Prozent erwartet wird, was einem jährlichen Wachstumsimpuls von rund 0,1 bis 0,2 Prozent entspricht.

Vor diesem allgemeinen Wachstumshintergrund zeigt Abbildung 2-4 abschließend die daraus abgeleitete Entwicklung der Arbeitsproduktivität in Deutschland für den Projektionszeitraum bis 2040 und zum Vergleich für die Vergangenheit in Deutschland seit 1991. Die Auswirkungen von KI auf die künftige Produktivitätsentwicklung sind der explizite Untersuchungsgegenstand der vorliegenden Ausarbeitung. Zunächst ist aus Abbildung 2-4 die schlechte Ausgangsbasis zu erkennen. Im Zeitraum 2020 bis 2023 stieg das reale Bruttoinlandsprodukt je eingesetzter Arbeitseinheit in Deutschland nur um durchschnittlich 0,4 Prozent pro Jahr an. Von Seiten der technologisch-organisatorischen Entwicklung kamen dabei jedoch überhaupt keine Produktivitätsimpulse mehr. Folglich ist die schwach ansteigende Produktivität auf die anhaltende, aber ebenfalls schwache Kapitalintensivierung zurückzuführen.

Gemessen an dieser schlechten Ausgangsbasis erscheint die erwartete Produktivitätsentwicklung für die nächsten Jahre zuversichtlich. Sie wird jedoch lediglich das historisch ebenfalls schwache Niveau der 2000er Jahre erreichen. Die Produktivitätsdynamik der 1990er und der 2010er Jahre wird nicht erreicht. Dabei fallen die Beiträge durch die Kapitalintensivierung gut aus. Das ergibt sich jedoch wie auch am aktuellen Rand aus dem deutlich rückläufigen Arbeitseinsatz – und ist nicht Ergebnis einer deutlich forcierten Kapitalbildung. Die Produktivitätsimpulse durch den technisch-organisatorischen Fortschritt werden im Zeitablauf merklich zunehmen.

Abbildung 2-4: Entwicklung des Produktivitätswachstums in Deutschland

Jahresdurchschnittliche Beiträge der Kapitalintensität und der Totalen Faktorproduktivität (TFP) zum Wachstum der Arbeitsproduktivität und jahresdurchschnittliche Veränderung der Arbeitsproduktivität in Prozent



Arbeitsproduktivität: Reales Bruttoinlandsprodukt je Erwerbstätigenstunde. 2010er Jahre: ohne 2020 und 2020er Jahre: 2020 bis 2023. Die Krise im Jahr 2020 und die darauffolgende Erholung im Jahr 2021 werden (analog zu den Jahren 2009 und 2010) einem Zeitraum zugeordnet.

Quelle: Institut der deutschen Wirtschaft

Zu beachten ist, dass die Potenzialschätzung in einem hohen Ausmaß von den jeweils relevanten wirtschafts- und gesellschaftspolitischen Entscheidungen und der dabei zugrunde liegenden politischen Entscheidungsbildung im demokratischen Prozess abhängt und mit hohen Unsicherheiten verbunden ist. Ein „Produktivitätswunder“ wird in Deutschland auf Basis der hier gesetzten Annahmen trotz der fortschreitenden Digitalisierung und des künftigen Einsatzes von KI nicht gesehen.

2.6 Zwischenfazit

Die Erfahrungen mit früheren Phasen der Digitalisierung und deren überschaubaren Auswirkungen auf das Produktionspotenzial und die daraus abgeleitete Arbeitsproduktivität (Solow-Paradoxon) dürften auch in Zukunft beim Thema KI zu erwarten sein. Ein „Produktivitätswunder“ wird in Deutschland gemäß den hier gesetzten Annahmen trotz der fortschreitenden Digitalisierung und des künftigen Einsatzes von KI nicht gesehen. Eine Projektion der Produktivitätsentwicklung, die die potenziellen Effekte von KI mitberücksichtigt, zeigt ein jahresdurchschnittliches Produktivitätswachstum in Deutschland von 0,9 Prozent für die Jahre 2025 bis 2030 und von 1,2 Prozent für die Jahre 2030 bis 2040. Dabei gilt zu berücksichtigen, dass in diesem Zeitraum neben der Digitalisierung auch andere Anpassungen in den vielfältigen Produktionsprozessen der Volkswirtschaft stattfinden werden – etwa im Kontext der klimapolitisch bedingten Transformation oder der

geopolitisch induzierten Reorganisationen. Auch mit dem Einsatz und den Potenzialen von KI wird die erwartete Produktivitätsentwicklung damit lediglich das historisch ebenfalls schwache Niveau der 2000er Jahre erreichen, jedoch eine Verbesserung im Vergleich zu den vergangenen Jahren darstellen. In den bisherigen 2020er Jahren lag das Wachstum der Produktivität lediglich bei 0,4 Prozent. Insbesondere die Produktivitätsimpulse durch den technisch-organisatorischen Fortschritt, in dem auch Teile der Effekte durch den Einsatz von KI einfließen, werden in den kommenden Jahren wieder merklich zunehmen. Die Kapitalintensivierung wird auf Basis der hier gesetzten Annahmen ebenfalls zunehmen, was aber weniger an dem Investitionsimpuls als vielmehr an dem sinkenden Arbeitseinsatz aufgrund des demografischen Wandels liegt. Dennoch ist darauf hinzuweisen, dass KI selbst direkte Voraussetzungen erfüllt und Produktionskapazitäten vorhalten muss. Dazu zählen eine hohe Rechenleistung und die damit einhergehenden Infrastrukturen und immaterielle Kapitalgüter wie Daten und (KI-)Software.

3 Effekte Künstlicher Intelligenz auf Beschäftigte

Das Potenzial von Technologien, Arbeit produktiver zu machen, wird in der Regel mit dem Umstand verbunden, dass sie es ermöglichen, Arbeitsschritte zu automatisieren und Tätigkeiten zu übernehmen. Dies gilt auch für Künstliche Intelligenz (KI). Spiegelbildlich zu den Hoffnungen auf Produktivitätssteigerungen gehen mit der Einführung neuer Technologien Ängste und Sorgen einher, menschliche Fähigkeiten in verschiedenen Bereichen nicht nur zu erweitern und zu ergänzen, sondern sie auch zu ersetzen (Arntz et al., 2022; Ipsos, 2023). Diese Befürchtungen sind im Hinblick auf technologische Entwicklungen alles andere als neu: Bereits im Jahr 2013 schätzten Frey und Osborne, dass 47 Prozent aller Jobs in den USA automatisiert werden könnten. Anders als vergangene technologische Neuerungen, die vorwiegend in der Lage waren, Routine-Tätigkeiten zu ersetzen, können KI-getriebene Innovationen zukünftig vermehrt auch komplexe Aufgaben ausstrahlen und somit Beschäftigte betreffen, die in der Automatisierungsdebatte bisher als immun betrachtet wurden (Felten et al., 2019, 14 f.; Webb, 2020, 38 ff.; OECD, 2023, 107 f.).

Die Motivlage, KI einzuführen und einzusetzen, ist für Unternehmen vielschichtig. Jedoch geben mehr als vier von zehn Unternehmen im Finanz- und Versicherungssektor sowie im Verarbeitenden Gewerbe in verschiedenen OECD-Ländern an, dass sie durch die Implementierung von KI Arbeitskosten reduzieren wollen (Lane et al., 2023, 33). Da das Ziel von Produktivitätssteigerungen in der Befragung eine eigenständige Antwortmöglichkeit war, liegt die Vermutung nahe, dass die Reduktion der Arbeitskosten überwiegend durch die Substitution von menschlicher Arbeitskraft erreicht werden soll. Tatsächlich berichten Unternehmen in der Erhebung, dass durch KI-Systeme bereits Arbeitsaufgaben automatisiert worden sind, die zuvor von Menschen ausgeübt wurden. Das Motiv, Personalkosten zu sparen, wurde in einer weiteren Erhebung für Deutschland, in welcher überwiegend Unternehmen aus der Metall- und Elektroindustrie befragt wurden, am häufigsten genannt (ifaa, 2023). Arbeitsmarkteffekte – insbesondere produktivitätssteigernde und damit potenziell arbeitsplatzeinsparende – durch den Einsatz von KI zu identifizieren, stellt eine Herausforderung dar, weil häufig die Grenzen zwischen Robotik, KI und weiteren Digitalisierungstechnologien fließend sind. So gehen beispielsweise im Substituierbarkeitsmaß von Dengler/Matthes (2018 und 2021), welches das Potenzial dafür beschreibt, in welchem Ausmaß berufliche Kerntätigkeiten durch Computer oder computergesteuerte Maschinen vollautomatisch erledigt werden könnten, nicht nur, aber auch KI-basierte Technologien ein.

Wer den Einfluss von KI auf die Arbeitswelt und Beschäftigung untersuchen möchte, steht erstens vor der Frage, wie der Begriff KI inhaltlich zu interpretieren ist, und zweitens vor der Herausforderung, ob die gewählte Definition in einer empirischen Analyse operationalisierbar ist. In den bislang wenigen existierenden Studien zu den Arbeitsmarkteffekten von KI-Anwendungen wird auf drei Ansätze zurückgegriffen, die in der Regel anschließend mit Informationen über die Entwicklung des Beschäftigungsniveaus oder der Beschäftigungsstruktur verknüpft werden (können). Jeder dieser Ansätze hat seine Vor- und Nachteile, die bei einer anschließenden Bewertung der jeweiligen empirischen Befunde im Auge zu behalten sind:

1. Ermittlung der potenziellen Betroffenheit von Beschäftigten
2. Auswertung von Stellenanzeigen
3. Rückgriff auf Befragungsdaten zum Einsatz von KI-Anwendungen.

3.1 Erkenntnisse zu Arbeitsmarkteffekten von KI

3.1.1 Ermittlung der potenziellen Betroffenheit von Beschäftigten

Um die potenzielle Betroffenheit von Beschäftigten zu ermitteln, wird wiederum auf verschiedene Ansätze zurückgegriffen. Erstens wird die Betroffenheit anhand des Potenzials von KI-Anwendungen eingeschätzt, Aufgaben oder Tätigkeiten auszuführen, die üblicherweise von Beschäftigten in einer bestimmten Gruppe, zum Beispiel in einem bestimmten Beruf, verrichtet werden (z. B. Brynjolfsson et al., 2018; Webb, 2020). In diesen Fällen liegt der Fokus auf der potenziellen Substituierbarkeit menschlicher Arbeitskraft durch die Technologie und ähnelt damit etwa den Ansätzen von Frey und Osborne (2013) sowie Dengler und Matthes (2015), in denen das Automatisierungspotenzial von Robotern oder anderer digitaler Technologien betrachtet wird. Dengler und Matthes (2021, 3) berücksichtigen bei der Aktualisierung ihres sogenannten Substituierbarkeitspotenzials für das Jahr 2019 auch Verfahren Künstlicher Intelligenz. Ob diese Technologien aber auch tatsächlich implementiert werden und ob sich die vermuteten Rationalisierungseffekte einstellen, ist damit noch nicht gesagt (z. B. Georgieff/Hyee, 2021, 15 mit direktem Bezug zur KI und z. B. Dengler/Matthes, 2021, 8; Bonin et al., 2015, 18 ff.; Arntz et al., 2019, 6 ff. mit Bezug zu (Automatisierungs-)Technologien wie Roboter bzw. anderen Digitalisierungstechnologien).

Die technologische Machbarkeit, nicht zwingend deren tatsächliche Umsetzung, steht auch im Vordergrund des zweiten Ansatzes, um die KI-Betroffenheit einzuschätzen. Hier werden über Fortschritte in ausgewählten Anwendungsfeldern von KI (z. B. Sprachbildung) die Nähe und/oder die Ähnlichkeit mit grundsätzlichen Fähigkeiten ermittelt, die Beschäftigte zum Beispiel in einer bestimmten Berufsgruppe aufweisen sollten, um ihre verschiedenen Aufgaben adäquat verrichten zu können (z. B. Felten et al., 2019; 2023). Ob die Nähe zwischen KI-Fähigkeiten und grundsätzlich erforderlichen Fähigkeiten auf Beschäftigtenseite in einer substitutiven oder einer komplementären Beziehung zueinanderstehen, ist zunächst einmal offen (z. B. Felten et al., 2019, 9 ff. und 2023, 3 ff.).

In einer dritten Variante werden KI-bezogene Schlüsselwörter in Patentmeldungen verwendet, um KI-Patente zu identifizieren (z. B. Gathmann/Grimm, 2022; Damioli et al., 2023; Gathmann et al., 2024). Um die Betroffenheit der Beschäftigten zu ermitteln, wird anschließend geprüft, ob die in den KI-Patenten enthaltenen Informationen zu den Beschreibungen von Wirtschaftszweigen in der amtlichen Klassifikation passen. Der Fokus liegt folglich weniger auf der potenziellen direkten Betroffenheit eines Beschäftigten aufgrund seiner einzelnen beruflichen Aufgaben, sondern vielmehr auf der indirekten Betroffenheit aufgrund der Zugehörigkeit zu einer bestimmten Branche, in der die KI-Technologien im besonders starken Umfang eingesetzt werden könnten. Eine Branche und damit die dortigen Beschäftigten gelten als besonders betroffen, wo ein besonders starkes Wachstum bei der Anwendung von KI-Patenten vermutet wird. Ähnlich wie bei der Betroffenheit aufgrund der eigenen beruflichen Aufgaben unterliegt dieser Ansatz dem Vorbehalt, dass am Ende nicht geprüft wird, ob KI überhaupt zum Einsatz gekommen ist.

- Felten et al. (2019) finden für die USA einen positiven statistischen Zusammenhang zwischen KI-Betroffenheit und Beschäftigungswachstum im oberen Einkommensdrittel. Mit Blick auf die Lohnentwicklung finden sich Hinweise auf Knappheitsprämien für IT-Spezialisten.

- Georgieff und Hye (2021) finden ebenfalls für die USA einen ähnlichen Befund zwischen KI-Betroffenheit und Beschäftigungswachstum in der Gruppe der Beschäftigten, die im Umgang mit Digitalisierungstechnologien geübt sind.
- Die Analyse von Lane (2024) auf Basis der Europäischen Arbeitskräfteerhebung sowie der korrespondierenden Erhebungen im Vereinigten Königreich und den USA signalisiert einen positiven Zusammenhang zwischen Beschäftigungswachstum und KI-Betroffenheit. Dies gilt für Frauen und Männer gleichermaßen, aber insbesondere für jüngere Beschäftigte und solche mit einem Hochschul- oder vergleichbaren Abschluss. Das Arbeitsvolumen korreliert hingegen nicht signifikant mit dem Ausmaß der KI-Betroffenheit.
- Die Studie von Albasina et al. (2023) deutet für den europäischen Kontext als Ganzes zwar auf eine positive Korrelation zwischen KI-Betroffenheit und Beschäftigungswachstum hin. Allerdings gilt dies nicht für einzelne Länder und in diesem Kontext für alle der gebräuchlichen KI-Indikatoren.
- Dazu passt, dass Gathmann und Grimm (2022) für Deutschland im Grunde keine robusten, systematischen Befunde zum Zusammenhang zwischen Beschäftigungswachstum beziehungsweise Lohnentwicklung und potenzieller KI-Betroffenheit finden. Gleiches gilt auch hinsichtlich der Arbeitsmarktpolitik; die Korrelation ist in einigen Modellspezifikationen negativ.
- Gathmann et al. (2024) zeigen in einer Weiterentwicklung des verwendeten Ansatzes und auf Basis eines anderen Datensatzes, dass sich mit steigender KI-Betroffenheit die Zusammensetzung der ausgeübten Tätigkeiten beziehungsweise die Aufgaben der Beschäftigten verändern. Davon sind sowohl hoch- als auch geringqualifizierte Beschäftigte betroffen. Erstere können sich aber leichter anderen Aufgaben/Tätigkeiten zuwenden, die zudem teilweise in einer komplementären Beziehung zu einem (potenziellen) KI-Einsatz stehen. Entsprechend sind bei ihnen keine adversen Lohneffekte zu beobachten. Hochqualifizierte, die bei ihrem Unternehmen beschäftigt bleiben, profitieren sogar von einem (kumulierten) Lohnanstieg, wohingegen für Geringqualifizierte das kumulierte Lohneinkommen niedriger ausfällt (mit/ohne Arbeitgeberwechsel).
- Fossen et al. (2019) sowie Fossen und Sorgner (2019) kommen zu dem Ergebnis, dass mit steigender KI-Betroffenheit die Wahrscheinlichkeit für einen Berufswechsel sinkt und mit einem steigenden Automatisierungsrisiko zunimmt. Zudem nimmt das Lohnwachstum mit steigender KI-Betroffenheit zu und schwächt sich mit steigendem Automatisierungsrisiko ab. Ein Berufswechsel dämpft in dem einen Fall den positiven, im anderen Fall den negativen Effekt.

Die bislang veröffentlichten Studien unterscheiden sich zwar mit Blick auf die konkrete Wahl des KI-Indikators, die gewählte Datengrundlage und die empirische Methodik, lassen aber in einer Gesamtschau den Schluss zu, dass der Einsatz von KI (noch) nicht mit breiten negativen, sondern zumindest für Teilbereiche des Arbeitsmarktes mit (positiven) Komplementäreffekten verbunden ist.

3.1.2 Auswertung von Stellenanzeigen

Durch das großflächige Screening von (Online-)Stellenanzeigen wird geprüft, wie sich die nach außen sichtbare Nachfrage nach KI-relevanten Arbeits-, Wissens-, Kompetenz- und Qualifikationsanforderungen im Zeitablauf entwickelt (z. B. Acemoglu et al., 2022; Alekseeva et al., 2021, Büchel/Mertens, 2022; Büchel et al., 2023). Dieser Ansatz unterstellt, dass sich der Einsatz von KI-Technologien in einem Unternehmen

unmittelbar in seiner an den externen Arbeitsmarkt adressierten Nachfrage nach KI-relevanten Anforderungen niederschlägt, was nicht zwingend der Fall sein muss (Georgieff/Hyee, 2021, 15 f.). So können Unternehmen ihren Beschäftigten die erforderlichen KI-Kompetenzen durch Qualifizierungsmaßnahmen vermitteln, sodass keine Nachfrage nach Arbeitskräften mit KI-Kompetenzen auf dem externen Arbeitsmarkt wirksam wird. Zudem ist offen, ob die Anwendung von KI-Technologien in einer bestimmten beruflichen Aufgabe oder an einem bestimmten Arbeitsplatz überhaupt spezifische KI-Kompetenzen erfordert oder ob die sonstigen Fähigkeiten, Kompetenzen und das Wissen der Beschäftigten hierfür ausreichend sind.

Bei der Bewertung potenzieller Beschäftigungseffekte auf Basis dieses Ansatzes ist derzeit schließlich zu beachten, dass der Anteil der Stellenanzeigen mit KI-Bezug an allen Stellenanzeigen noch sehr klein ist (vgl. hierzu z. B. Acemoglu et al., 2022, 32 oder Alekseeva et al., 2021, 30 für die USA und Büchel/Mertens, 2022, 9 oder Green/Lamby, 2023, 46 für Deutschland und das Vereinigte Königreich). Entsprechend sind auch die aus derartigen Informationen abgeleiteten Anteile von KI-Beschäftigten an der Gesamtbeschäftigung überschaubar (vgl. hierzu Green/Lamby, 2023, 23 für ausgewählte OECD-Staaten). Vor diesem Hintergrund sind Ableitungen für die Entwicklung des gesamten Arbeitsmarkts eher unzulässig. Viel mehr sind Auswertungen von Stellenanzeigen dafür geeignet, erforderliche Fähigkeiten und Kenntnisse zu bestimmen, die beispielsweise Bildungsabschlüsse, Fachrichtungen oder Kompetenzen wie Programmiersprachen und andere Konzepte von KI betreffen (Büchel/Mertens, 2021 und 2022; Büchel et al., 2023). Darüber hinaus können sie außerdem Aufschluss darüber geben, in welchen Gebieten KI-Arbeitskräfte nachgefragt werden und somit regionale Unterschiede aufdecken (Büchel/Mertens, 2022; Büchel et al., 2023).

- Acemoglu et al. (2022) und Alekseeva et al. (2021) zeigen für die USA, dass Stellenanzeigen mit einem direkten KI-Bezug beziehungsweise in denen KI-Kompetenzen gefordert werden, hohe Zuwachsraten aufweisen. Stellenausschreibungen mit Anforderungen an KI-Kompetenzen versprechen zudem eine Lohnprämie. Zudem scheinen Spillover-Effekte auf betrieblicher Ebene zu existieren. Denn Unternehmen mit einer höheren Nachfrage nach KI-Kompetenzen bieten eine (betriebliche) Lohnprämie auch für ausgeschriebene Stellen an, für die keine KI-Kompetenzen erforderlich sind.
- Ähnliche Befunde finden sich auch bei Green und Lamby (2023) für eine Auswahl von OECD-Ländern. Die Bedeutung von KI-Beschäftigung nimmt zu und es finden sich Hinweise für eine Lohnprämie. Der Bedeutungszuwachs vollzieht sich aber vor allem durch das zunehmende Gewicht von KI-Kompetenzen innerhalb der Berufsgruppen und nicht durch eine Verschiebung der Gewichte zwischen unterschiedlichen Berufsgruppen.
- Für Deutschland zeigen Gonschor und Storm (2023), dass der Anteil an Stellenausschreibungen mit einer expliziten Nachfrage nach KI steigt und eine steigende KI-Nachfrage mit einem höheren Lohnwachstum einhergeht, wobei sich dieser Effekt auf die Nachfrage nach KI-Methodenfähigkeiten wie Machine Learning und Deep Learning beschränkt. Beschäftigungseffekte zeigen sich hingegen nicht.
- Auch Büchel und Mertens (2022) und Büchel et al. (2023) beschreiben für Deutschland einen Anstieg bei der Anzahl der KI-Stellenanzeigen, der insbesondere in den Jahren 2022 und 2023 an Fahrt aufgenommen hat. KI-Stellenanzeigen weisen eine starke regionale Konzentration auf und deuten auf einen herausragenden thematischen Einsatzschwerpunkt (Business Intelligence und Big Data) hin.

Die bisherigen Analysen auf Basis von Stellenanzeigen signalisieren, dass die Nachfrage nach Beschäftigten mit KI-Kompetenzen und die Anzahl der Ausschreibungen für Arbeitsplätze mit einem KI-Bezug ansteigen.

Allerdings bilden sie nur einen kleinen Ausschnitt der Arbeitsnachfrage ab und sind daher für die Ableitung allgemeingültiger Aussagen für den gesamten Arbeitsmarkt ungeeignet.

3.1.3 Rückgriff auf Befragungsdaten zum Einsatz von KI-Anwendungen

Angaben von Unternehmen oder Beschäftigten in Befragungen können einen Eindruck geben, ob, in welchem Umfang, auf welche Art oder zum Beispiel seit wann KI-Technologien an einem Arbeitsplatz oder in einem Unternehmen tatsächlich zum Einsatz kommen. Vom konkreten Design des Fragebogens hängt dann ab, was tatsächlich erfasst wird. Beschäftigtenbefragungen lassen in der Regel keinen Schluss auf Beschäftigungseffekte zu – unter Umständen wird lediglich die subjektive (Un-)Sicherheit der (über die) individuellen Beschäftigungsperspektiven abgefragt –, können allerdings einen Eindruck geben, wie Beschäftigte ihr Arbeitsumfeld und die Arbeitssituation erleben, und auf dieser Basis Rückschlüsse ziehen, wie sich beides verändert, wenn Beschäftigte KI-Anwendungen einsetzen oder mit KI-Technologie konfrontiert sind.

Bei Unternehmens- oder Betriebsbefragungen – insbesondere wiederkehrenden, regelmäßigen Erhebungen – bleibt häufig außen vor, welche Beschäftigtengruppen in welchem Maß und in welcher Art direkt oder indirekt vom Einsatz der KI-Technologien betroffen sind. In diesen Fällen wird analysiert, ob ein signifikanter statistischer Zusammenhang zwischen Variablen existiert, die den Einsatz von KI, das Niveau und die Struktur der Beschäftigung in den Unternehmen sowie andere Kennziffern, zum Beispiel die Produktivität, abbilden. Wenn in solchen Erhebungen direkt die Einschätzung der Befragten erfasst wird, ob und wie sich der Einsatz von KI im Betrieb auf verschiedene Ergebnisvariablen ausgewirkt hat, lässt dies zumindest qualitative Rückschlüsse auf eingetretene oder künftige Veränderungen bei Beschäftigungsniveau, Arbeitsleistung, Löhnen, (Qualifikations-)Anforderungen etc. zu, die im Zusammenhang mit dem Einsatz von KI stehen.

- Monsef und Stettes (2023) finden auf Basis des IW-Personalpanels für Deutschland keinen statistisch signifikanten Zusammenhang zwischen diversen Indikatoren für das Ausmaß der Personalbewegungen und dem Einsatz digitaler Technologien. Dies gilt auch für KI-Technologien. Muehlemann (2024) zeigt auf Basis des BIBB-Weiterbildungspanels, dass die Trennungsrate von Betrieben, die KI einsetzen, kleiner ist als jene der Betriebe ohne KI-Einsatz und der Anteil Hochqualifizierter unter den Neurekrutierungen höher. Auswirkungen auf die Löhne finden sich hingegen keine, die auf einen potenziellen Produktivitätseffekt hindeuten.
- Hammermann et al. (2023) stellen auf Basis von mehreren Wellen des IW-Zukunftspanels für Deutschland keinen robusten systematischen Zusammenhang zwischen dem Einsatz von KI-Verfahren und der tatsächlichen sowie der erwarteten Mitarbeiterentwicklung auf der Unternehmensebene fest.
- Analysen auf Basis des Mannheimer Innovationspanels zeigen, dass der Einsatz von KI-Technologien (z. B. Czarnitzki et al., 2022; Calvino/Fontanelli, 2023) und deren intensivere Nutzung (z. B. Czarnitzki et al., 2022) mit einer höheren Produktivität oder einem höheren Output-Niveau einhergegangen sind.
- Analog zu den Analysen auf Basis von Stellenanzeigen mit einem KI-Bezug finden Pouliakas et al. (2025) auf Basis des European Skills and Jobs Survey für KI-Entwickler in Europa eine Lohnprämie sowohl gegenüber anderen Programmierern als auch Nicht-Programmierern. Dies gilt insbesondere für Deutschland. Es liegt nahe, dass die Befunde zunächst einmal eher die Existenz von Knappheitsprämien als Produktivitätseffekte widerspiegeln.

In diesem Zusammenhang ist aber zusätzlich zu beachten, dass aufgrund der Datenlage häufig die Befunde auf Querschnittsanalysen basieren oder bei einer Längsschnittbetrachtung der Zeitraum sehr kurz ausfällt. Ferner bleibt offen, ob die KI-Anwendungen einen eigenständigen Produktivitätseffekt erzeugen oder positive Effekte von KI nur in Kombination mit anderen Faktoren, zum Beispiel anderen Digitalisierungstechnologien, Robotern, Software, Internetzugang etc., zum Tragen kommen (vgl. hierzu z. B. Acemoglu et al. (2022) für die USA; Calvino/Fontanelli (2023) für Deutschland, Frankreich, Italien und Korea).

- Cam et al. (2019) und Lane et al. (2023) sind Beispiele für Studien, in denen direkt Auswirkungen des KI-Einsatzes abgefragt werden. Beide signalisieren, dass ein KI-Einsatz zu einem Beschäftigungsabbau führen kann beziehungsweise mit diesem einhergeht, dies allerdings nur auf eine Minderheit der befragten Unternehmen zutrifft. Zugleich findet sich ebenso in beiden Befragungen der Befund, dass in manchen Branchen der Anteil der Unternehmen, die von einem KI-induzierten Arbeitsplatzabbau berichten, größer ist als der Anteil der Unternehmen, die einen KI-induzierten Beschäftigungsaufwuchs verzeichneten. Mit Blick auf potenzielle KI-induzierte Beschäftigungsänderungen in den nachfolgenden drei Jahren weist Cam et al. (2019) einen deutlich höheren Anteil der Unternehmen mit negativen Beschäftigungserwartungen aus.
- Milanez (2023) zeigt auf Basis von Fallstudien und Interviews zunächst, dass eine potenzielle KI-Betroffenheit nicht eins-zu-eins mit einer tatsächlichen Betroffenheit gleichzusetzen ist. Unabhängig davon finden sich wenig Hinweise, dass Unternehmen in der Folge des Einsatzes von KI-Anwendungen zu dem Instrument der Entlassung greifen, in knapp acht von zehn Fallstudien ist sogar kein Hinweis zu finden, dass der KI-Einsatz zu quantitativen Beschäftigungsanpassungen führt. Wo eine KI-Technologie einzelne Aufgaben von Arbeitskräften übernommen hatte, wurden Letztere selten entlassen, sondern vielmehr auf andere Arbeitsplätze versetzt oder übernahmen andere, häufig hochwertigere beziehungsweise komplexere Aufgaben.

Bei Studien dieser Art ist eine Ableitung von quantitativen Nettobeschäftigungseffekten nicht möglich. Selbst eine qualitative Einschätzung unterliegt dem Vorbehalt, dass andere hierfür relevante Unternehmensmerkmale nicht berücksichtigt werden (hierzu zählt zum Beispiel die Unternehmensgröße). Ferner bleibt dadurch auch grundsätzlich offen, ob in vergleichbaren Unternehmen, die auf den Einsatz von KI verzichtet haben, sich die Beschäftigung zumindest qualitativ günstiger, gleich oder ungünstiger entwickelt hat und potenzielle Beschäftigungseffekte am Ende auf andere Faktoren zurückzuführen sind, die mit einem KI-Einsatz korrelieren beziehungsweise diesen erst auslösen.

- Giering et al. (2021) zeigen auf Basis des Sozio-oekonomischen Panels (SOEP), dass die Mehrheit der Erwerbstätigen in Deutschland weiterhin Tätigkeiten ausübt, die potenziell von KI-basierten Systemen übernommen werden könnten, und KI-Technologien in der Regel als Ergänzung zu selbstständig ausgeübten Tätigkeiten genutzt werden.
- Giuntella et al. (2023) nutzen diese Daten ebenfalls und finden beispielsweise im Rahmen einer Panelanalyse keinen signifikanten Einfluss der KI-Nutzung im Arbeitsalltag auf die psychische Gesundheit der Beschäftigten.
- Auf Basis einer Beschäftigtenbefragung in zwei Branchenclustern und sieben OECD-Ländern stellen Lane et al. (2023) fest, dass die große Mehrheit der Befragten (knapp 80 Prozent) davon überzeugt ist, dass

sich ihre Arbeitsleistung zumindest ein bisschen verbessert hat. Mehr als jeder Zweite berichtet von mehr Spaß und einer verbesserten mentalen und physischen Gesundheit. Letzteres ist wiederum stärker im Verarbeitenden Gewerbe zu beobachten und deutet daraufhin, dass intelligente Maschinen körperliche schwere Arbeit übernehmen und dadurch die Sicherheit in der Produktion erhöhen können. Auffällig ist, dass die tendenziell positiven Erfahrungen der KI-Nutzung sich nicht im gleichen Ausmaß positiv auf die Erwartungen niederschlagen. KI-Nutzer haben überproportional die Sorge, innerhalb der nächsten zehn Jahre ihren Job zu verlieren. Grundsätzlich überwiegt bei den Befragten die Erwartung, dass sich die Löhne in der Zukunft ungünstig entwickeln. Allerdings sind hier Beschäftigte, die noch keine Berührungspunkte mit KI in ihrem beruflichen Alltag erlebt haben, anders als beim Blick auf einen sicheren Arbeitsplatz skeptischer als KI-Nutzer.

Bei Befragungen von Beschäftigten über die Nutzung und Verbreitung von KI im Umfeld ihres Arbeitsplatzes ist stärker noch als in Unternehmensbefragungen zu beachten, dass der Einsatz der Technologie für viele Erwerbstätige unbewusst passiert, obwohl Künstliche Intelligenz mittlerweile ein gängiger Begriff ist und im Arbeitsumfeld von Erwerbstätigen durchaus genutzt wird. Die empirischen Befunde werden daher maßgeblich dadurch beeinflusst, ob allgemein nach dem Einsatz von KI oder dem Gebrauch spezifischer digitaler Anwendungstools gefragt wird, hinter denen sich eine KI-Technologie verbirgt.

Grundsätzlich ist das Bild der vorliegenden empirischen Befunde, die auf Basis von Befragungsdaten erstellt werden, uneinheitlicher als bei den anderen beiden Ansätzen. Dies ist auch dem Umstand geschuldet, dass die Fragebogengestaltung einen zentralen Einfluss auf die Schlussfolgerungen ausübt, die aus den Antworten der Befragten gezogen werden. Gleichwohl lässt sich aus der vorliegenden Evidenz doch ableiten, dass sich die Auswirkungen des KI-Einsatzes auf die Beschäftigten und die Arbeitsbedingungen unterscheiden können. Sie legt nahe, dass dem Kontext, in dem der Einsatz von KI erfolgt, hier eine große Rolle zukommt.

3.2 Beschäftigungs- und Lohnentwicklung von Beschäftigten mit unterschiedlicher KI-Betroffenheit

3.2.1 Beschäftigungs- und Lohnentwicklung nach der KI-Nähe von Berufen

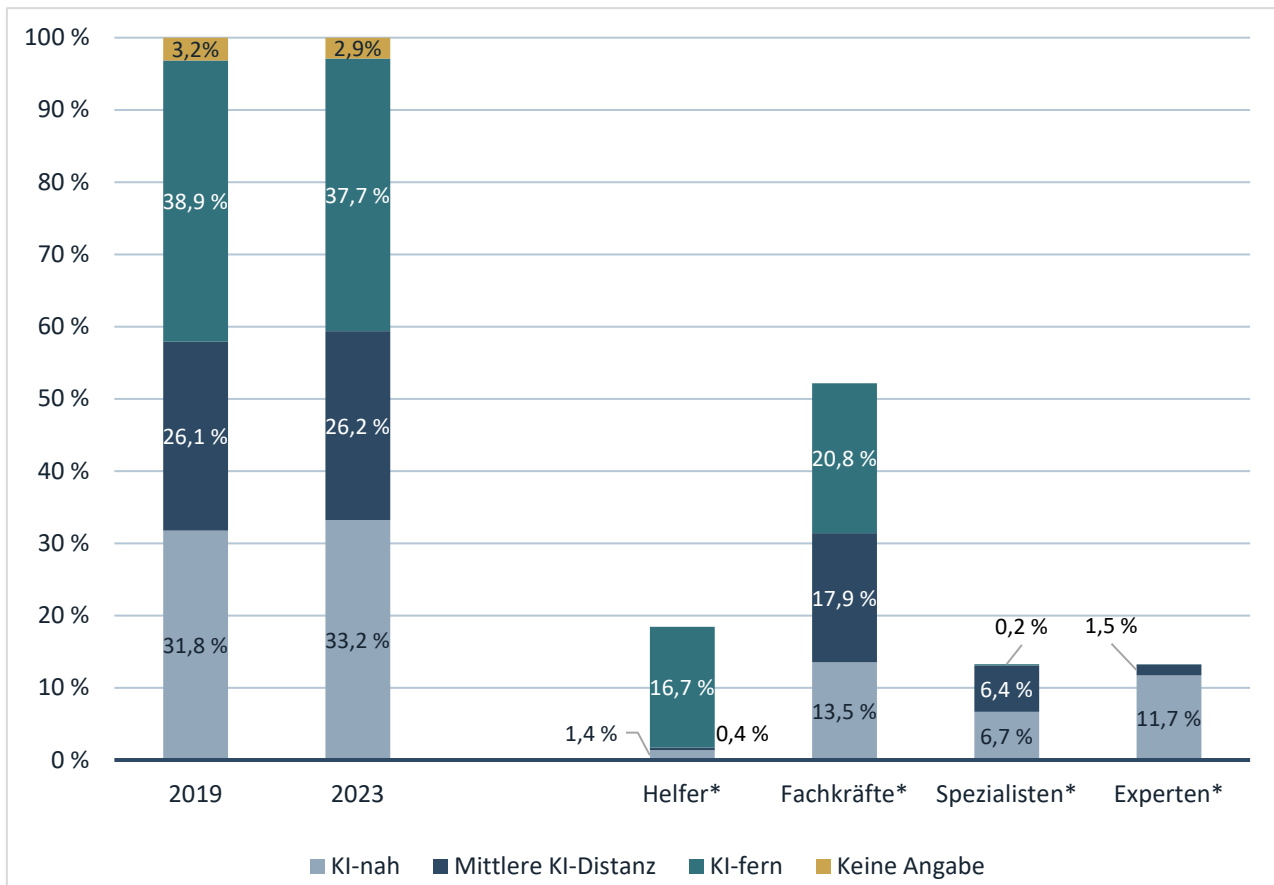
Felten et al. (2021) verglichen die Tätigkeiten von US-amerikanischen Berufsgruppen mit den technologischen Möglichkeiten des Jahres 2018 von zehn unterschiedlichen KI-Anwendungen (1. abstrakte Strategiespiele, 2. Videospiele in Echtzeit, 3. Bilderkennung, 4. visuelle Beantwortung von Fragen, 5. Bilderzeugung, 6. Leseverständnis, 7. Modellierung von Sprache, 8. Übersetzung, 9. Spracherkennung und 10. Erkennung von Instrumentalstücken). Daraus entwickelten die Forscher den Indikator KI-Nähe der Beschäftigung (im Englischen „Artificial Intelligence Occupation Exposure“) für den US-Arbeitsmarkt und stellten diesen über GitHub für weitere Forschung zur Verfügung.

Dieser Indikator KI-Nähe wurde vom Institut der deutschen Wirtschaft (IW) auf deutsche Berufsgruppen mit unterschiedlichen Anforderungsniveaus übertragen (Bundesagentur für Arbeit, 2021; Bureau of Labor Statistics, 2012) und in eine Skala von null (KI-fern) bis eins (KI-nah) überführt. Der Median der KI-Nähe unter den deutschen Berufsgruppen liegt bei 0,67 mit einer Standardabweichung von 0,21. Bis 0,57 sind Berufsgruppen

KI-fern und ab 0,77 KI-nah. Demnach ergeben sich die Grenzen zu KI-nah (KI-fern) aus dem Median der KI-Distanz plus (minus) einer halben Standardabweichung (Seele, 2024).

Abbildung 3-1: KI-Nähe der Beschäftigten

Anteil in Prozent der Beschäftigten, Angaben zum Anforderungsniveau beziehen sich auf den Dezember 2023



Lesehilfe: Im Dezember 2023 waren 20,8 Prozent der Beschäftigten in Deutschland KI-ferne Fachkräfte.

*Anteile an der Gesamtbeschäftigung im Dezember 2023 von Helfern, Fachkräften, Experten und Spezialisten.

Quellen: Felten et al., 2021; Bundesagentur für Arbeit, 2024; Institut der deutschen Wirtschaft

Die vier Balken rechts in der Abbildung 3-1 zeigen, dass der Indikator KI-Nähe mit dem beruflichen Anforderungsniveau steigt. Im Durchschnitt sind Helfer KI-fern, gefolgt von den Fachkräften sowie Spezialisten mit mittlerer KI-Distanz. Experten sind im Durchschnitt KI-nah. So waren im Dezember 2023 7 Prozent der Helfer und fast 90 Prozent der Experten KI-nah. Zudem war jede vierte Fachkraft und knapp jeder zweite Spezialist KI-nah.

Der Zeitvergleich 2019 und 2023 in den beiden linken Balken verdeutlicht, dass die KI-Nähe gemessen am Technologieniveau von 2018 auf dem deutschen Arbeitsmarkt zuletzt etwas höher war als vier Jahre zuvor. Experten und Spezialisten gewannen absolut (als Anteil an der Gesamtbeschäftigung) an Bedeutung und relativ nahm so die KI-Nähe im gesamten Arbeitsmarkt zu, während die Fachkräfte absolut und relativ KI-Nähe verloren, unter anderem auch weil sich Fachkräfte zu Spezialisten weiterqualifizierten. Die KI-nähe

Beschäftigung von Experten legte um 1,4 Prozentpunkte zu, KI-nahe Spezialisten um 0,6 Prozentpunkte. Gleichzeitig sank die KI-Nähe der Fachkräfte und Helfer, weil die Fachkräfte mit mittlerer KI-Distanz um 1,1 Prozentpunkte, die KI-fernen Fachkräfte um 1,7 Prozentpunkte und die KI-fernen Helfer um 0,6 Prozentpunkte zulegten.

In einem ersten Schritt wird der Frage nachgegangen, ob das Ausmaß der Mobilität von Beschäftigten zwischen Betrieben davon abhängt, welche KI-Nähe die Tätigkeiten aufweisen. Vor dem Hintergrund potenzieller Knappheitsprämien und einer stärkeren KI-Nähe insbesondere in Expertenberufen liegt die Vermutung nahe, dass in einem von Fachkräfteengpässen geprägten Arbeitnehmermarkt die zwischenbetriebliche Mobilität von KI-nahen Beschäftigten größer ausfallen könnte. Allerdings zeigt der Blick auf die Studien von Gathmann und Grimm (2022) sowie Gathmann et al. (2024) beispielhaft (vgl. Kapitel 3.1.1), dass die empirische Evidenz diesbezüglich uneinheitlich sein kann, obwohl dieselbe Definition einer KI-Betroffenheit gewählt worden ist.

Datengrundlage ist die repräsentative und schwach anonymisierte Stichprobe der integrierten Arbeitsmarkt- und Berufsbiografien (SIAB-Version 1975-2021.v1, Frodermann et al., 2021a und b), bereitgestellt durch das IAB als Forschungsinstitut der Bundesagentur für Arbeit (vgl. Seele/Stettes, 2025), für eine Erläuterung der Methodik, des Datensatzes und der Datenaufbereitung). In der Mobilitätsanalyse werden sowohl die sozialversicherungspflichtigen Teilzeit- als auch die Vollzeitbeschäftigten berücksichtigt. Da die Löhne als Indikator für die Arbeitsproduktivität verwendet werden, beschränkt sich die Analyse hier auf Vollzeitbeschäftigte, da die SIAB nicht die Anzahl der individuellen Wochenarbeitsstunden ausweist, wodurch keine Stundenlöhne berechnet werden können. Gleichwohl existiert mit Blick auf die Tagesentgelte auch bei Rückgriff nur auf Vollzeitkräfte das Risiko, dass die nachfolgenden empirischen Befunde aufgrund unterschiedlich langer vertraglicher Arbeitszeiten dennoch verzerrt sein könnten.

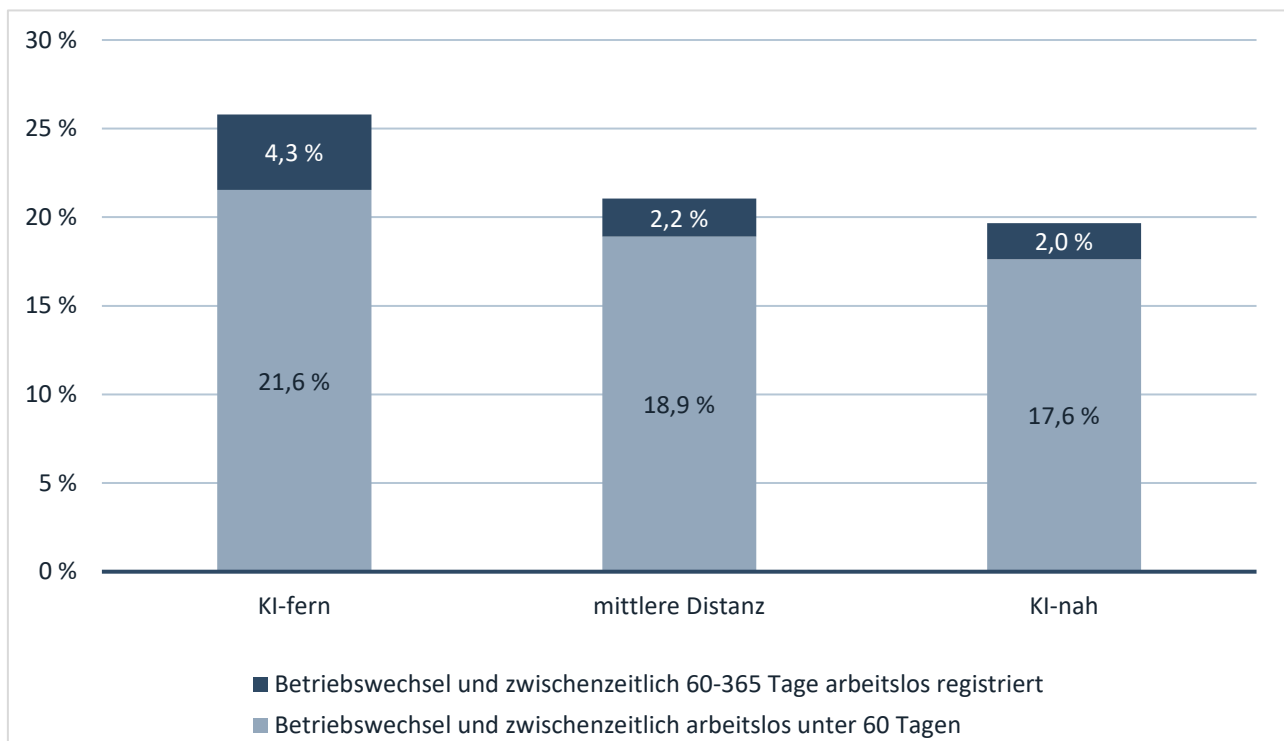
Betriebswechsel können grundsätzlich unterschiedliche Auslöser haben. Sie können freiwillig sein oder durch eine Entlassung im ursprünglichen Unternehmen erzwungen werden. Die SIAB weist diesbezüglich keine zuverlässigen Informationen auf, sodass man sich diesem Gesichtspunkt nur annähern kann. Im Folgenden wird als Betriebswechsler definiert, wenn ein Beschäftigter in einem Betrieb x zum 30. Juni eines Jahres im Folgejahr zum gleichen Zeitpunkt bei einem Betrieb y arbeitet. Zudem werden die Betriebswechsler in zwei Gruppen eingeteilt:

- Betriebswechslern, die in dem Zeitraum vom 30. Juni eines Jahres bis zum 30. Juni des Folgejahres insgesamt weniger als 60 Tage arbeitslos gewesen sind, wird unterstellt, dass sie nach dem Ausscheiden aus dem alten Betrieb relativ leicht eine Anschlussbeschäftigung finden konnten und demzufolge eher günstige Arbeitsmarktperspektiven aufweisen.
- Betriebswechsler, die in dem Zeitraum vom 30. Juni eines Jahres bis zum 30. Juni des Folgejahres mindestens 60 Tage, aber maximal 365 Tage arbeitslos gewesen sind, weisen hingegen eine längere Arbeitsplatzsuche auf, was (auch) für ungünstigere Jobperspektiven sprechen könnte.

Abbildung 3-2 zeigt, dass zwischen 2014 und 2019 rund jeder vierte KI-ferne Beschäftigte den Betrieb gewechselt hat. Darunter waren gut 4 Prozentpunkte der Beschäftigten, denen es unter Umständen erst nach einer Suchdauer von 60 Tagen und mehr wieder gelang, einen Arbeitsplatz finden. Die Abbildung impliziert

zugleich, dass mit steigender KI-Nähe die Wechselhäufigkeit kleiner ist und eine längere Arbeitsplatzsuche seltener auftritt (nur noch in 10 Prozent der Fälle). Die KI-Nähe als Betroffenheitsindikator weist vor diesem Hintergrund ein ähnliches Mobilitätsmuster auf wie das Substituierbarkeitsrisiko und Digitalisierungsberufe (vgl. hier Seele/Stettes, 2023). Seele und Stettes (2023) differenzieren in ihrer Analyse ebenfalls auf Basis des SIAB allerdings nicht, ob die Beschäftigten zwischen einem Betriebswechsel unterschiedlich lange Zeiten der Arbeitslosigkeit aufweisen. Dagegen unterscheiden sie zwischen Betriebswechslern und Personen, die im Folgejahr zum Beobachtungszeitpunkt 30. Juni arbeitslos waren. Vorsichtig interpretiert implizieren die Befunde, dass mit KI-Nähe stabilere Beschäftigungsverhältnisse einhergehen. Insofern bestätigen sie die bisherige empirische Evidenz, dass keine nachteilige Arbeitsmarkteffekte bei einem zunehmenden Einsatz von KI beobachtet werden.

Abbildung 3-2: Mobilitätsprozesse nach KI-Nähe
in Prozent der sozialversicherungspflichtig Beschäftigten, 2014 bis 2019



Hinweis: Die Differenz der jeweiligen Balkensumme zu 100 Prozent ergibt den Anteil der Beschäftigten, die über die gesamte Beobachtungszeit beim gleichen Betrieb verweilten. KI-Nähe basierend auf Felten et al (2021) und vom IW übertragen (Seele, 2024) auf die deutsche KIdB2010. Schwach anonymisierte Version der Stichprobe der Integrierten Arbeitsmarktbiografien (SIAB) - Version 7521 v1.

Quellen: IAB; Felten et al., 2021; Institut der deutschen Wirtschaft

In einem zweiten Schritt wird die reale Lohnentwicklung in Euro von 2015 von Vollzeitbeschäftigten nach KI-Nähe als Approximation für die Arbeitsproduktivitätsentwicklung betrachtet. Tabelle 3-1 zeigt die Mediantagesentgelte von Beschäftigten, die im ursprünglichen Betrieb verweilen, und jenen, die den Betrieb gewechselt haben, und deren durchschnittliche Veränderung in Prozent in den zwei Folgejahren. Dabei wird anhand der KI-Nähe der beruflichen Tätigkeit differenziert. Es wird ersichtlich, dass KI-nahe Beschäftigte im Startjahr

höhere Mediantagesentgelte beziehen und in den Folgejahren eine dynamischere Lohnentwicklung verzeichnen als die jeweilige Vergleichsgruppe KI-fern. Dies gilt für Beschäftigte, die im Betrieb verweilen, gleichermaßen wie für Betriebswechsler. Beispielsweise weisen KI-nahe Beschäftigte, die im ursprünglichen Betrieb bleiben, ein um 34,20 Euro höheres Medianentgelt und einen um 1,6 Prozentpunkte größeren Zuwachs auf als KI-ferne Beschäftigten, die nicht wechseln. Dieser Befund ist plausibel, da KI-nahe Beschäftigte häufig in Tätigkeiten mit höheren Qualifikationsanforderungen beschäftigt sind. Offen bleibt dabei aber, ob der überdurchschnittliche Lohnzuwachs KI-naher Betriebswechsler, insbesondere solcher ohne längere Phasen von Arbeitslosigkeit, auch Lohnprämien für KI-Kompetenzen anzeigt, wie dies Analysen auf Basis von Stellenanzeigen nahelegen.

Tabelle 3-1: Tagesentgelt von Vollzeitbeschäftigten ohne Mindestlohnbetroffene nach KI-Nähe

Mediantagesentgelt in Euro (2015) vor dem Betriebswechsel und durchschnittliche Änderung in Prozent in den Folgeperioden nach einem Betriebswechsel

Beschäftigtengruppe	Median-tagesentgelt (t ₀)	Median-tagesentgelt N	Durchschnittliche Veränderung des Tagesentgelts (t ₁ -t ₀)/t ₀	Durchschnittliche Veränderung des Tagesentgelts N	Durchschnittliche Veränderung des Tagesentgelts (t ₂ -t ₁)/t ₁	Durchschnittliche Veränderung des Tagesentgelts N
KI-nahe Verweiler	122,04 €	54.167	5,0 %	54.167	4,9 %	52.470
KI-ferne Verweiler	87,80 €	89.738	3,4 %	89.738	3,0 %	84.663
Alle Betriebswechsler	83,29 €	19.789	12,9 %	19.789	7,3 %	47.722
Betriebswechsler ohne/mit kurzer Arbeitslosigkeit	84,27 €	18.180	13,5 %	18.180	7,4 %	45.249
Betriebswechsler mit mittellanger Arbeitslosigkeit	73,39 €	1.609	6,0 %	1.609	5,8 %	2.473
KI-nahe Betriebswechsler ohne/mit kurzer Arbeitslosigkeit	109,25 €	7.016	17,3 %	7.016	9,3 %	16.726
KI-ferne Betriebswechsler ohne/mit kurzer Arbeitslosigkeit	75,23 €	11.164	11,1 %	11.164	6,3 %	28.523
KI-nahe Betriebswechsler mit mittellanger Arbeitslosigkeit	96,65 €	366	13,8 %	366	6,0 %	723
KI-ferne Betriebswechsler mit mittellanger Arbeitslosigkeit	70,34 €	1.243	3,7 %	1.243	5,6 %	1.750

Hinweis: Schwach anonymisierte Version der Stichprobe der Integrierten Arbeitsmarktbiografien (SIAB) - Version 7521 v1.

Quellen: IAB; Institut der deutschen Wirtschaft

Beschäftigte, die nach einem Wechsel zunächst für einen Zeitraum von 60 bis 365 Tagen arbeitslos waren, weisen grundsätzlich vor dem Betriebswechsel niedrigere Mediantagesentgelte auf als Beschäftigte, die bei ihrem Betrieb bleiben oder nur kurz arbeitslos waren (weniger als 60 Tage). Analog zu dem Befund aus Abbildung 3-2 zeigt Tabelle 3-1, dass KI-ferne Beschäftigte häufiger den Betrieb wechseln als KI-nahe Beschäftigte und dabei zwischen 60 und 365 Tagen arbeitslos waren. In den Jahren 2014 bis 2019 verweilen sieben von acht Vollzeitbeschäftigten zwischen zwei Stichtagen im gleichen Betrieb. 10 Prozent der KI-fernen Betriebswechsler weisen eine mittellange Arbeitslosigkeitsdauer von 60 bis 365 Tagen auf. Bei den KI-nahen Betriebswechslern ist der entsprechende Anteil mit 5 Prozent halb so groß. Wenn KI-nahe Beschäftigte den Betrieb wechseln, geht dem dagegen häufiger keine oder nur eine kurze zeitliche Unterbrechung von weniger als 60 Tagen voraus. Dieser Befund kann als Indiz dafür interpretiert werden, dass aufgrund von Arbeitsmarktengpässen KI-nahe Beschäftigte leichter den Betrieb wechseln können und demnach bisher keine nachteiligen Arbeitsmarkteffekte mit KI-Nähe verbunden sind.

Die KI-Betroffenheit ist unter Experten und Spezialisten besonders groß. Der Anteil KI-naher Beschäftigter ist zwischen 2019 und 2023 angestiegen. Die Mobilitätsanalyse signalisiert zudem, dass KI-nahe Beschäftigte seltener den Betrieb wechseln als KI-ferne Beschäftigte und dabei seltener längerer Arbeitslosigkeitsphasen von mindestens 60 Tagen durchlebt haben. KI-nahe Vollzeitbeschäftigte erhielten im Median ein höheres Tagesentgelt und profitierten von einer dynamischeren Entwicklung beim Tagesentgelt als KI-ferne Vollzeitbeschäftigte ihrer jeweiligen Vergleichsgruppe.

3.2.2 Lohnentwicklung nach KI-Nutzung durch Beschäftigte

Im Jahr 2020 arbeiteten 13 Prozent der Beschäftigten mindestens täglich mit KI-Anwendungen zusammen, die Datensätze automatisch verarbeiten und selbständig auswerten, 15 Prozent selten oder wöchentlich (Basis ist das SOEP, vgl. Büchel/Monsef, 2024). Diese Erkenntnis überschneidet sich insbesondere mit einer Analyse von Einsatzbereichen in KI-Stellenanzeigen im Jahr 2023 (Büchel et al., 2023): Darin möchten Unternehmen KI primär dazu einsetzen, um große Mengen an Unternehmensdaten automatisiert und autonom analysieren und aus den gewonnenen Erkenntnissen geschäftsrelevante Entscheidungen ableiten zu können (Business Intelligence und Big Data). 9 Prozent der für das SOEP befragten Beschäftigten arbeiten mindestens täglich mit KI-Anwendungen zusammen, die Texte oder Zahlen automatisch erkennen und verarbeiten, gefolgt von KI, die Fragen zu Fachwissen automatisch beantwortet (5 Prozent). Gerade letzterer Einsatzbereich könnte infolge der Einführung von ChatGPT und weiterer KI-Chatbots seit Ende 2022 deutlich zugelegt haben. Darauf deutet beispielsweise eine Analyse von Stellenanzeigen mit ChatGPT-Bezug hin, bei der eine deutliche Zunahme der ChatGPT-Stellenanzeigen im ersten Halbjahr 2023 festgestellt wird (Büchel/Mertens, 2023). 5 Prozent der Beschäftigten arbeiten ebenfalls zumindest täglich mit KI-Anwendungen zusammen, die Bilder und Videos verarbeiten, 4 Prozent mit KI-Anwendungen, die Sprache verarbeiten.

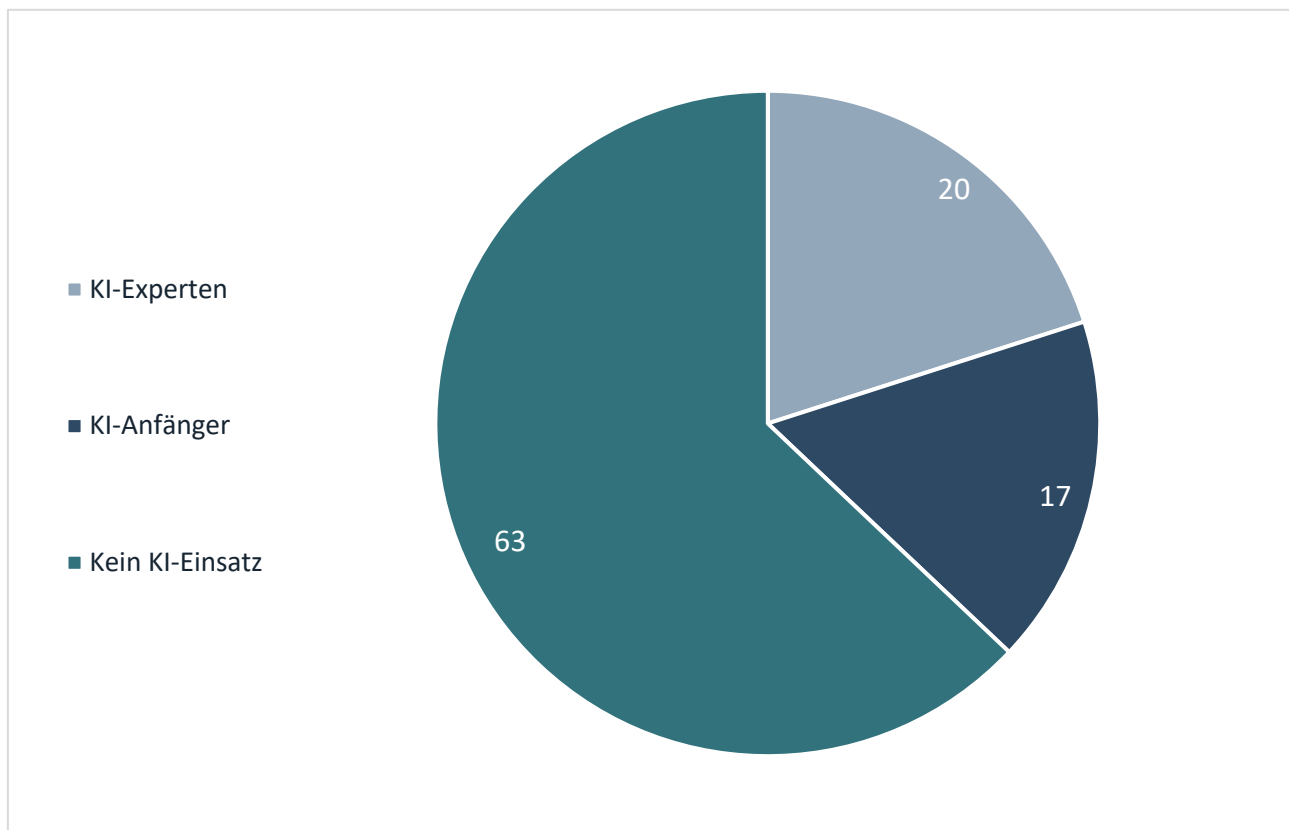
Insgesamt nutzen jedoch viele Beschäftigte KI nicht am Arbeitsplatz. Vorstellbar ist hier, dass einzelne Beschäftigte KI häufig in vielen Einsatzbereichen nutzen und somit ein Großteil der Beschäftigten KI gar nicht oder nur selten einsetzt. Um dies genauer zu untersuchen, wird im Folgenden eine bereichsübergreifende Messgröße der KI-Nutzungsintensität der Beschäftigten entwickelt (vgl. Büchel/Monsef, 2024). So kann eine Aussage darüber getroffen werden, wie viele Beschäftigte in Deutschland überhaupt KI nutzen und wie hoch

der Anteil der häufigen und seltenen Nutzer ist. Basierend auf ihrem Antwortverhalten werden die befragten Beschäftigten in drei Gruppen eingeteilt:

- Beschäftigte ohne KI-Einsatz
- Beschäftigte mit geringem KI-Einsatz (KI-Anfänger)
- Beschäftigte mit intensivem KI-Einsatz (KI-Experten)

Abbildung 3-3: KI-Nutzung von Beschäftigten in Deutschland

Anteil der Beschäftigten, die im Jahr 2020 bei ihrer Arbeit mit KI-Anwendungen zusammenarbeiten, nach Intensität der KI-Nutzung in Prozent aller Befragten



Rundungsdifferenzen möglich.

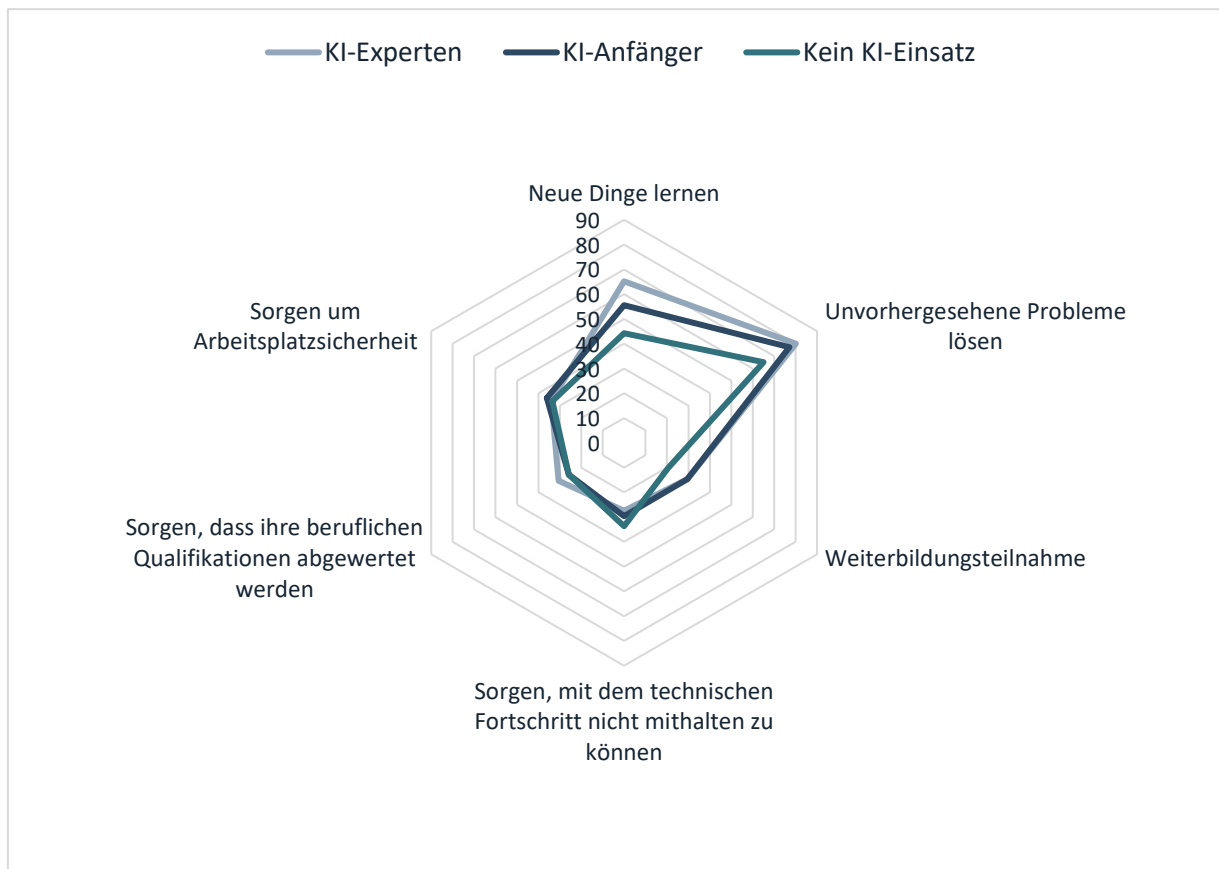
Quellen: SOEP-v37; Institut der deutschen Wirtschaft

Beschäftigte ohne KI-Einsatz geben bei allen fünf KI-Einsatzbereichen die Antwortmöglichkeit „nie“ an. Ein geringer KI-Einsatz liegt vor, wenn Beschäftigte zumindest in einem Bereich „selten“ oder „wöchentlich“ mit einer KI-Anwendung zusammenarbeiten, allerdings in keinem Bereich „täglich“ oder „mehrmals täglich“. Beschäftigte setzen KI intensiv ein, wenn sie mindestens in einem Bereich „täglich“ oder „mehrmals täglich“ KI nutzen. Im Ergebnis zeigt sich, dass 37 Prozent der befragten Beschäftigten zumindest selten mit KI-Anwendungen zusammenarbeiten (Abbildung 3-3). 20 Prozent zählen zu KI-Experten und 17 Prozent zu KI-Anfängern. 63 Prozent arbeiten gar nicht mit KI-Anwendungen. Etwa die Hälfte der KI-Anfänger gibt dabei mindestens noch einen zweiten KI-Einsatzbereich an, bei den KI-Experten sind es mehr als 70 Prozent. Männer,

Jüngere und Hochqualifizierte nutzen KI-Tools signifikant häufiger und intensiver am eigenen Arbeitsplatz (Büchel/Monsef, 2024, 52).

Abbildung 3-4: Arbeitsplatzmerkmale nach KI-Nutzung

Anteile der Beschäftigten nach Arbeitssituationen, Sorgenniveaus¹⁾ und Intensität der KI-Nutzung im Jahr 2020 an allen Befragten in Prozent



1) Bei der Arbeitssituation werden die Angaben „oft“ oder „immer“ gezählt, bei Sorgen „einige Sorgen“ und „große Sorgen“.

Quellen: SOEP v37; Institut der deutschen Wirtschaft

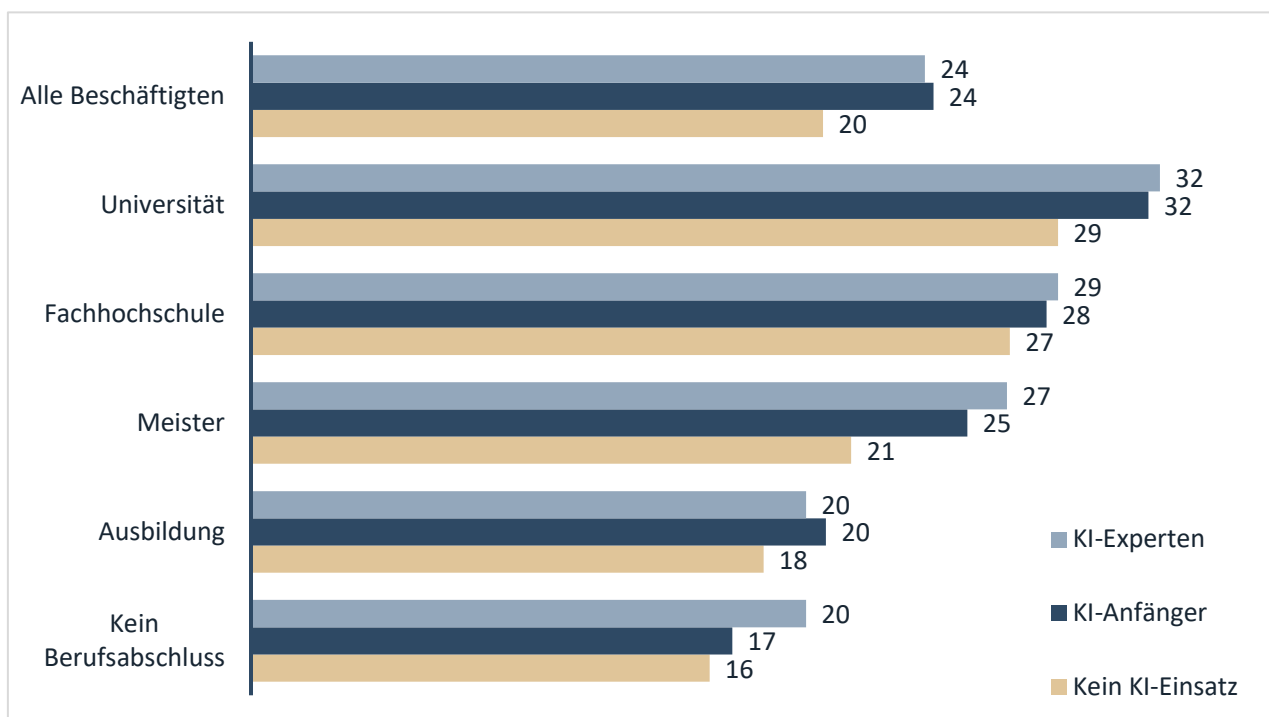
Die beruflichen Anforderungen von KI-Experten und KI-Anfänger unterscheiden sich von jenen, die an Beschäftigte ohne KI-Erfahrung gestellt werden. KI-Nutzer geben unabhängig von der Nutzungsintensität häufiger an, bei ihrer Arbeit neue Dinge zu lernen und unvorhergesehene Probleme zu lösen, als Beschäftigte, die keine KI nutzen (Abbildung 3-4). KI-Experten und KI-Anfänger sind ferner seltener besorgt als Beschäftigte ohne KI-Bezug, nicht mit dem technischen Fortschritt mithalten zu können. Dagegen treibt KI-Experten häufiger als andere der Gedanke um, dass ihre beruflichen Qualifikationen abgewertet werden könnten. Dies könnte ein Indiz dafür sein, dass gerade Beschäftigten, die KI-Anwendungen intensiv nutzen beziehungsweise in diesem Zusammenhang möglicherweise die Anwendungen mitentwickeln, die Veränderungspotenziale von KI und deren Auswirkungen auf die Arbeitswelt stärker bewusst sind als Beschäftigten ohne KI-Einsatz oder KI-Anfänger. Dafür weisen sie wiederum (zusammen mit KI-Anfängern) eine höhere Teilnahmequote an Weiterbildungsmaßnahmen auf. Dies mag auch ein Grund sein, warum sie nicht eine größere Sorge um die

Arbeitsplatzsicherheit erfüllt. Der Befund auf Basis des SOEP steht daher im Kontrast zu den Befunden von zum Beispiel Lane et al. (2023).

Sowohl KI-Experten als auch KI-Anfänger weisen im Durchschnitt höhere Bruttostundenlöhne als nicht KI-nutzende Beschäftigte auf (Abbildung 3-5). Dies gilt auf jedem Qualifikationslevel. Büchel und Monsef (2024, 58 ff.) zeigen, dass die Löhne von KI-Experten und KI-Nutzern auch nach Kontrolle für andere Einflussfaktoren höher sind als die Löhne von Beschäftigten, die keine KI-Anwendungen nutzen. Ferner scheinen insbesondere Beschäftigten mit einem Hochschulabschluss von dem Einsatz von KI zu profitieren. Zudem scheint der intensive KI-Einsatz Beschäftigte ohne eine abgeschlossene Berufsausbildung zu befähigen, anspruchsvollere Aufgaben zu erledigen, wodurch sie am Ende ein vergleichbares Lohnniveau erzielen wie Beschäftigte mit einer abgeschlossenen Berufsausbildung.

Abbildung 3-5: Löhne in Deutschland nach KI-Nutzung

Durchschnittliche Bruttostundenlöhne von Vollzeitbeschäftigten nach Bildungsniveau und Intensität der KI-Nutzung im Jahr 2020; gerundete Werte in Euro



Quelle: SOEP-v37; Institut der deutschen Wirtschaft

Beschäftigte, die KI einsetzen, äußern seltener Befürchtungen, dass sie nicht mit dem technischen Fortschritt mithalten können, dafür eher die Sorge, dass ihre beruflichen Qualifikationen abgewertet werden könnten. Ihre Bruttostundenlöhne sind im Durchschnitt um vier Prozent höher als jene von Beschäftigten ohne KI-Nutzung. Dies gilt unabhängig davon, ob Beschäftigte intensiv oder weniger intensiv mit KI-Anwendungen zusammenarbeiten. Im Kontrast zu früheren technologischen Neuerungen, von denen insbesondere Hochqualifizierte profitieren konnten, zeigt sich der positive Zusammenhang zwischen Lohnhöhe und KI-Nutzung für alle Bildungsgruppen.

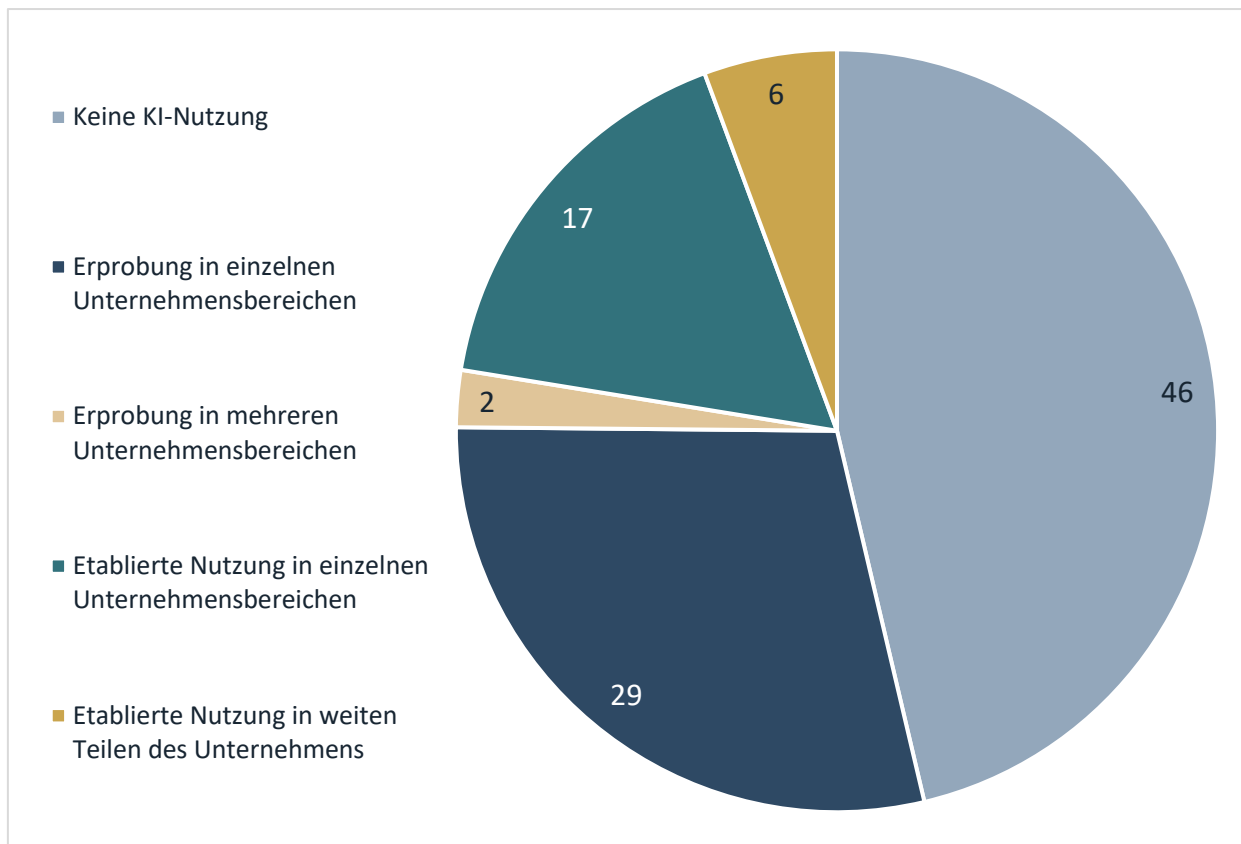
3.3 Produktivitätseffekte auf Basis von IW-Befragungen

3.3.1 Eindrücke aus dem IW-Personalpanel 2024 – Die Sicht der Personalverantwortlichen

Im Sommer 2024 hat sich der Einsatz von KI-Anwendungen nach eigener Aussage in mehr als einem Fünftel der Unternehmen (22,5 Prozent) in Deutschland etabliert (Abbildung 3-6). Darunter befinden sich in fast drei Viertel der Fälle Unternehmen (16 Prozentpunkte), in denen Verfahren der Bilderkennung, Sprach- und Textanwendungen genutzt werden, also KI im engeren Sinn (s. Textkasten 1). Ein weiteres knappes Drittel der Unternehmen (31 Prozent) erprobt derzeit KI-Anwendungen. Von diesen können etwas mehr als die Hälfte (16 Prozentpunkte) als KI-Nutzer im engeren Sinn bezeichnet werden. Knapp die Hälfte der befragten Unternehmen (46 Prozent) setzt keine KI-Anwendungen ein. Dies ist vor allem darauf zurückzuführen, dass sich weiterhin kleine Unternehmen mit weniger als 50 Beschäftigten beim Einsatz von KI zurückhalten. Dagegen verzichtet lediglich ein Fünftel der großen Unternehmen mit 250 und mehr Beschäftigten auf KI-Anwendungen zur Erprobung oder in der etablierten betrieblichen Routine.

Abbildung 3-6: KI-Reifegrad

Anteil der Unternehmen in Prozent



N = 796.

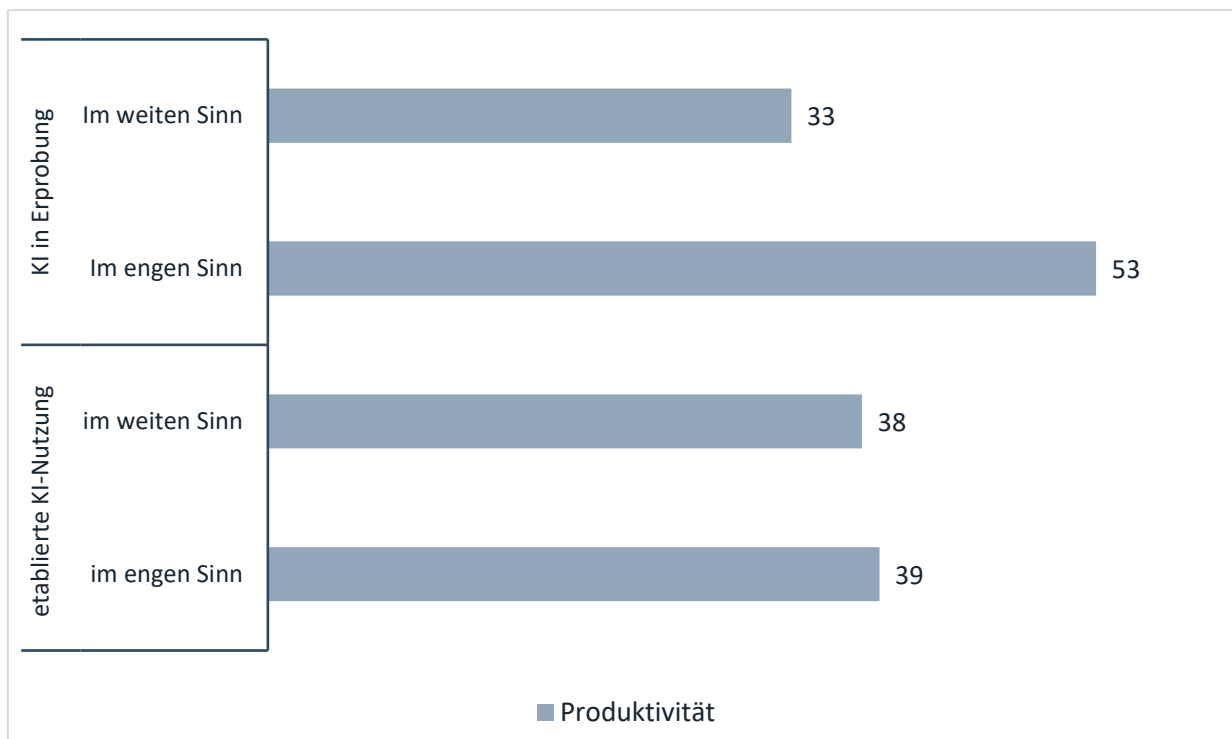
Quelle: IW-Personalpanel 2024, Welle 36

Unter den Unternehmen, in denen bislang keine KI-Anwendungen zum Einsatz gekommen sind, geht ein gutes Drittel davon aus, dass die eigene Produktivität durch die Nutzung von KI grundsätzlich steigen könnte. In der ifo-Konjunkturumfrage aus dem Juni 2024 erwarten sogar sieben von zehn Betrieben, dass sich der Einsatz von KI positiv auf die Produktivität auswirken wird – wobei hier Betriebe mitberücksichtigt werden, die bereits KI-Anwendungen implementiert haben (Kerkhof et al., 2024, 42). Auch wenn Einschätzungen von Nicht-Nutzern möglicherweise durch eine öffentliche Berichterstattung beeinflusst werden könnten, werden ihre Angaben durch die Erfahrungen von Personalverantwortlichen in KI-nutzenden Unternehmen gestützt.

Knapp vier von zehn Unternehmen, bei denen der Einsatz von KI aus der Erprobung herausgewachsen ist und sich in einzelnen Bereichen oder sogar in weiten Teilen des Betriebs etabliert hat, sind davon überzeugt, dass die Arbeitsproduktivität durch die entsprechenden KI-Anwendungen gestiegen ist (Angabe: etwas oder stark gestiegen). Dies gilt für KI-Nutzer im engen und im weiten Sinn gleichermaßen (Abbildung 3-7). Viele Personalverantwortliche sind folglich von dem Potenzial der eingesetzten KI-Anwendungen überzeugt, die Arbeitsproduktivität zu erhöhen. Dies korrespondiert mit Befunden von Lane et al. (2023).

Abbildung 3-7: Produktivitätseffekte von KI auf Unternehmensebene

Anteil der Unternehmen in Prozent, die über positive Produktivitätseffekte des KI-Einsatzes berichten, 2024



1) KI-Nutzung im engen Sinn (ieS): Künstliche Intelligenz in Form von Bilderkennung, Sprachanwendungen, Texterstellung (automatische Übersetzung). 2) KI-Nutzung im weiten Sinn (iwS): Unternehmen, die digitale Dienstleistungen anbieten, Big Data-Analysen zur Prozessoptimierung oder Produktentwicklung durchführen, auf das Internet der Dinge setzen, Maschinen und Anlagen autonom über das Internet steuern lassen (cyber-physische Systeme) oder Bilderkennungs-, Sprachanwendungs- und Texterstellungstools einsetzen; N = 471.

Quelle: IW-Personalpanel 2024, 36. Welle

Die Einschätzung zu den Produktivitätsauswirkungen von KI ist bei Unternehmen, die den Einsatz noch erproben, uneinheitlicher. Während mehr als die Hälfte der Unternehmen, die Bilderkennungs-, Sprachanwendungs- oder Texterstellungstools erproben (KI-Nutzung im engen Sinn), eine Zunahme der Arbeitsproduktivität beobachten, sind es unter den Unternehmen, bei denen die KI potenziell auch bei der Entwicklung beziehungsweise Bereitstellung digitaler Dienstleistungen, Big-Data-Analysen, dem Einsatz des Internets der Dinge oder cyber-physischer Systeme getestet werden, nur ein Drittel. Rechnet man aus dieser Gruppe die Unternehmen heraus, die eine KI im engen Sinn erproben, berichtet nur noch jedes achte Unternehmen von einem positiven Produktivitätseffekt in der Erprobungsphase.

Wenn KI-Nutzer im engeren Sinn eine deutlich positivere Produktivitätserfahrung angeben als Unternehmen, die KI erst erproben, könnte dies daran liegen, dass generative KI seit Veröffentlichung von ChatGPT ein hohes mediales Interesse genießt und damit Neugier geweckt hat. Wer nun diese KI-Tools erprobt, ist möglicherweise beeindruckt von deren Möglichkeiten, Sprache zu erkennen und zu verarbeiten, jedoch ohne bereits einen Business Case vor Augen zu haben, wie die Tools längerfristig gewinnbringend eingesetzt werden können. Dass etablierte Nutzer verhaltener reagieren, mag ein Hinweis darauf sein, dass sich die anfängliche Euphorie nach einer Zeit wieder legen könnte.

Textkasten 1: Das IW-Personalpanel

Es werden Daten aus der Welle 36 des IW-Personalpanels genutzt, die vom 11.06.2024 bis 31.08.2024 erhoben wurden. Es haben insgesamt 815 Unternehmen teilgenommen. Um repräsentative Gesamtwerte für die Grundgesamtheit aller privatwirtschaftlichen Unternehmen mit mindestens einem sozialversicherungspflichtig Beschäftigten zu ermitteln, werden die Befragungsergebnisse mit Anzahlgewichten nach der Unternehmensanzahl anhand von Daten des Unternehmensregisters des Statistischen Bundesamtes hochgerechnet. Dabei wird zwischen vier unterschiedlichen Branchengruppen (Verarbeitendes Gewerbe inkl. Bau, Einzel-/Großhandel/Logistik, wirtschaftsnahe Dienstleister, gesellschaftsnahe Dienstleister) sowie drei Mitarbeitergrößenklassen (1 bis 49 Mitarbeitende, 50 bis 249 Mitarbeitende und ab 250 Mitarbeitende) unterschieden. Zusätzlich erfolgt im Rahmen dieser Hochrechnung eine Nonresponse-Korrektur.

Für die Beschreibung des Einsatzes von KI-Anwendungen, der beobachteten oder erwarteten Auswirkungen auf die Produktivität, die Arbeitszufriedenheit und auf den Gesundheitsschutz am Arbeitsplatz werden zwei Ansätze verfolgt:

1) KI-Nutzung im engen Sinn (ieS): Die Unternehmen geben im Rahmen einer Frage nach der derzeitigen Nutzung von unterschiedlichen Digitalisierungstechnologien direkt an, ob sie Künstliche Intelligenz in Form von Bilderkennung, Sprachanwendungen, Texterstellung und automatische Übersetzung etc. nutzen oder nicht. Befragte, die „weiß nicht“ antworteten, werden dabei zu den Nicht-Nutzern gezählt. Die Fragebogenformulierung könnte dazu führen, dass Befragte KI-Anwendungen in anderen Einsatzbereichen – zum Beispiel für die automatische Steuerung/Vernetzung von Maschinen, Durchführung von Mustererkennungen im Rahmen von Big Data-Analysen – bei einer Antwort auf die beschriebene Frage nach einer Nutzung von KI außer Acht lassen. Daher wird eine zusätzliche Variante berücksichtigt.

2) KI-Nutzung im weiten Sinn (iwS): Unternehmen, die mit Blick auf den Grad ihrer Digitalisierung entweder digitale Dienstleistungen anbieten, Big Data-Analysen zur Prozessoptimierung oder Produktentwicklung

durchführen, auf das Internet der Dinge setzen, Maschinen und Anlagen autonom über das Internet steuern lassen (cyber-physische Systeme) oder Bilderkennungs-, Sprachanwendungs- und Texterstellungstools einsetzen, werden zu den KI-Nutzern im weiteren Sinne gezählt. Zudem wird differenziert betrachtet, ob sie die KI-Anwendungen zumindest in einzelnen Bereichen erproben oder bereits etabliert nutzen.

3.3.2 Eindrücke aus der IW-Beschäftigtenbefragung 2024 – die Sicht der Beschäftigten

Abbildung 3-8 gibt die Erfahrung der Befragten mit den KI-Anwendungen aus der IW-Beschäftigtenbefragung 2024 wieder. Am häufigsten – auch schon seit längerer Zeit – werden Systeme zur Datenverarbeitung und -auswertung genutzt. Nahezu 30 Prozent der abhängig Beschäftigten setzen diese ein, gefolgt von automatischer Textverarbeitung mit 23,3 Prozent. Generative KI wird mit 21,3 Prozent ebenfalls häufig genutzt, allerdings nur von rund 5 Prozent schon seit mehr als zwei Jahren.

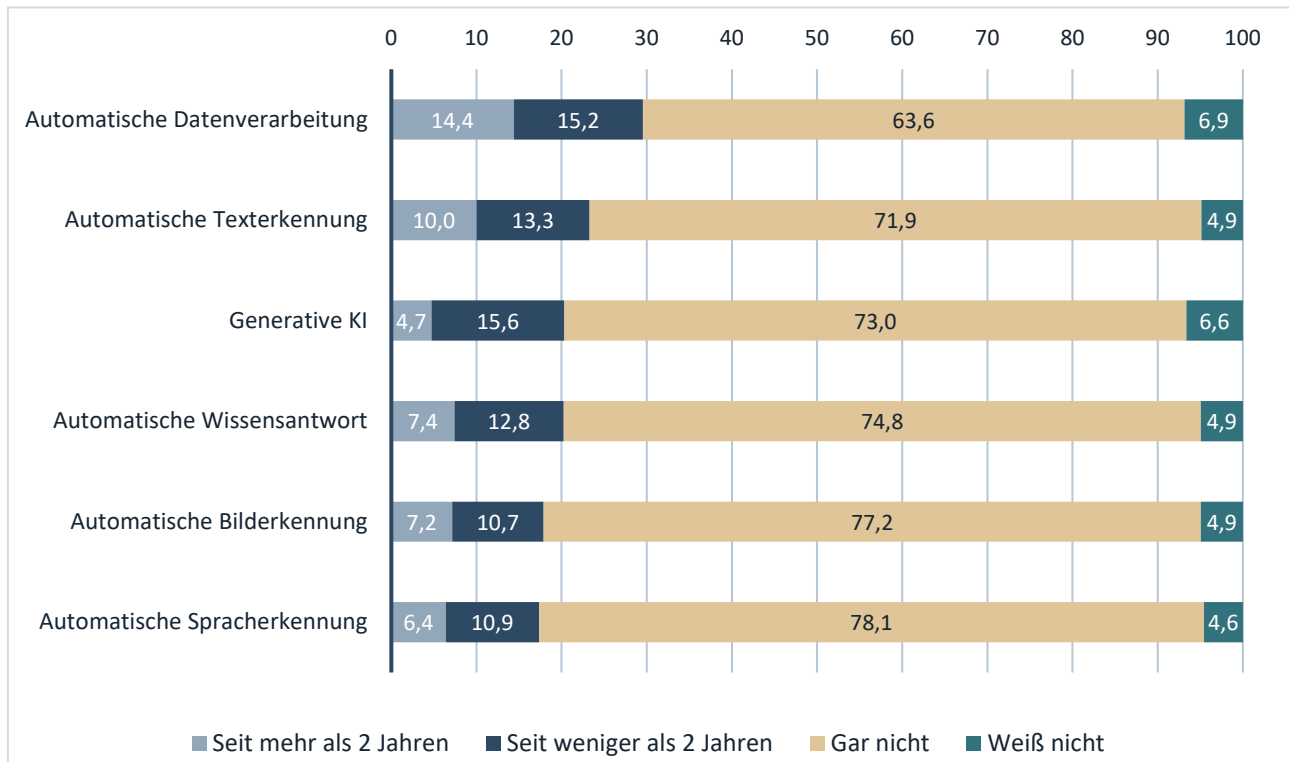
Textkasten 2: IW-Beschäftigtenbefragung 2024

Die Auswertung beruht auf Daten der IW-Beschäftigtenbefragung 2024, welche im April 2024 online durchgeführt wurde. Hierfür wurden 4.805 sozialversicherungspflichtig Beschäftigte und 255 geringfügig Beschäftigte ab 18 Jahren zu den Themen Transformation, Weiterbildung und Renteneintrittsentscheidung befragt. Arbeitslose und nicht erwerbstätige Personen sowie Selbstständige, Freiberufler und Beamte waren nicht an der Befragung beteiligt. Die Ergebnisse der Analyse werden anhand der Grundgesamtheit der sozialversicherungspflichtig und ausschließlich geringfügig Beschäftigten auf Basis der Beschäftigtenstatistik der Bundesagentur für Arbeit nach Geschlecht, Altersgruppen und Berufsabschluss gewichtet.

Die Operationalisierung von KI in der IW-Beschäftigtenbefragung orientiert sich am Sozio-oekonomischen Panel, in dem nicht direkt nach dem Einsatz von KI-Technologie, sondern indirekt nach Anwendungen wie der automatischen Sprach- oder Textverarbeitung gefragt wird (Fedorets et al., 2022). Um die zuletzt massive Ausbreitung von generativer KI – zu dieser zählt auch ChatGPT – abzubilden, wurde die Fragebatterie hierum ergänzt, trotz gewisser Überschneidungen zu anderen Antwortkategorien wie dem automatischen Erkennen und Verarbeiten von Sprache. Da OpenAI erst im November 2022 durch die Veröffentlichung von ChatGPT die Bekanntheit und Verbreitung von KI deutlich beschleunigt hat, differenziert die Befragung zwischen der Nutzung von KI-Anwendungen, die länger als zwei Jahre zurückliegt und einer Einführung von KI in den letzten beiden Jahren.

Abbildung 3-8: Erfahrungen mit KI-Anwendungen

Beschäftigte, die an ihrem Arbeitsplatz mit digitalen Systemen bzw. KI zu folgendem Anwendungszweck arbeiten, Angaben in Prozent der Beschäftigten, 2024



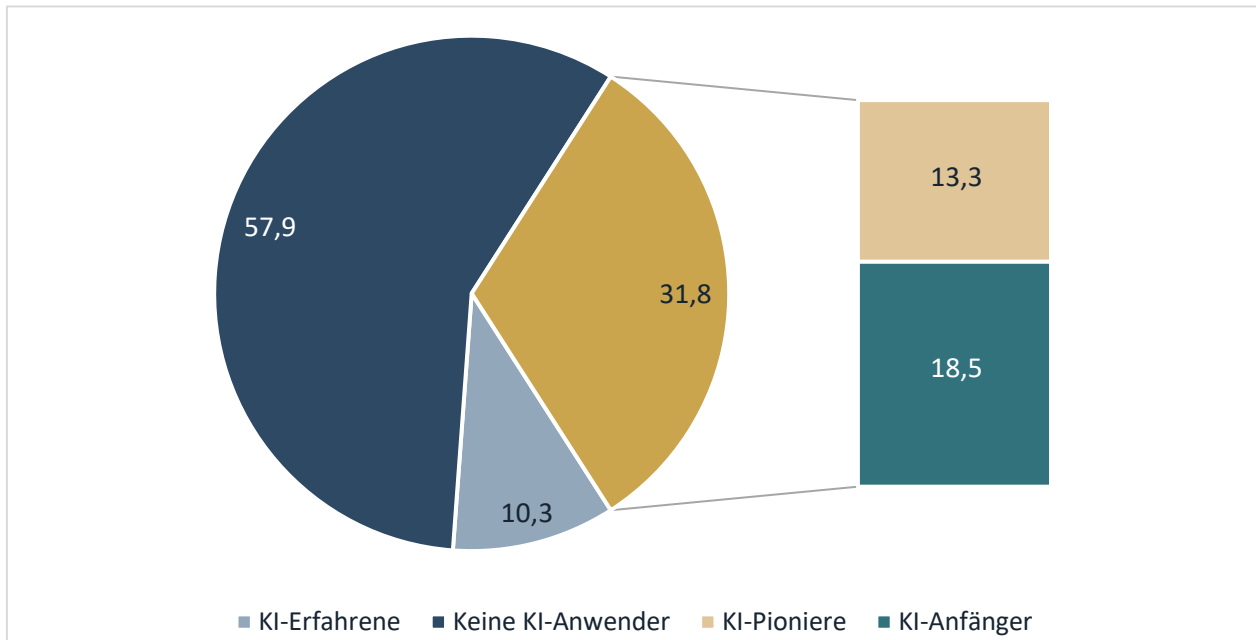
Automatische Spracherkennung: Sprache oder Sprachbefehle automatisch erkennen und verarbeiten; **Automatische Bilderkennung:** Bilder, Videos und Fotos automatisch erkennen und verarbeiten; **Automatische Texterkennung:** Texte, Handschrift oder Zahlen automatisch erkennen und verarbeiten; **Automatische Datenverarbeitung:** Informationen oder Datensätze automatisch verarbeiten und auswerten; **Automatische Wissensantwort:** Fragen zu Fachwissen automatisch beantworten; **Generative KI:** Zu den Anwendungen generativer KI (z. B. ChatGPT, Google Gemini, Microsoft Copilot) gehörend. Mehrfachnennungen möglich, 5.060 Beobachtungen.

Quelle: IW-Beschäftigtenbefragung 2024

Nahezu jeder Dritte hat in den letzten beiden Jahren die Einführung einer neuen KI-Anwendung an seinem Arbeitsplatz erlebt, für jeden Fünften war dies die erste bewusste Berührung mit KI im Arbeitskontext (Abbildung 3-9). Letztere werden im Folgenden als KI-Anfänger bezeichnet. Unter KI-Pionieren sind diejenigen gefasst, die sowohl in den letzten beiden Jahren neue KI-Anwendungen im Arbeitskontext ausprobiert haben als auch schon vorher mit anderen KI-Anwendungen gearbeitet haben. Rund 10 Prozent, die im Folgenden als KI-Erfahrene bezeichnet werden, arbeiten mit einer oder mehreren KI-Anwendungen bereits seit mehr als zwei Jahren, haben aber in der jüngeren Vergangenheit keine neuen KI-Anwendungen hinzubekommen. Rund 58 Prozent der abhängigen Beschäftigten haben bislang nach eigenem Dafürhalten noch nicht mit KI gearbeitet.

Abbildung 3-9: KI-Erfahrungsgruppen

Angaben in Prozent der Beschäftigten, 2024



KI-Erfahrene: Alle genutzten KI-Anwendungen sind seit mehr als zwei Jahren im Einsatz; **KI-Anfänger:** Alle genutzten KI-Anwendungen sind erst seit maximal zwei Jahren im Einsatz; **KI-Pioniere:** Die Person hat sowohl Erfahrungen mit KI-Anwendungen, die vor mehr als zwei Jahren eingeführt als auch mit neuen KI-Anwendungen, die innerhalb der letzten beiden Jahre eingeführt wurden. **Keine KI-Anwender:** Keine KI-Anwendung im Arbeitskontext, 5.060 Beobachtungen.

Quelle: IW-Beschäftigtenbefragung 2024

Rund 79 Prozent der KI-Erfahrenen wenden Programme zur automatischen Datenverarbeitung an (Tabelle 3-2). Unter den KI-Anfängern sind es mit rund 55 Prozent deutlich weniger. Büchel und Monsef (2024, 50) zeigen zudem, dass die automatische Datenverarbeitung am häufigsten von den Beschäftigten täglich oder mehrmals täglich genutzt wird. Generative KI ist unter den KI-Pionieren die Anwendung, die am häufigsten in den letzten zwei Jahren vor der Befragung hinzugekommen ist (53 Prozent). Auch fast jeder zweite KI-Anfänger kam in den letzten beiden Jahren zum ersten Mal mit generativer KI in Berührung (48 Prozent).

Beschäftigte, die schon länger im Unternehmen arbeiten, nutzen neue, erst in den letzten beiden Jahren eingeführte KI-Anwendungen seltener als neue Mitarbeiter (vgl. hierzu Hammermann et al., 2025, 83). Dies könnte dafür sprechen, dass Beschäftigte mit mehr Berufserfahrung und eingeübten Routinen in ihrem Beruf weniger Bedarf sehen, neue KI-Anwendungen auszuprobieren, da sie weniger davon profitieren (vgl. Brynjolfsson et al., 2023; Cui et al., 2024). Dagegen haben Akademiker und Beschäftigte mit einem Fortbildungsabschluss gegenüber Beschäftigten mit einer Berufsausbildung häufiger Zugriff auf KI-Anwendungen. Dies könnte damit zusammenhängen, dass Ausbildungsberufe häufiger auch abseits des Büros und ohne Zugriff auf einen Computer ausgeübt werden.

Tabelle 3-2: KI-Anwendungen nach Nutzergruppen

Anteile in Prozent nach Nutzergruppen

KI-Anwendungen	KI-Anfänger	KI-Pioniere: Einführung in den letzten 2 Jahren	KI-Pioniere: Anwendung seit mehr als 2 Jahren	KI-Erfahrene
Automatische Sprach- erkennung	34,5	35,8	32,1	21,9
Automatische Bilder- erkennung	33,8	34,9	33,7	27,4
Automatische Texter- kennung	43,3	41,3	37,2	51,2
Automatische Daten- verarbeitung	55,2	39,4	49,3	78,9
Automatische Wis- sensantwort	39,0	43,9	29,7	35,2
Generative KI	47,9	52,8	21,7	18,8

5.060 Beobachtungen.

Quelle: IW-Beschäftigtenbefragung 2024 5.06

Die Beschäftigten wurden gefragt, ob ihre Arbeitsleistung in dem Zweijahreszeitraum vor der Befragung (eher oder stark) ab- oder zugenommen hatte. Dies ist zwar kein objektiv gemessener Indikator für die Entwicklung der Arbeitsproduktivität. Die Aussagen der Beschäftigten geben gleichwohl einen Eindruck, wie sie ihre Leistung im Vergleich zu einem früheren Zeitpunkt selbst beurteilen. Gut die Hälfte der befragten Beschäftigten ist der Überzeugung, dass sich ihre Arbeitsleistung nicht verändert hat. Gut ein Drittel (rund 36 Prozent) glauben, dass ihre Arbeitsleistung (eher bzw. stark) zugenommen hat, jede(r) Neunte (11 Prozent) berichtet, die eigene Arbeitsleistung hätte abgenommen.

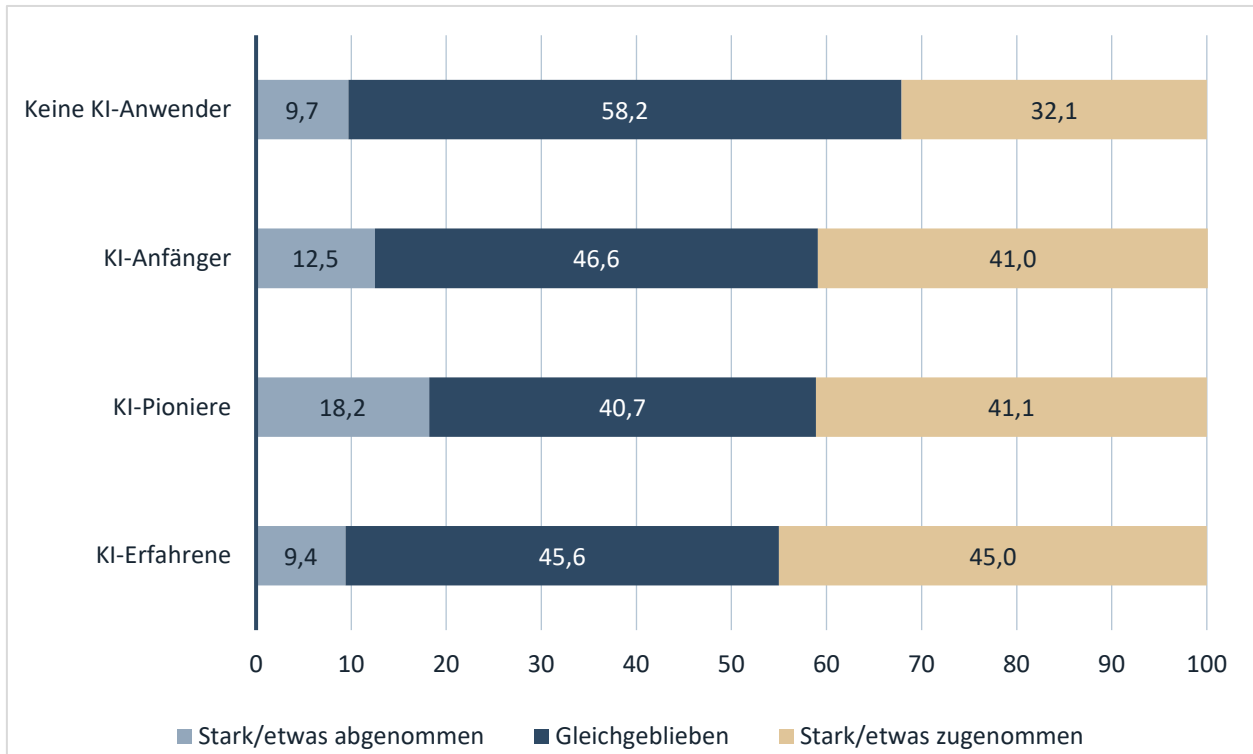
Beschäftigte, die (bislang) auf KI-Anwendungen verzichten, geben mit rund 58 Prozent am häufigsten an, dass ihre Arbeitsleistung innerhalb des Zweijahreszeitraums gleichgeblieben sei. Knapp jeder Dritte sieht jedoch eine Zunahme der eigenen Leistung (Abbildung 3-10). Der Anteil derer, die eine Leistungszunahme festgestellt haben, fällt unter Beschäftigten, die KI anwenden, deutlich größer aus. Besonders stark ist der Unterschied zu Beschäftigten, die ihre KI-Anwendungen schon seit mehr als zwei Jahren nutzen. Dieser Unterschied erweist sich auch bei einer ökonomischen Überprüfung als signifikant (Hammermann et al., 2025, 87).

Unter den Beschäftigten, an deren Arbeitsplatz eine oder mehrere neue KI-Anwendungen hinzugekommen sind, wird die Entwicklung der Arbeitsleistung deutlich ambivalenter empfunden. So sagen zwar rund 41 Prozent der KI-Anfänger und KI-Pioniere, dass ihre Arbeitsleistung zugenommen habe, jedoch glauben rund 15 Prozent von ihnen (18 Prozent der KI-Pioniere und 13 Prozent der KI-Anfänger) auch, unproduktiver geworden zu sein. Insbesondere KI-Pioniere berichten signifikant häufiger als Beschäftigte, die keine KI-Anwendungen nutzen, über einen Rückgang der eigenen Arbeitsleistung (Hammermann et al., 2025, 87). Ein vertiefender Blick signalisiert, dass eine Abnahme der Arbeitsleistung vor allem im Zusammenhang mit der Einführung automatischer Texterkennungsverfahren und Spracherkennung zu beobachten ist. Ob dies daran liegt, dass

diese Verfahren zum Teil nicht ausgereift waren und daher eine erhöhte Fehlerhäufigkeit die Arbeit mehr beeinträchtigt als erleichtert hat, oder aber die Beschäftigten das Gefühl hatten, sie entweder für ihre Arbeit nicht sinnvoll einsetzen zu können oder ihnen die Kompetenzen zum produktiven Umgang fehlten, muss offenbleiben.

Abbildung 3-10: KI-Anwendungen und wahrgenommene Veränderungen der Arbeitsleistung

Angaben in Prozent der Beschäftigten, 2024



Frage: Wie hat sich die Arbeitsleistung bei Ihnen am Arbeitsplatz in den letzten beiden Jahren entwickelt?

Quelle: IW-Beschäftigtenbefragung 2024

Die Befunde deuten darauf hin, dass neue Technologien erst zeitverzögert wertschöpfend wirken. Die Einbindung einer neuen KI-Anwendung in bestehende Prozesse benötigt Zeit, und Beschäftigte müssen ihr Potenzial erst erkennen und den zielführenden Umgang mit dem KI-Tool erlernen. Selbst mit dem Einsatz spezifischer KI-Anwendungen bereits vertraute Beschäftigte müssen im Zuge der Einführung neuer KI-Tools wieder Zeit investieren und ihre Aufmerksamkeit darauf richten, das Neue kennenzulernen und auszuprobieren. Damit geht zunächst Zeit für wertschöpfende Aktivitäten und eine effektive Nutzung vorhandener KI-Anwendungen verloren.

Unterschiedliche Produktivitätswahrnehmung nach Bildung und Betriebserfahrung

Durch die Berücksichtigung von Interaktionstermen lassen sich die unterschiedlichen Bildungsgruppen und der Einfluss einer besonders langjährigen Betriebszugehörigkeit auf die empfundene Leistungsentwicklung prüfen (Tabelle 3-3). Während unter Akademikern eine KI-Erfahrung (zumindest in zwei aus drei Erfahrungsgruppen) tendenziell häufiger mit einer empfundenen Leistungszunahme einhergeht, zeigt sich unter

Beschäftigten mit einem beruflichen Bildungsabschluss ein differenziertes Bild. Beschäftigte mit beruflichem Bildungsabschluss und langjähriger KI-Erfahrung berichten häufiger als solche ohne KI-Nutzung von einem Anstieg ihrer Arbeitsleistung. Dagegen geben KI-Pioniere mit beruflichem Bildungsabschluss signifikant häufiger an, dass ihre Arbeitsleistung tendenziell abgenommen hat. Unter den KI-Anfängern mit beruflichem Bildungsabschluss wird sowohl häufiger eine Zu- als auch Abnahme festgestellt im Vergleich zur Referenzgruppe ohne KI-Anwendung.

Tabelle 3-3: Wahrgenommene Arbeitsleistung abhängig von KI-Erfahrungen nach Berufsbildung und Betriebszugehörigkeit

Marginale Effekte (AME) auf Basis multinomialer logistischer Regressionen mit dem Interaktionsterm von KI-Erfahrung und dem höchsten beruflichen Abschluss (Modell 1) bzw. Jahre der Betriebszugehörigkeit (Modell 2)

Referenz: Keine KI-Anwender	Entwicklung der Arbeitsleistung	KI-Anfänger	KI-Pioniere	KI-Erfahrene
Modell 1 kein beruflicher Abschluss	abnehmend	-0,0104	0,0679	-0,0986
	gleichbleibend	0,1483	0,0073	-0,0552
	zunehmend	-0,1379	-0,0752	0,1539
Modell 1 Berufsabschluss	abnehmend	0,0577**	0,0918***	0,0110
	gleichbleibend	-0,1301***	-0,1421***	-0,1497***
	zunehmend	0,0724**	0,0503	0,1387***
Modell 1 Fortbildungsabschluss	abnehmend	0,0080	0,1212**	0,0076
	gleichbleibend	-0,1173	-0,0646	0,0403
	zunehmend	0,1093	-0,0566	-0,0479
Modell 1 Hochschulabschluss	abnehmend	-0,0112	0,0362	0,0021
	gleichbleibend	-0,0782	-0,1518***	-0,0948
	zunehmend	0,0894**	0,1156**	0,0927
Modell 2 Betriebszugehörigkeit bis zu 10 Jahren	abnehmend	0,0448	0,1183***	0,0183
	gleichbleibend	-0,0738	-0,1407***	-0,1196**
	zunehmend	0,0290	0,0223	0,1013
Modell 2 Betriebszugehörigkeit länger als 10 Jahre	abnehmend	-0,0013	0,0015	-0,0345
	gleichbleibend	-0,0942**	-0,0676	-0,0825
	zunehmend	0,0954**	0,0661	0,1171**

Signifikanzniveau: * / ** / *** wenn $p < 0,05$ / $p < 0,01$ / $p < 0,001$, Kontrollvariablen: Geschlecht, Alter, Bildung, Betriebszugehörigkeit, Führungsposition, Teilzeit, Schichtarbeit, Wochenendarbeit, Branche, Unternehmensgröße, Betriebsrat, jeweils 4.984 Beobachtungen.

Quelle: IW-Beschäftigtenbefragung 2024

Da Anwendungen der KI besonders relevant für die Arbeit vieler Hochqualifizierter sind und häufig komplementär angewendet werden (Hammermann et al., 2023), ist es nicht unplausibel, dass höherqualifizierte Beschäftigte stärker von ihnen profitieren. Allerdings steht dies im Widerspruch zu den Befunden einiger Studien (Büchel und Monsef, 2024; Brynjolfsson et al., 2023; Cui et al., 2024), die einen stärkeren Produktivitäts- beziehungsweise Lohneffekt für Hilfskräfte oder Berufsanfänger finden. Zur Begründung führen diese Studien an, dass Berufsanfänger stärker von KI-Anwendungen profitieren, indem fehlendes Wissen und fehlende Erfahrung kompensiert werden.

Wenn Beschäftigte mit einer längeren Betriebszugehörigkeitsdauer KI-Anwendungen nutzen, steigt die Wahrscheinlichkeit, dass die Arbeitsleistung ansteigt – zumindest aus persönlicher Perspektive. Lediglich bei den KI-Pionieren ist dieser Zusammenhang nicht signifikant. Diese Gruppe berichtet dagegen häufiger von einer sinkenden Arbeitsleistung, wenn in den letzten zwei Jahren neue KI-Anwendungen hinzugekommen sind, wenn sie noch keine zehn Jahre im Unternehmen arbeiten. Dieses uneinheitliche Gesamtbild könnte auch damit zusammenhängen, dass anders als in den Feldexperimenten von Brynjolfsson et al. (2023) und Cui et al. (2024), in denen die Einführung einer konkreten KI-Anwendung für alle Beschäftigtengruppen betrachtet wird, in der vorliegenden Befragung unterschiedliche KI-Anwendungen bei Beschäftigten mit unterschiedlicher Bildungs- oder Betriebserfahrung zum Tragen kommen könnten.

Empirische Analysen auf Basis des IW-Personalpanels sprechen also dafür, dass KI durchaus das Potenzial hat, die Produktivität zu steigern. Allerdings bleibt der eigentliche Transmissionskanal für die Produktivitätssteigerungen häufig noch unklar, da die zugrunde liegenden Datensätze kaum Informationen über die Charakteristika des Einsatzes von KI-Anwendungen enthalten. Die Befunde auf Basis der IW-Beschäftigtenbefragung signalisieren ferner, dass die Mobilisierung des Produktivitätspotenzials auf Arbeitsplatzebene durch die Beschäftigten Zeit benötigen könnte und die Implementierung von KI-Anwendungen in einer ersten Phase mit ambivalenten Effekten einhergeht. Die sich andeutenden Unterschiede nach personenbezogenen Merkmalen wie dem Bildungs- und Erfahrungshintergrund deuten zudem darauf hin, dass auch die Anwender und ihre Vorerfahrungen stärker in den Blick genommen werden sollten, um potenzielle Produktivitätsauswirkungen von KI zu untersuchen. Offen bleibt angesichts der uneinheitlichen Wahrnehmungen der unterschiedlichen KI-Anwendergruppen sowie innerhalb dieser Gruppen auch, zu welchem Zeitpunkt welche begleitenden Maßnahmen – zum Beispiel komplementäre Reorganisationen oder Investitionen in andere Digitalisierungstechnologien – erforderlich sind, um positive Produktivitätseffekte zu erzeugen, damit sowohl die Einführung als auch der etablierte Einsatz von KI am Ende zu einem Business Case werden.

3.4 Zwischenfazit

Die vorhandene empirische Evidenz steht derzeit noch in einem Kontrast zu vielen Prognosen über die Wirkmacht von KI-Technologien. Letztere basieren auf Einschätzungen, in denen KI-Technologien analog zur Dampfmaschine als homogene Basistechnologie („general-purpose-technology“) betrachtet wird. Ob und in welcher Form dies zutrifft, kann und soll an dieser Stelle nicht bewertet werden. Die Ausführung in Kapitel 2 haben hierzu jedoch bereits gezeigt, dass mögliche zukünftige Produktivitätspotenziale nur unter bestimmten Voraussetzungen ausgeschöpft werden können.

Die präsentierte empirische Evidenz deutet zwar auf das große Potenzial von KI für eine positive Arbeitsmarktentwicklung (Beschäftigung und Löhne) hin, für eine gesicherte mikroökonomische Ableitung von positiven Produktivitätseffekten ist es derzeit allerdings noch zu früh. Dies ist auch dem Umstand geschuldet, dass derzeit gängige Verfahren zur Messung der KI-Betroffenheit und der KI-Nutzung mit methodischen Schwierigkeiten verbunden sind. Bei Ersteren bleibt unklar, ob und in welcher Form die Beschäftigten tatsächlich von einem Einsatz von KI betroffen sind. Letztere basieren häufig auf individuellen subjektiven Einschätzungen und kommen teilweise zu uneinheitlichen Befunden. Sie legen zudem nahe, dass sich unter dem Sammelbegriff KI unterschiedlichste Anwendungen verbergen, deren Effizienzpotenziale erst im Zusammenhang mit unterschiedlichsten Kontextfaktoren und in spezifischen Einsatzgebieten zum Vorschein kommen können. Der Blick auf den Nutzen und die Probleme, auf die Chancen und Risiken von KI-Anwendungen im konkreten Fall würde sich auf diese Weise klären und für das einzelne Unternehmen geeignete Handlungsoptionen eröffnen.

4 Künstliche Intelligenz in der unternehmerischen Praxis

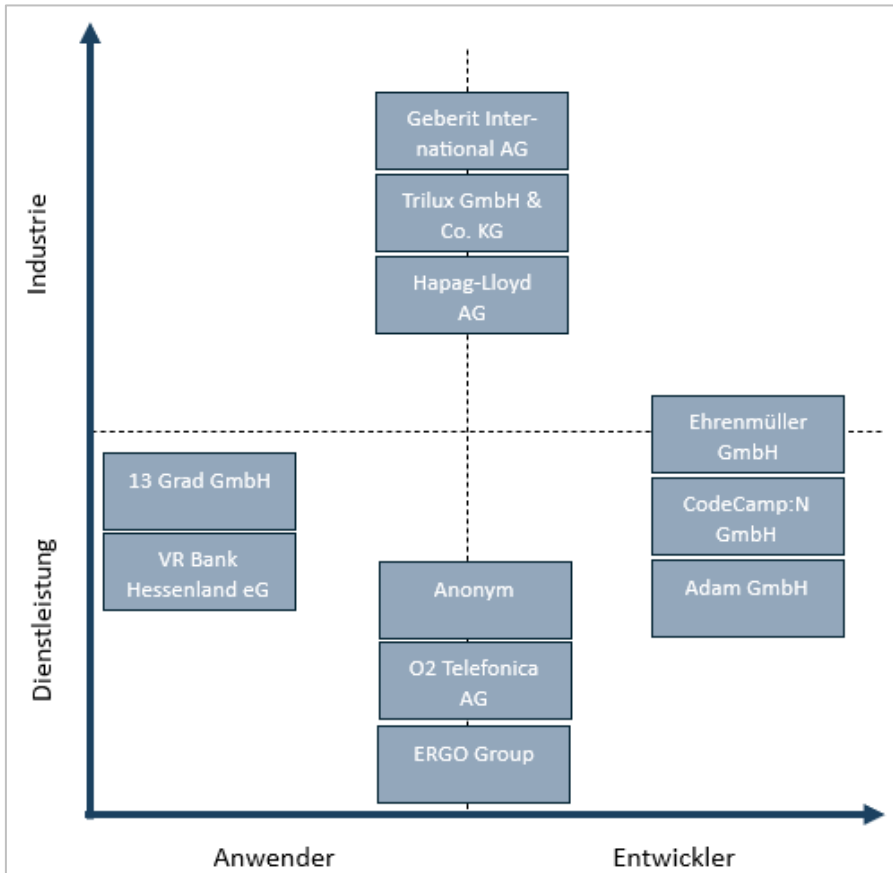
Die bisher betrachteten makroökonomischen (Kapitel 2) und individuellen Produktivitätseffekte (Kapitel 3) sollen schließlich um eine mikroökonomische Perspektive ergänzt werden. Ziel der mikroökonomischen Betrachtung besteht zum einen darin, die Anwendung von KI auf Unternehmensebene anhand von Beispielen präziser zu erfassen und zum anderen die bestehenden und geeigneten Rahmenbedingungen für eine erfolgreiche Durchdringung der Wirtschaft mit KI aufzuzeigen. Zur tiefergehenden Analyse der Nutzung und Entwicklung von KI in der unternehmerischen Praxis werden Experteninterviews durchgeführt, die eine qualitative Analyse zu den Erfahrungen mit KI, den Auswirkungen von KI und den Rahmenbedingungen für KI im Unternehmen erlauben.

4.1 Experteninterviews: Methodik und Überblick

Die leitfadengestützten Experteninterviews wurde virtuell via MS-Teams im Zeitraum vom 29. August bis zum 27. November 2024 durchgeführt. Die Experteninterviews zielen darauf ab, KI im unternehmerischen Kontext genauer analysieren zu können. Daher kommt der Auswahl der Gesprächspartnerinnen und -partner eine besondere Bedeutung zu. Dabei ist eine vertiefte und aktive Erfahrung mit KI im Unternehmen eine Grundvoraussetzung. Daneben sollten die Expertinnen und Experten KI oder Aspekte davon im Unternehmen verantworten, damit sie einen möglichst umfassenden Überblick über die Aktivitäten des Unternehmens in diesem Bereich haben. Zur Ableitung möglichst unterschiedlicher und tiefgehender Aussagen von KI in der unternehmerischen Praxis werden die teilnehmenden Unternehmen nach Funktion (Nutzer versus Entwickler von KI), Branche (Industrie versus Dienstleister), Region (Bundeslandgruppen Nord, Ost, Süd und West) sowie nach Unternehmensgrößenklasse (klein, mittel und groß) differenziert ausgewählt. Insgesamt werden Interviews mit elf Unternehmen geführt. Abbildung 4-1 gibt einen Überblick über die teilnehmenden Unternehmen.

Vor allem große Unternehmen mit mehr als 250 Beschäftigten (Geberit International AG, Trilux GmbH & Co KG, HapagLloyd AG, Anonym, O2 Telefonica AG, ERGO Group) treten in diesem Zusammenhang sowohl in der Funktion des KI-Nutzers als auch KI-Entwicklers auf. Bei den Entwicklern führt das Unternehmen Ehrenmüller GmbH als Dienstleister unter anderem auch Aufträge für die Industrie aus und ist damit beiden Branchen zuzuordnen. Neben drei Unternehmen in der ausschließlichen Funktion als KI-Entwickler, zwei Unternehmen in der Funktion der ausschließlichen KI-Nutzer weisen sechs Unternehmen beide Funktionsbereiche auf. Nach Region verteilen sich die Teilnehmenden auf alle Bundeslandgruppen, wobei mit absteigender Sortierung die Unternehmen durch den Hauptsitz in den Bundeslandgruppen Süd (5), West (3), Nord (2) und Ost (1) charakterisiert sind. Die Firma Geberit International AG mit Hauptsitz in Rapperswil-Jona in der Schweiz wird dabei zur Bundeslandgruppe Süd gezählt, weil der befragte Experte in einer baden-württembergischen Betriebsstätte tätig ist. Neben sechs großen Unternehmen mit mehr als 249 Beschäftigten, zählt ein Unternehmen zur mittleren (zwischen 50 und 249 Beschäftigte) und drei zur kleinen (1 bis 49 Beschäftigte) Unternehmensgrößenklasse.

Abbildung 4-1: Übersicht der an Interviews teilnehmenden Unternehmen nach Branche und Funktionen



Quelle: Institut der deutschen Wirtschaft

4.2 Ergebnisse der Experteninterviews

Die Auswertung der Ergebnisse im Folgenden orientiert sich an drei Themenfeldern:

- (1) Erfahrungen mit KI in den Unternehmen, das heißt, wie lange und in welcher Intensität und Ausprägungen die teilnehmenden Unternehmen KI nutzen/entwickeln,
- (2) Auswirkungen von KI in den Unternehmen, das heißt, wie der Einsatz von KI auf Effizienz/Produktivität und Beschäftigte wirkt und
- (3) Voraussetzungen und Rahmenbedingungen für KI, das heißt, welche unternehmensinternen und -externen Faktoren auf den Einsatz von KI in Unternehmen wirken.

Dabei werden jeweils Gemeinsamkeiten und Unterschiede zwischen den Unternehmen herausgearbeitet.

4.2.1 Erfahrungen mit KI in den Unternehmen

Gemeinsamkeiten

Gemeinsam ist den großen Unternehmen vor allem eine **frühzeitige Implementierung und Nutzung von KI** (ERGO Group, Geberit, Trilux, Ehrenmüller, VR Bank Hessenland). Erste Erfahrungen gehen dabei auf die Jahre 2016 (ERGO Group) und 2017 (Geberit) zurück. Begleitet wird die frühe Implementierung in den großen Unternehmen durch den **Aufbau und die stetige Ausweitung eigener spezialisierter Teams** (Trilux, Geberit, ERGO Group) und besonderer Verantwortlichkeiten. So hat beispielsweise das Unternehmen Geberit seit dem 1. September 2024 einen „Head of AI“, der das Thema KI im Unternehmen weiter fördern soll. Vor allem die Entwickler von KI schildern, dass seit der Gründung von ChatGPT eine deutliche **Ausweitung der KI-Anwendungsfälle** zu beobachten ist (Ehrenmüller, CodeCamp:N). Die Vielfalt der Anwendungsfälle reicht dabei von einfachen Chatbots (Geberit, O2 Telefonica, Anonym) für Kundenanfragen, über die Transkription und Zusammenfassung von Kundengesprächen (ERGO Group), automatisierte Telefondienstleistungen (CodeCamp:N, Adam), Echtzeitüberwachung von Zahlungen (VR Bank Hessenland) oder Produktionsprozessen (Ehrenmüller), Analyse- (VR Bank Hessenland, ERGO Group) und Prognoseverfahren (Ehrenmüller, HapagLloyd), Dokumentenerkennung (VR Bank Hessenland) und -klassifizierung (ERGO Group) bis hin zu Prozessoptimierung/-automatisierung (HapagLloyd, ERGO Group) und hochspezialisierten und automatisierten KI-Systemen für die Bearbeitung und Erstellung von Angebotsanfragen (Ehrenmüller, Trilux) oder generative Designverfahren für die automatisierte Erstellung von Bebauungsplänen, z. B. für Dachentwässerungssysteme (Geberit).

Unterschiede

Die Vielfalt der Anwendungsfälle definiert gleichzeitig auch die zentralen Unterschiede in den Erfahrungen mit KI in der unternehmerischen Praxis, die unmittelbar durch Branchenunterschiede sowie verschiedene Unternehmensgrößenklassen definiert sind. So finden **KI-Anwendungen zur Effizienzsteigerung und Prozessoptimierung** vermehrt in der Fertigung (Trilux, Geberit), in der Telekommunikation (O2 Telefonica) und in der Logistik (HapagLloyd) Anwendung, während **KI-Anwendungen zur Kundeninteraktion und -betreuung** in der Telekommunikation (O2 Telefonica), dem Bankwesen (VR Bank Hessenland) und in der Kreativbranche (13 Grad) zum Einsatz kommen. **KI-Anwendungen zur Automatisierung und Netzwerkoptimierung** werden in der Logistik (HapagLloyd), Softwareentwicklung (CodeCamp:N) und Energieversorgung (Anonym) angewendet. Ein weiteres Cluster stellen **KI-Systeme zur Dokumentenerkennung und Überwachung** dar, die vor allem im Bankwesen (VR Bank Hessenland) und bei Versicherungen (ERGO Group) verstärkt genutzt werden. Daneben gibt es Unterschiede auf der Differenzierungsebene der Unternehmensgrößenklassen. Vor allem mit Blick auf die Vielfalt und den Umfang der KI-Anwendungen sind die großen Unternehmen (Geberit, Trilux, HapagLloyd, Anonym, O2 Telefonica, ERGO Group) mit deutlichem Abstand führend, insbesondere auch weil diese häufig über eigene KI-Abteilungen verfügen, die benutzerdefinierte KI-Anwendungen und -Entwicklungen erlauben.

4.2.2 Auswirkungen von KI in den Unternehmen

Bei den Auswirkungen von KI in den Unternehmen ist zwischen den Auswirkungen auf Produktion und Innovation auf der einen Seite und auf Beschäftigte auf der anderen Seite zu differenzieren.

Auswirkungen auf Produktion

Mit Blick auf die Auswirkungen von KI auf Produktion und Innovation ist nahezu allen teilnehmenden Unternehmen die Feststellung von **Effizienzsteigerungen**, sowohl in der Produktion (Geberit, Anonym) als auch im Angebotsservice (Trilux), der Softwareentwicklung (CodeCamp:N), der Dokumentenerkennung (VR Bank Hessenland) sowie in der Leistungsabrechnung (ERGO Group) gemein. In erster Linie ergeben sich diese Effizienzsteigerungen durch **Zeitersparnisse** (13 Grad, Trilux, Anonym, Ehrenmüller, VR Bank Hessenland) und **Kostenersparnisse** (HapagLloyd, 13 Grad, O2 Telefonica, Ehrenmüller). In einigen Fällen erlauben KI-Anwendungen **genauere Prognosen** (HapagLloyd, Ehrenmüller) oder führen sogar zu **Umsatzsteigerungen** (Ehrenmüller, O2 Telefonica). In Einzelfällen können KI-Anwendungen auch **Innovationen oder innovative Problemlöseverfahren** fördern (Ehrenmüller, Geberit). Abschließend lassen sich drei Cluster nach Branchen zu den Auswirkungen von KI auf die Produktion in den Unternehmen identifizieren: (1) In der Fertigung (Trilux), Telekommunikation (O2 Telefonica), Bankwesen (VR Bank Hessenland) und Softwareentwicklung (CodeCamp:N, Ehrenmüller) führt der Einsatz von KI zu erheblichen Effizienzsteigerungen und Kostensenkungen. (2) In der Logistik (HapagLloyd) und Softwareentwicklung (CodeCamp:N, Ehrenmüller) wird KI zur Automatisierung transaktionaler und monotoner Tätigkeiten eingesetzt. (3) Zur Optimierung und Digitalisierung von Prozessen wird KI in der Sanitärtechnik (Geberit), Logistik (HapagLloyd), Versicherungswesen (ERGO Group) und Mobilität sowie Energieversorgung (Anonym) eingesetzt. Damit ergeben sich für (2) und (3) vor allem Zeit- und Kostenersparnisse durch den Einsatz von KI.

Auswirkungen auf Beschäftigte

Hinsichtlich der Auswirkungen von KI auf Beschäftigte in den Unternehmen besteht unter den interviewten Unternehmen Konsens dahingehend, dass KI **komplementäre anstelle substitutiver Auswirkungen** auf Mitarbeitende hat. Das heißt, dass KI keine Beschäftigten in den Unternehmen ersetzt. Auch empirische Studien bestätigen diesen Zusammenhang (Hammermann et al., 2023). In erster Linie wird KI dabei als **Lösungskonzept** zur Entlastung der Mitarbeitenden (CodeCamp:N, Geberit, Adam), zur Bewältigung des Arbeitsaufwands (Anonym) sowie zur Rückführung der Mitarbeitenden zu Kernqualifikationen (Geberit) verstanden. In diesem Zusammenhang werden in der Regel einfache Umsetzungstätigkeiten (13 Grad), monotone Tätigkeiten (Ehrenmüller, CodeCamp:N, Adam), transaktionale Tätigkeiten (HapagLloyd) sowie einfache Abwicklungsprozesse (VR Bank Hessenland) durch den KI-Einsatz ersetzt. Motiviert ist die Implementierung von KI primär, um damit dem Fachkräftemangel (VR Bank Hessenland) in Verbindung mit demografischen Herausforderungen im Unternehmen (Geberit) zu begegnen. Zusammenfassend können damit zwei wesentliche Auswirkungen von KI auf Beschäftigte in Unternehmen festgestellt werden, die sich in Teilen nach Branchen unterscheiden: (1) **Veränderung der Arbeitsweise der Mitarbeitenden**, indem bestimmte (in der Regel einfache) Tätigkeiten in der Kreativbranche (13 Grad), Softwareentwicklung (CodeCamp:N, Ehrenmüller), Logistik (HapagLloyd) oder Bankwesen (VR Bank Hessenland) durch KI übernommen und damit Mitarbeitende entlastet werden. (2) **Neue Arbeitsprofile und Kompetenzbedarfe** (z. B. Prompts) in der Kreativbranche (13 Grad), Telekommunikation (O2 Telefonica) und Energieversorgung (Anonym), die Bedarfe für Schulungen von Mitarbeitenden oder sogar Neueinstellungen erfordern. Zu Punkt (2) werden damit auch unmittelbare Unterschiede hinsichtlich der Auswirkungen von KI auf die Beschäftigung im Unternehmen deutlich. Während einige Unternehmen ihre Belegschaft durch Schulungen auf die technologischen Neuerungen und benötigten Kompetenzen (Trilux, Ehrenmüller, CodeCamp:N, Geberit) vorbereiten, sehen andere Unternehmen auch einen Bedarf neuer Rollen (13 Grad), die spezifische Fähigkeiten im Umgang mit digitalen Technologien erfordern, wie Übersetzer für analoge in digitale Prozesse oder Qualitätssicherer für KI-generierte Inhalte.

Letzteres kann dabei auch als Besonderheit der Kreativbranche interpretiert werden. Der Einsatz von KI in den Bereichen Design, Werbung, Film und Musik muss vor dem Hintergrund der Bedeutung von Markenimage und Vertrauen sorgfältig überwacht und gesteuert werden, um sicherzustellen, dass die erzeugten Inhalte den hohen Qualitätsstandards an Kreativität und Originalität entsprechen und das Vertrauen der Zielgruppe nicht untergraben wird (D’Onofrio, 2024).

4.2.3 Rahmenbedingungen für KI

Regulierung

Mit Blick auf die Regulierung von KI besteht die gravierendste Veränderung in den letzten Jahren in der Verabschiedung des europäischen AI Act (KI-Gesetz) im Jahr 2024 (s. auch Kapitel 4.3.1). Unter den an den Interviews teilnehmenden Unternehmen besteht dabei überwiegend Konsens hinsichtlich **einer positiven Bewertung der Regulierung von KI**. Gründe dafür sind unter anderem eine gestiegene Rechtssicherheit (ERGO Group) und ein Spielraum für gute oder pragmatische Lösungen (CodeCamp:N, O2 Telefonica). Der AI Act wird dabei nicht als Wettbewerbsnachteil wahrgenommen (HapagLloyd), auch weil die genutzten KI-Anwendungen in der Regel nicht als Hochrisikosysteme einzuordnen sind (Geberit), die Anforderungen bereits erfüllt sind (ERGO Group) oder die Regulierung bei der Entwicklung stetig mitgedacht wird (Ehrenmüller, CodeCamp:N, HapagLloyd). Wenige kritische Stimmen sehen den AI Act als Fluch und Segen (Trilux) zugleich, aufgrund einer eingeschränkten Handhabbarkeit der detaillierten Regulierungsnormen (Ehrenmüller, Adam), oder gar als innovationshemmend (Adam) und damit potenziell als Risiko für den Technologiestandort Deutschland (Anonym).

Fachkräfte

Fachkräfte können im Zusammenhang mit KI von zwei Seiten betrachtet werden: Sie sind zum einen eine wesentliche Voraussetzung dafür, dass Unternehmen KI entwickeln und einsetzen können. Zum anderen kann KI auch ein Instrument dafür sein, mit dem gerade in technischen Fachrichtungen bestehenden Fachkräftemangel umzugehen. In dieser Weise ordnen es die interviewten Unternehmen auch ein (Ehrenmüller, Geberit, Trilux, VR Bank Hessenland). Durch die **Entlastung vorhandener Mitarbeitender** kann KI helfen, den Fachkräftemangel – der sich in Unternehmen zum Beispiel durch langfristig offene Stellen äußert – zu bewältigen (Ehrenmüller, Trilux). Insbesondere bei standortspezifischen Nachteilen (VR Bank Hessenland, Geberit), wie etwa im ländlichen Raum, können KI-Anwendungen für Entlastung sorgen. Teilweise wird der Fachkräftemangel von den interviewten Unternehmen auch als einer der Motivatoren für den Einsatz von KI genannt (Trilux). Darüber hinaus werden die demografischen Herausforderungen genannt (Geberit), zumal eine alternde Belegschaft den Fachkräftemangel verschärfen kann, wie auch wissenschaftliche Studien (Burstedde/Tiedemann, 2024b; Deschermeier/Schäfer, 2024) belegen.

Weitere Rahmenbedingungen

Für KI gibt es darüber hinaus weitere Rahmenbedingungen, welche die interviewten Unternehmen als wichtig erachten, die sich in unternehmensexterne und -interne Rahmenbedingungen differenzieren lassen. So nennen die Teilnehmenden neben Regulierung und Fachkräfte als weitere unternehmensexterne Rahmenbedingungen die IT-Infrastruktur (CodeCamp:N, Geberit), (Schul-)Bildung (Geberit) sowie Bürokratie (Anonym).

Als unternehmensinterne Rahmenbedingungen werden Nachhaltigkeit/CO₂-Neutralität (HapagLloyd, Code-Camp:N), die Akzeptanz unter den Mitarbeitenden und des Betriebsrats (Ehrenmüller, Geberit), ein positives Mindset (Adam, ERGO Group), Datensicherheit (Trilux, O2 Telefonica), der Austausch mit Start-ups (Trilux) sowie die Förderung der Weiterbildung der Mitarbeitenden (ERGO Group, 13 Grad, Adam) angeführt.

Daraus ergeben sich schließlich auch unterschiedliche Präferenzen bei den KI-Lösungen, zumal sich die Herausforderungen (Fachkräfte, Demografie), denen sich die Unternehmen gegenübersehen, aufgrund unternehmensinterner und -externer Faktoren unterscheiden. So können vor allem standortspezifische Faktoren, wie beispielsweise der ländliche Raum, Motivatoren für den Einsatz von KI sein (VR Bank Hessenland, Geberit). Daneben können die strategischen Ziele des Unternehmens, wie beispielsweise Prozessoptimierung, die Präferenzen für konkrete KI-Lösungen beeinflussen, die dabei helfen die Effizienz der Prozesse zu steigern (Geberit). In diesem Zusammenhang kann auch die Präferenz zur Integration von Data Analytics und Big Data die Wahl bei der Optimierung von Geschäftsprozessen – etwa zur Optimierung der Leistungsabrechnung in der Krankenversicherung (ERGO Group) – entscheidend sein.

Zusammenfassend bleibt festzuhalten, dass Unternehmen aus der Logistik-, Telekommunikations-, Energie-, Fertigungs- und Versicherungsbranche die Bedeutung von regulatorischen Vorgaben betonen und von ethischen Standards wie Transparenz, Erklärbarkeit und Nachhaltigkeit. Diese Unternehmen haben eigene AI Codes of Conduct etabliert, um sicherzustellen, dass ihre KI-Nutzung verantwortungsvoll und im Einklang mit den gesetzlichen Anforderungen erfolgt. Zur Bewältigung des Fachkräftemangels bieten Unternehmen aus der Telekommunikations-, Fertigungs- und IT-Branche Schulungen an, um die Fähigkeiten ihrer Mitarbeiter im Umgang mit KI weiterzuentwickeln. Diese Schulungen zielen darauf ab, Unterschiede im Kenntnisstand der Beschäftigten auszugleichen und sicherzustellen, dass alle Mitarbeitenden die notwendigen Fähigkeiten besitzen, um KI effektiv zu nutzen. Unternehmen aus der Kreativ-, Fertigungs- und IT-Branche haben zusätzlich erkannt, dass KI neue Jobprofile schafft und den Fachkräftemangel bewältigen kann. Diese Unternehmen sehen in der KI-Nutzung eine Möglichkeit, monotone Tätigkeiten zu automatisieren und Mitarbeitende auf interessantere und analytischere Aufgaben zu konzentrieren.

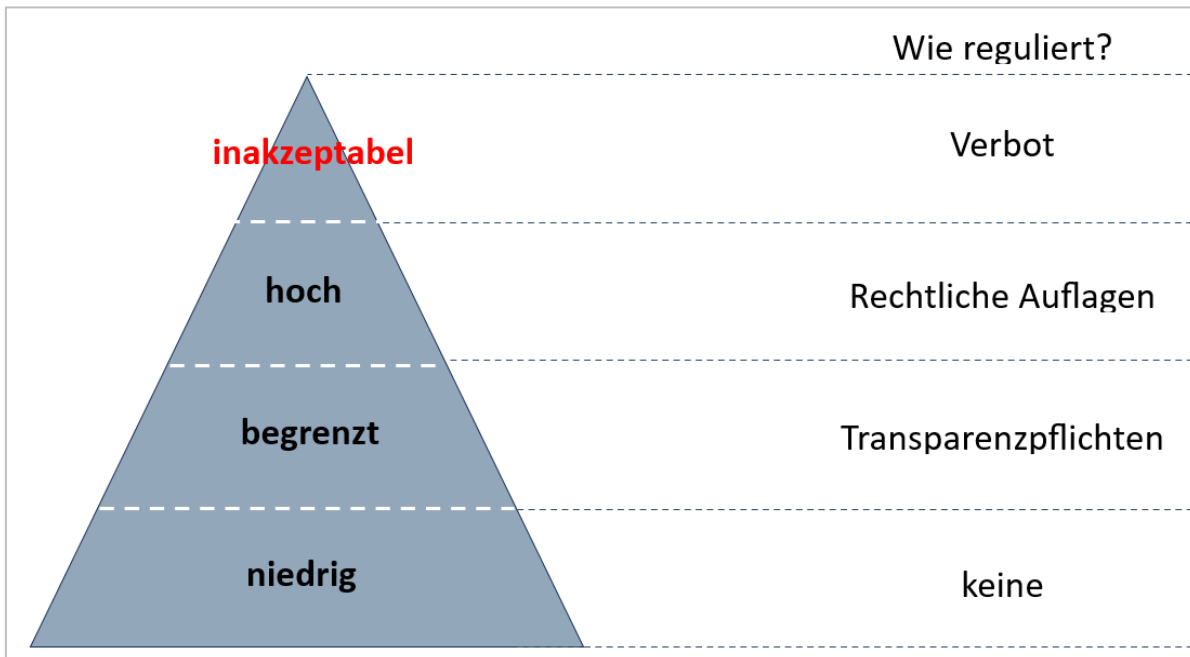
4.3 Das Umfeld für KI in Deutschland

Wie die Interviews mit Unternehmen, die bereits KI nutzen oder sogar selbst entwickeln, belegt haben, sind die Rahmenbedingungen für KI von entscheidender Bedeutung. Sie beeinflussen die Entwicklung, Implementierung und Nutzung von KI-Anwendungen maßgeblich und stellen sicher, dass die Technologie ethisch, sicher und effizient eingesetzt wird. Vor diesem Hintergrund werden wesentliche Umfeldbedingungen für KI in Deutschland im Folgenden näher beleuchtet. Neben der Regulierung von KI, vor allem durch den AI Act und angrenzenden Rechtsvorschriften wie zum Beispiel Daten- und Immaterialgüterschutz, werden die benötigte digitale Infrastruktur und Fachkräfteverfügbarkeit genauer betrachtet.

4.3.1 Regulierung

Der europäische AI Act (Regulation (EU) 2024/1689 vom 13. Juni 2024) reguliert KI in einem risikobasierten Ansatz: Je höher das Risiko für die Nutzer oder die Allgemeinheit, desto stärker ist das jeweilige KI-System reguliert. Die Regulierung reicht dabei von keiner Regulierung bis zum Verbot bestimmter KI-Systeme. Der Ansatz ist dabei wie eine Pyramide zu verstehen (vgl. Abbildung 4-2). Am Sockel – und das betrifft die meisten KI-Systeme – existiert keine Regulierung. Für solche Systeme wäre aber ein freiwilliger Verhaltenskodex möglich (Art. 95). Auf der zweiten Ebene für KI-Systeme mit begrenztem Risiko sind besondere Transparenzpflichten zu erfüllen. Insbesondere müssen Nutzer darüber informiert werden, dass sie mit einer KI interagieren (Art. 50). Hierzu zählen beispielsweise Chatbots sowie Empfehlungssysteme für Medien und Online-Shopping. Auf Ebene drei gibt es schließlich konkrete rechtliche Auflagen für KI-Systeme mit hohem Risiko (Art. 8 ff.). Hierzu zählen vor allem strenge Anforderungen an ein Risikomanagement, aber auch menschliche Aufsicht und Kontrolle. Beispiele für KI-Systeme mit hohem Risiko sind Systeme für kritische Infrastruktur (z. B. Energieversorgung) sowie KI-gestützte Medizinprodukte zur Diagnose oder Behandlung von Patienten. Schließlich sind KI-Systeme auf der vierten Ebene aufgrund eines inakzeptablen Risikos verboten (Art. 3) – wie beispielsweise Systeme, die ein Social Scoring im Sinne einer Bewertung von Bürgerinnen und Bürgern ermöglichen, oder biometrische Echtzeitsysteme zur Überwachung oder Identifizierung von Personen im öffentlichen Raum.

Abbildung 4-2: Risikoklassen und Umfang der Regulierung im AI Act



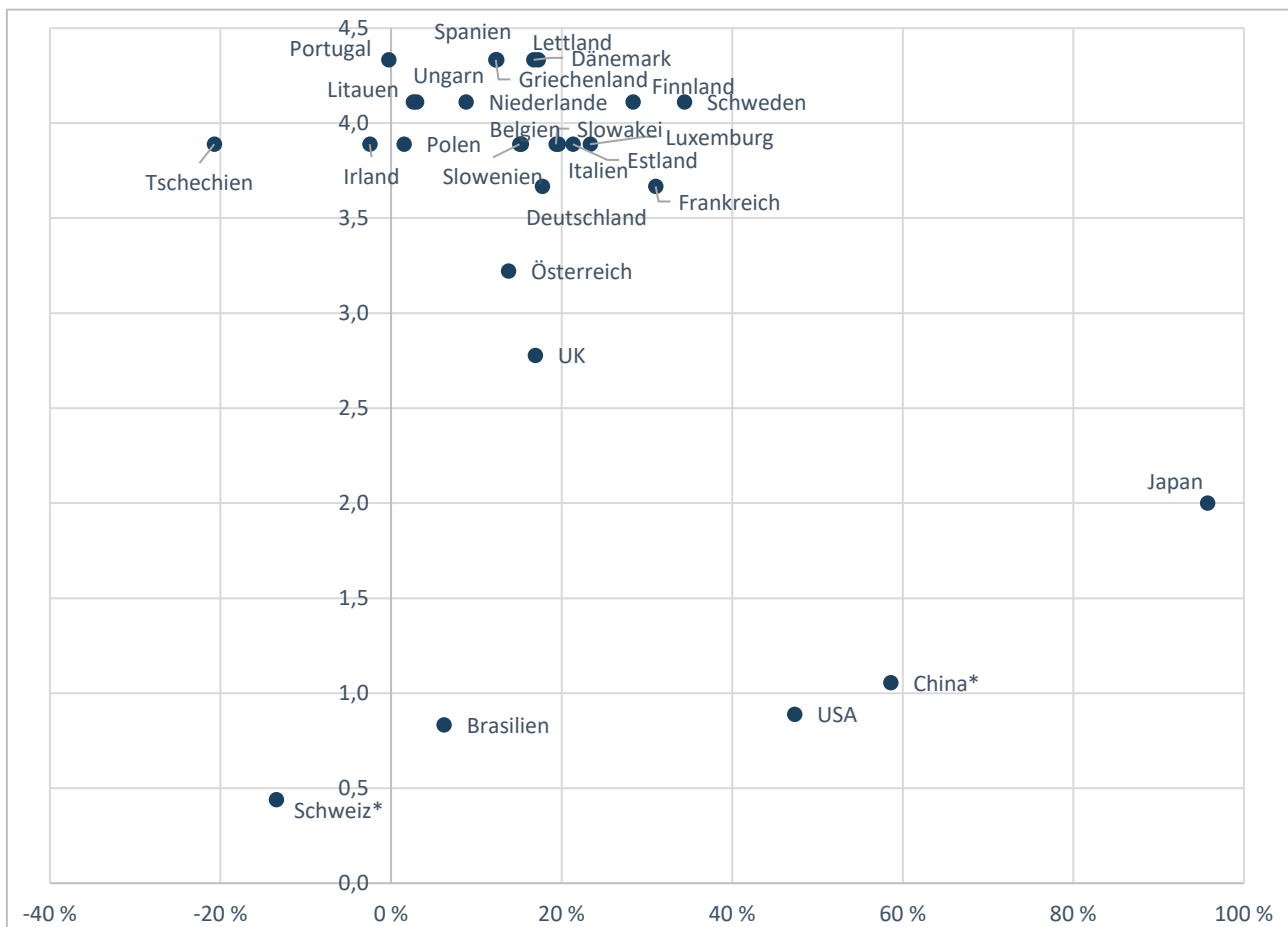
Quelle: Institut der deutschen Wirtschaft

Der AI Act reiht sich dabei in eine Reihe weiterer Vorschriften im Kontext der Datenökonomie ein, die nicht nur KI im Besonderen, sondern auch die für KI notwendigen Daten beziehen – begonnen mit der Datenschutzgrundverordnung (2016), gefolgt vom Digital Markets Act (2022), dem Digital Services Act (2022) und dem Data Act (2023). Die Datenschutzgrundverordnung (DSGVO) bezieht sich auf personenbezogene Daten und

erlaubt deren Verwendung nur mit aktiver Zustimmung der Betroffenen und ausschließlich für klar definierte Zwecke. Der Digital Markets Act (DMA) zielt darauf ab, fairen Wettbewerb im digitalen Markt zu gewährleisten, indem er große Online-Plattformen (Gatekeeper) verpflichtet, Interoperabilität und den Zugang zu Plattformdaten zu ermöglichen. Der Digital Services Act (DSA) legt Verantwortlichkeiten für Online-Dienste fest, um die Transparenz und den Umgang mit illegalen Inhalten zu verbessern und die Rechte der Nutzer zu schützen. Der Data Act fördert die Verfügbarkeit und das Teilen von Daten, indem er klare Regeln für den Zugang und die Nutzung von Daten festlegt, um Innovation und Wettbewerb zu unterstützen (Azkan et al., 2023; Eger/Scheufen, 2024a).

Abbildung 4-3: Regulierungsverschärfung 2018 bis 2024 und Veränderung des Datenmarktes

Verschärfung der Digitalregulierung gemessen an der Veränderung der Indexpunkte zwischen 2018 und 2024 auf der y-Achse; Veränderung des Datenmarktes als Anteil am BIP von 2018 bis 2023 auf der x-Achse; BIP und Datenmarkt berechnet in jeweiligen Preisen.



Quellen: Rusche, 2024; Institut der deutschen Wirtschaft

Die Vielzahl und die noch fehlende Rechtsprechung dieser jungen Regulierungsnormen schränkt die Handhabbarkeit vor allem für kleine und mittelständische Unternehmen teilweise ein (Azkan, 2024; Eger/Scheufen, 2024b). Insbesondere die Auslegung einzelner zum Teil vage formulierter Vorschriften erschwert die

Umsetzbarkeit (Edelson et al., 2023). Hier bedarf es Hilfsangeboten, die die Nutzung von Daten im Allgemeinen und den Einsatz von KI im Besonderen weiter fördern. Scheufen (2024a) hebt hierzu die Bedeutung von Musterverträgen, Leitfäden und Rechtsberatung hervor, um vor allem rechtliche Hemmnisse zu überwinden (Scheufen, 2024b). Gleichzeitig wird deutlich, dass sich die einzelnen Regulierungsnormen teilweise überschneiden, woraus sich Rechtsunsicherheiten zum Geltungsbereich der einzelnen Regelungen ergeben (Patak, 2024).

Die Verschärfung der Digitalregulierung vor allem seit 2018 zeigt dabei die Sonderstellung der Europäischen Union im internationalen Vergleich. In diesem Zusammenhang zeigt Rusche (2024) auf Basis von Daten der Organisation für wirtschaftliche Zusammenarbeit und Entwicklung (OECD) einen Zusammenhang zwischen der Regulierungsverschärfung und Wirtschaftswachstum des Datenmarktes (OECD, 2024). Abbildung 4-3 ordnet hierzu 47 Länder (38 OECD-Staaten plus weitere wichtige Akteure der Weltwirtschaft, wie China und Brasilien) der Welt in zwei Dimensionen ein: (1) Die Veränderung des Datenmarktes als Anteil am Bruttoinlandsprodukt (BIP) von 2018 bis 2023 und (2) Verschärfung der Digitalregulierung gemessen durch Veränderung der Indexpunkte zwischen 2018 und 2024. Für (2) zieht die OECD (2024) fünf Kriterien heran, wobei ein höherer Indexwert mit einem höheren Grad der Regulierung des Datenmarktes einhergeht.

Es wird dabei deutlich, dass Deutschland und andere europäische Staaten bei einem schwachen bis moderaten Wirtschaftswachstum stark reguliert sind, während die stark wachsenden Datenmärkte in den USA, China und Japan durch einen deutlich niedrigeren Grad der Regulierung charakterisiert sind und umgekehrt. Auch wenn dieser Zusammenhang keine eindeutige Evidenz für den negativen Einfluss von Regulierung auf das Wirtschaftswachstum darstellt, sollte es zumindest Denkanstoß für eine weiterführende Analyse sein, um eine potenziell hemmende Wirkung auf Innovationen auszuschließen (Eger/Scheufen, 2024a).

4.3.2 Digitale Infrastruktur

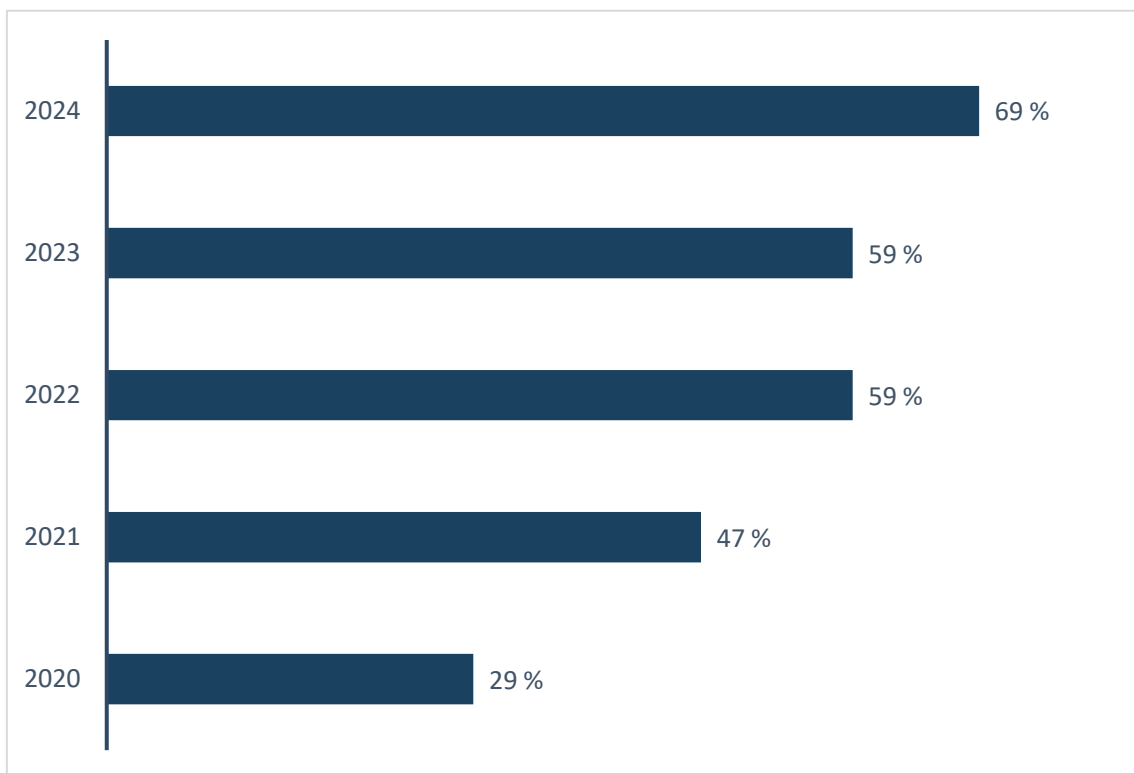
Eine wesentliche Voraussetzung für die Funktionsfähigkeit und Effizienz von KI-Anwendungen, zum Beispiel zur Automatisierung und Optimierung von Prozessen in der Produktion, ist eine ausreichende IT-Infrastruktur (s. hierzu auch Abschnitt 2.4.2). Hierzu zählt insbesondere auch die Breitbandverfügbarkeit für das Gewerbe. In den vergangenen fünf Jahren hat der Breitbandausbau in Deutschland erhebliche Fortschritte gemacht (vgl. Abbildung 4-4; Büchel et al., 2025; Engels et al., 2025). So stieg die Breitbandverfügbarkeit für das Gewerbe bezogen auf leitungsgebundene Technologien mit einer Geschwindigkeit von mindestens 1.000 Mbit/s von 29 Prozent im Jahr 2020 stetig auf 69 Prozent im Jahr 2024. Das heißt, dass 69 Prozent der Gewerbestandorte theoretisch über einen derartigen Breitbandanschluss verfügen können.

Allerdings ergeben sich zum Teil erhebliche Unterschiede zwischen den Regionen in Deutschland. Den größten Aufholbedarf zeigt in diesem Zusammenhang die Bundeslandgruppe Ost (Berlin, Brandenburg, Mecklenburg-Vorpommern, Sachsen, Sachsen-Anhalt, Thüringen) mit einer Verfügbarkeit von 64 Prozent sowie der ländliche Raum mit 62 Prozent (Büchel et al., 2025). Führend zeigt sich die Bundeslandgruppe Nord (Bremen, Hamburg, Niedersachsen, Schleswig-Holstein), in der 78 Prozent der Gewerbestandorte über eine derartige Breitbandinfrastruktur verfügen.

Trotz der deutlichen Fortschritte in der IT-Infrastruktur in den letzten Jahren gibt es noch zahlreiche unterversorgte Gebiete, was den Einsatz von KI erheblich erschwert. Dazu kommt, dass die Ausbauziele der Bundesregierung in Bezug auf Glasfaser – die leitungsgebundene Technologie, die problemlos auch höhere Geschwindigkeiten gewährleisten kann – in den meisten Bundesländern deutlich verfehlt werden dürften (Büchel/Röhl, 2023). Im EU-weiten Vergleich rangiert Deutschland bei der Verfügbarkeit von Glasfaseranschlüssen auf dem vorletzten Platz (EU Commission, 2024). Hier besteht also nach wie vor umfassender Handlungsbedarf, um KI in die Breite der Unternehmen tragen zu können.

Abbildung 4-4: Breitbandverfügbarkeit Gewerbe

Anteil der Gewerbestandorte mit einer Breitbandverfügbarkeit über leitungsgebundene Technologien der Geschwindigkeit von mindestens 1.000 Mbit/s an allen Gewerbestandorten, in Prozent



Quellen: Büchel et al., 2025; Institut der deutschen Wirtschaft

KI-Prozesse finden häufig über die Cloud statt, die auf Servern in Rechenzentren läuft: Eine Studie von Ewald et al. (2024) zeigt, dass 34 Prozent der Unternehmen, die auf Rechenzentrums-Leistungen wie Public oder Private Cloud zugreifen, KI einsetzen, während der Anteil bei den Nicht-Rechenzentrumsnutzern bei nur 10 Prozent liegt. Deshalb ist nicht nur dem Breitbandnetz als digitale Infrastruktur eine zentrale Bedeutung beizumessen, sondern vor allem auch der Rechenzentrumsinfrastruktur. In diesem Zusammenhang verdeutlicht die Studie von Ewald et al. (2024) zudem, dass Deutschland und Europa Nachholbedarf beim Ausbau der Rechenzentrumsinfrastruktur haben, die angesichts der wachsenden Nachfrage nicht ausreichend ist. So geben 51 Prozent der Unternehmen in Deutschland an, Rechenzentren in Form von Public-Cloud-, Private-Cloud- oder Colocation-Services in Anspruch zu nehmen – ein Anstieg um 25 Prozent im Vergleich zu Werten

von vor zwei Jahren. Knapp die Hälfte der befragten Unternehmen gibt an, dass der Standort der Rechenzentren, die sie nutzen, sich in Deutschland befinden sollte. Damit kommt der Rechenzentrumsinfrastruktur eine zentrale Rolle als Katalysator für die Förderung von KI und die wirtschaftliche Entwicklung in Deutschland zu (Ewald et al., 2024).

4.3.3 Fachkräfteverfügbarkeit

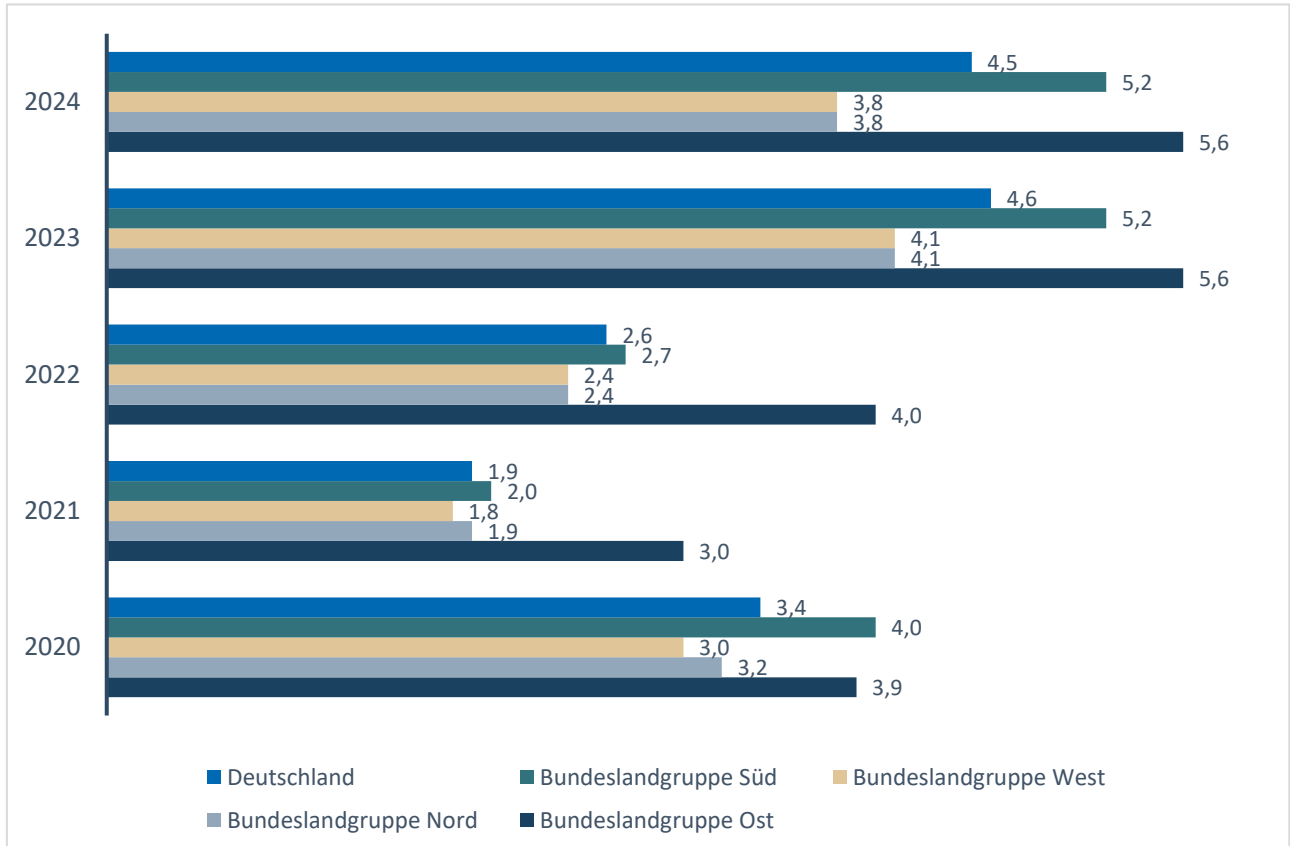
Die Fachkräftesituation in der deutschen Wirtschaft ist Motivation und Herausforderung für den KI-Einsatz gleichermaßen. Auf der einen Seite können vorhandene Fachkräfte in den Unternehmen vor allem bei Routineaufgaben durch KI entlastet werden, wodurch eine stärkere Fokussierung auf deren Kernkompetenzen erfolgen kann (vgl. auch Abschnitt 4.2.3). Auf der anderen Seite ergeben sich durch den KI-Einsatz zum Teil neue Aufgaben und Rollen der Beschäftigten. Dabei können in erster Linie Weiterbildungen helfen, notwendige Digitalisierungs- und KI-Kompetenzen im Unternehmen aufzubauen. Empirisch zeigt sich dabei, dass die Unternehmen in Deutschland in den letzten Jahren vermehrt in die Weiterbildung von IT-Fachkräften sowie IT-Anwendenden investiert haben (Büchel et al., 2024). Daneben stieg auch der Anteil der in Digitalisierungsberufen Beschäftigten an der Gesamtzahl sozialversicherungspflichtig Beschäftigter (Büchel et al., 2025). Neben Weiterbildung der vorhandenen Beschäftigten setzen Unternehmen Neueinstellungen von qualifiziertem Personal ein, um ihren Bedarf an Digitalisierungs- und KI-Kompetenzen zu decken. Derartige Neueinstellungen werden dabei jedoch durch den Fachkräftemangel limitiert. Abbildung 4-5 zeigt die Entwicklung der Fachkräftelücke in Digitalisierungsberufen von 2020 bis 2024 für Deutschland sowie die Bundeslandgruppen Süd, West, Nord und Ost.

Es wird deutlich, dass die Fachkräftelücke in Digitalisierungsberufen gegenüber dem Ausgangsjahr 2020 gestiegen ist. Nach einer deutlichen Reduktion der Fachkräftelücke in den Jahren 2021 und 2022, ist die Fachkräftelücke seit 2023 auf einem unverändert hohen Niveau. So zeigt sich, dass in Deutschland im Jahr 2024, 4,5 offene Stellen ohne passend qualifizierte Arbeitslose in Digitalisierungsberufen pro 100 sozialversicherungspflichtig Beschäftigte vorliegen. Besonders gravierend zeigt sich diese Fachkräftelücke in der Bundeslandgruppe Ost mit einem Wert von 5,6, gefolgt von den Bundeslandgruppen Süd, Nord und West.

Auch zukünftig ist von derartigem Mangel auszugehen, der sich vor allem bei höheren Anforderungsniveaus zeigt (Burstedde/Tiedemann, 2024a). Bis 2027 wird mit bis dahin über 400.000 fehlenden Fachkräften, gefolgt von fast 200.000 Experten und 150.000 Spezialisten ausgegangen. Der Fachkräftemangel zeigt sich dabei auch zukünftig vor allem bei Informatikexperten wie Data Scientists und KI-Experten (ebenda, 2024b). Um die Bedarfe der Unternehmen in Bezug auf Fachkräfte, welche die Anwendung von KI vorantreiben können, zukünftig decken zu können, ist qualifizierte Zuwanderung daher unabdingbar.

Abbildung 4-5: Entwicklung der Fachkräftelücke in Digitalisierungsberufen von 2020 bis 2024

Anzahl offener Stellen ohne passend qualifizierte Arbeitslose in Digitalisierungsberufen pro 100 sozialversicherungspflichtig Beschäftigte ohne Auszubildende in Digitalisierungsberufen



Quellen: Büchel et al., 2025; Institut der deutschen Wirtschaft

4.4 Zwischenfazit

Die qualitative Auswertung der leitfadengestützten Experteninterviews verdeutlicht, dass KI-erfahrene Unternehmen bereits frühzeitig in die Anwendung und Entwicklung von KI investierten. Vor allem große Unternehmen können durch spezialisierte Abteilungen zum Teil auch bedarfs- und interessenorientierte KI-Systeme eigenständig entwickeln. Es zeigt sich in der unternehmerischen Praxis eine große Vielfalt von Anwendungsbeispielen, von einfachen Chatbots für Kundenanfragen bis zu hochspezialisierten KI-Systemen zur Steuerung von (Produktions-) Prozessen. Mit Blick auf die Auswirkungen von KI auf die Produktion besteht ein breiter Konsens dahingehend, dass KI zu Effizienzsteigerungen in Form von Kosten- oder Zeitersparnissen führt. Bei den Auswirkungen auf die Beschäftigten wird deutlich, dass KI menschliche Arbeit ergänzt und nicht ersetzt. Vor allem einfache Umsetzungstätigkeiten, monotone Tätigkeiten sowie einfache Abwicklungsprozesse können durch KI ersetzt werden und führen damit unmittelbar zur Entlastung der Mitarbeitenden. Die Rahmenbedingungen der Fachkräfteverfügbarkeit zusammen mit demografischen Herausforderungen einer alternden Belegschaft motivieren dabei häufig den KI-Einsatz in der unternehmerischen Praxis. Weitere Rahmenbedingungen in Form der Regulierung von KI – vor allem der 2024 eingeführte AI Act auf europäischer Ebene – sowie die digitale Infrastruktur bilden das entscheidende Umfeld für KI in Deutschland. Diese

Rahmenbedingungen beeinflussen die Entwicklung, Implementierung und Nutzung von KI-Anwendungen maßgeblich und stellen sicher, dass die Technologie ethisch, sicher und effizient eingesetzt wird. Damit kommt diesen auch eine wesentliche Hebelfunktion für die Formulierung von Handlungsempfehlungen für Politik und Wirtschaft zu.

5 Handlungsempfehlungen für Politik und Wirtschaft

Vor dem Hintergrund der Ergebnisse zur Produktivität auf der Makro- und Individualebene sowie der mikroökonomischen Betrachtung zum KI-Einsatz in Unternehmen lassen sich folgende Handlungsempfehlungen für die Politik und Wirtschaft ableiten, die die Nutzung und Entwicklung von KI in Deutschland fördern und damit die Chance auf positive Produktivitätseffekte bieten.

5.1 Handlungsempfehlungen für die Politik

Um der dynamischen Entwicklung neuer KI-Technologien und -Anwendungen adäquat zu begegnen und den Einsatz von KI in der deutschen Wirtschaft zu fördern, sind vielfältige und differenzierte (wirtschafts-) politische Maßnahmen sinnvoll, die nachfolgend genauer erläutert werden.

Deutsche Umsetzung des AI Act vorantreiben.

Der AI Act sieht vor, dass die Mitgliedsstaaten bis zum 2. August 2025 eine Aufsichtsstruktur für die nationale Umsetzung des Gesetzes festlegen müssen, was in Deutschland über ein Durchführungsgesetz zum AI Act geschehen soll (Deutscher Bundestag, 2024a). Dessen Verabschiedung im Kabinett war ursprünglich für das erste Quartal 2025 vorgesehen (ebenda, 2024b), was unter anderem aufgrund der vorgezogenen Neuwahlen im Februar 2025 jedoch in den Hintergrund gerückt ist (ebenda, 2025). Auch wenn inzwischen die Bundesnetzagentur als zuständige nationale Behörde angedeutet wird (Universität des Saarlands, 2025), ist es dringende Aufgabe für die neue Bundesregierung, das Durchführungsgesetz zügig zu verabschieden. Nur so kann der AI Act Rechtssicherheit für die betroffenen Unternehmen schaffen und in diesen schnell umgesetzt werden. Dazu gehört auch, dass die Personal- und Finanzausstattung der zuständigen nationalen Behörde der Vielzahl an Aufgaben und Verantwortlichkeiten im Zusammenhang mit dem AI Act gerecht wird.

KI-Regulierung handhabbar machen.

Mit dem 2024 in Kraft getretenen AI Act hat die EU ein sehr komplexes Regelwerk für eine hochdynamische Technologie geschaffen. Um die Compliance mit der Regulierung zu gewährleisten und gleichzeitig die mit dem Gesetz verbundene Hoffnung auf Rechtssicherheit und Innovationskraft in Europa einzulösen, ist es nun dringend notwendig, die Regelungen für Unternehmen handhabbar zu machen. Das AI Office der Europäischen Kommission hat Anfang Februar 2025 Richtlinien zur Definition von KI und zu im Rahmen des AI Act verbotenen Praktiken veröffentlicht (EU Commission, 2025a und b). Diese sind zwar bis zu ihrer formellen Annahme durch die Kommission noch nicht bindend, stellen aber eine erste Hilfestellung für Unternehmen zur Interpretation des Gesetzes dar. Gerade für kleine und mittlere Unternehmen (KMU) ist dies jedoch noch nicht ausreichend, um regelkonform mit dem AI Act umgehen zu können. Sie brauchen praxisnahe Checklisten und andere Umsetzungshilfen ebenso wie Best Practices, um den eigenen Anwendungsfall aufwandarm einordnen und die Regulierung beachten zu können. Insbesondere ist es für KMU oft schwierig, einzuordnen, inwiefern sie Anbieter eines KI-Systems aus dem Hochrisikobereich sind, und ob sie über eine General Purpose AI verfügen. Dass das Bundeswirtschaftsministerium keine Notwendigkeit sieht, die Unternehmen diesbezüglich zu unterstützen (Punz, 2025), ist fahrlässig.

AI Act wiederholt evaluieren und an aktuelle Erfordernisse anpassen.

Wie bei allen europäischen Regulierungen hat auch die Formulierung und Verabschiedung des AI Acts einige Zeit in Anspruch genommen. Währenddessen hat sich KI dynamisch weiterentwickelt, sodass beispielsweise generative KI – wie sie hinter Anwendungen wie ChatGPT steckt – zunächst nicht erfasst war und erst auf den letzten Metern den Weg in das Gesetz gefunden hat. Es ist eindeutig, dass der AI Act aufgrund der Dynamik von KI laufend dahingehend evaluiert werden muss, inwieweit er den Herausforderungen der Technologie noch gerecht wird. Außerdem muss wiederholt evaluiert werden, inwiefern der AI Act die mit ihm intendierten Ziele, darunter eine höhere Rechtssicherheit im Umgang mit KI in Europa und eine Stärkung der Innovationskraft, noch erfüllen kann. Artikel 112 des AI Acts definiert konkrete Evaluationszeitpunkte für verschiedene Teilbereiche des Gesetzes, zum Beispiel die Aktualisierung der verbotenen Praktiken im KI-Bereich oder eine Verbesserung der Wirksamkeit des Überwachungs- und Governance-Systems. Die komplette Verordnung soll alle vier Jahre geprüft und bewertet werden. Anschließend kann theoretisch eine Änderung der Regulierung angestoßen werden. In Anbetracht der dynamischen Entwicklung von KI ist dieser Zeitraum zu lang. Ziel muss es sein, flexibler auf Änderungen von KI zu reagieren und die Evaluation des Gesetzes in kürzeren Abständen durchzuführen. Eine Fehlgestaltung des Gesetzes führt nicht nur dazu, dass dessen Ziele nicht erreicht werden, sondern kann auch die Nutzung von KI in der Breite hemmen und damit der Wettbewerbsfähigkeit der europäischen Wirtschaft schaden.

Übersicht über Digitalregulierung schaffen.

Der AI Act wird auf europäischer Ebene von einer Vielzahl an weiteren Schriftstücken, Studien (European Parliament, 2025) und Verhaltenskodizes begleitet (EU Commission, 2025c). Dazu kommen weitere europäische Digitalregulierungen wie die Datenschutzgrundverordnung, der Data Act und der Data Governance Act, deren Vorgaben insbesondere beim KI-getriebenen Umgang mit Daten zu beachten sind. Für Unternehmen ist die Abgrenzung der verschiedenen Gesetze und Vorgaben herausfordernd, was unter anderem auch darin begründet ist, dass sich die einzelnen Regulierungsnormen teilweise überschneiden, woraus sich Rechtsunsicherheiten zum Geltungsbereich der einzelnen Regelungen ergeben (Pathak, 2024). Darüber hinaus schränkt die noch fehlende Rechtsprechung dieser jungen Regulierungsnormen die Handhabbarkeit für Unternehmen ein (Eger/Scheufen, 2024; Azkan, 2024). Insbesondere die Auslegung einzelner zum Teil vage formulierter Vorschriften macht die Umsetzbarkeit schwierig (Edelson et al., 2023). Gerade für KMU, die mit höherer Wahrscheinlichkeit noch am Anfang der Nutzung von Daten und des Einsatzes von KI stehen und zudem geringere Ressourcen haben als größere Unternehmen, ist die Vielzahl an Dokumenten und Vorgaben schwierig zu bewältigen. Hier wäre es hilfreich, einfache Übersichten für Unternehmen zu schaffen, anhand derer eine bessere Orientierung möglich ist und so eine Compliance mit den relevanten Regulierungen erleichtert wird. Durch eine digitale Lösung, beispielsweise eine Webseite oder digitale Plattform, werden die Zugangshürden für Unternehmen zu den Informationen gesenkt und kostengünstig eine große Zahl an Unternehmen erreicht. Zwar gibt es einzelne Angebote zu verschiedenen Gesetzen (vgl. z. B. IHK München und Oberbayern, 2025, oder Bayrisches Staatsministerium für Digitales, 2025, mit dem Bavarian AI Act Accelerator). Es fehlt jedoch an einer umfassenden Übersicht für Unternehmen in ganz Deutschland, der es gelingt, die Komplexität der einzelnen Regulierungen und deren Interaktion zu reduzieren. Je nach Anwendungsfall können auch Musterverträge und Rechtsberatungsangebote sinnvoll sein, um rechtliche Hemmnisse bei der Nutzung von KI zu überwinden. Ein besonderes Augenmerk sollte bei diesen Maßnahmen auf sektorspezifischen Besonderheiten liegen, da beispielsweise spezielle KI-Anwendungen in der Medizin andere regulatorische Anforderungen zu erfüllen haben als KI-Anwendungen in der industriellen Produktion. Neben diesen Maßnahmen

sollte sich die Bundesregierung dafür einsetzen, eine Fragmentierung der KI-Regulierung in Europa zu vermeiden. Die Umsetzung des AI Acts in nationales Recht darf nicht dazu führen, dass es hinsichtlich der KI-Regulierung in Europa einen Flickenteppich aus 27 unterschiedlichen nationalen Regelungen gibt. Unternehmen müssen Europa stärker als einheitlichen Markt in Angriff nehmen können, um besser skalieren zu können.

Ausbau der Unterstützungsinstrumente für den Mittelstand.

Um das KI-Potenzial auszuschöpfen, muss die Technologie in der Breite der Unternehmen Anwendung finden. Verschiedene Studien zeigen, dass sich vor allem KMU bei der Anwendung noch zurückhalten (Bolwin et al., 2023; Ewald et al., 2024). Sie benötigen gezielte Unterstützung, um den Rückstand bei der KI-Adaption zu verringern. Förderprogramme, Beratungsangebote und praxisnahe Schulungen könnten die Einführung von KI-Technologien erleichtern. KI-Hubs, die vor allem KMU bei der Entwicklung von Use Cases und der Implementierung von KI unterstützen, können hier einen wichtigen Beitrag leisten. Beispielsweise gibt es in den Mittelstand-4.0-Kompetenzzentren KI-Trainerinnen und KI-Trainer, die mit Workshops und Vorträgen über das Thema KI aufklären. Diese Angebote sollten weiter ausgebaut und verstetigt werden, um die Adaptionsgeschwindigkeit von KI zu erhöhen und gerade für mittelständische Unternehmen Barrieren für den Einsatz abzubauen.

Vorgaben für die betriebliche Praxis auf KI ausrichten.

Der Einsatz von Fremdpersonal – Solo-Selbstständige und Werkvertragsbeschäftigte aus Fremdfirmen – erfüllt für ihre Auftraggeber wichtige Funktionen bei der Initiierung von Digitalisierungsprozessen in den Unternehmen, die beide Stellschrauben adressieren. Solo-Selbstständige und Werkvertragsbeschäftigte können zum Beispiel als hochspezialisierte Anbieter mit spezifischem Know-how in Kundenunternehmen fehlende Kompetenzen und Erfahrungen der Beschäftigten bei der Einführung beziehungsweise Optimierung von Digitalisierungsprozessen ersetzen und Lösungswege finden, wie der Einsatz zum Beispiel von KI oder komplexeren Digitalisierungstechnologien (schneller) zu einem Business-Case wird (Stettes, 2023). Das Statusfeststellungsverfahren ruft bei den Beteiligten allerdings eine Rechtsunsicherheit hervor, bei der das Risiko besteht, dass sie insbesondere die Selbstständigen im IT-Bereich darüber nachdenken lässt, ins Ausland abzuwandern oder ihre selbstständige Tätigkeit aufzugeben (Schäfer et al., 2024). Das Statusfeststellungsverfahren weist zudem eine geringe Treffsicherheit bei der Beseitigung potenzieller sozialer Problemlagen von (Solo-)Selbstständigen auf und trifft häufig solche Spezialisten, die von den Unternehmen als Externe temporär herangezogen werden, um die Einführung beziehungsweise Optimierung des Einsatzes von Digitalisierungstechnologien, auch KI, zu initiieren oder zu beschleunigen (Schäfer et al., 2024). Die derzeitige Praxis sollte daher auf ihre Treffsicherheit und volkswirtschaftliche Effizienz hin überprüft und angemessen angepasst werden – beispielsweise durch die Einführung von Positivkriterien, die personenabhängige anstelle ein-satzbezogene Prüfung erlauben.

Unternehmen sollten ferner ihre Beschäftigten je nach Anforderungsniveau differenziert über gezielte Qualifizierungsmaßnahmen für den Einsatz von KI und Digitalisierung unterstützen und ihre Belegschaft bei der Einführung von KI-Verfahren einbinden. Hierfür benötigen sie den entsprechenden Handlungsspielraum. Dies ist mit Blick auf den AI Act bei der Wahl konkreter betrieblicher Umsetzungsmaßnahmen gegeben. Maßnahmen der Arbeitsförderung sind hingegen auf ihre Eignung für die betriebliche Praxis hin kritisch zu überprüfen. Dies gilt insbesondere für solche Maßnahmen, die eine Qualifizierung der Beschäftigten im Betrieb

fördern sollen. Denn sie dienen in erster Linie dem Erhalt oder der Verbesserung der Beschäftigungsfähigkeit, auch in anderen Aufgabenbereichen oder Tätigkeiten, und adressieren damit eher die Folgen des KI-Einsatzes im Betrieb und weniger im Sinne des AI Acts die Fähigkeit, KI angemessen nutzen zu können.

Auch wenn die Einbindung der Beschäftigten bei der Einführung von KI-Anwendungen sinnvoll ist, heißt dies nicht, dass hierfür die betriebliche Mitbestimmung auf Basis des Betriebsverfassungsgesetzes ausgeweitet werden sollte. Für eine gesetzgeberische Initiative, die eine Ausweitung von Mitbestimmungsrechten und eine forcierte Einrichtung von Betriebsräten jenseits der bereits vorhandenen Möglichkeiten zum Ziel hat, fehlt die hierfür erforderliche ökonomische und empirische Fundierung (Stettes, 2024). Betriebsräte sind nicht zwingend Promotoren für den digitalen Wandel auf Betriebs- oder Unternehmensebene, auch wenn sie als Intermediäre aufkommende Konflikte zwischen Belegschaft und Geschäftsführung oder zwischen Belegschaftsgruppen befrieden oder einhegen und damit die Umsetzung von Transformationsprozessen begünstigen könnten. Die Vorgaben des Betriebsverfassungsgesetzes können allerdings auch dazu führen, dass die Einführung von KI unterbleibt.

KI-Forschung in Deutschland in die Anwendung bringen.

Die Annahmen zu Automatisierungspotenzialen, die sich aus dem Einsatz von KI ergeben (siehe Kapitel 2), berücksichtigen bereits zukünftige Weiterentwicklungen von KI-Anwendungen. Um KI in Unternehmen profitabel in vielen Bereichen und Anwendungsgebieten einsetzen zu können, sollten daher gezielte Anreize für Universitäten und Hochschulen kreiert werden, gemeinsam mit Unternehmen Innovationen im Bereich KI zur Marktreife zu entwickeln und spezifische Anwendungen zu implementieren. Die KI-Forschung in Deutschland ist sehr wettbewerbsfähig und wird bereits umfassend gefördert (vgl. z. B. BMBF, 2024). Um im internationalen Wettbewerb um Innovationen und Talente mithalten zu können, sind jedoch auch angesichts der angespannten Haushaltslage und Sparvorgaben fortlaufende Investitionen in die deutsche KI-Forschungslandschaft notwendig, um die Wettbewerbsfähigkeit der Grundlagenforschung sowie den Wissenstransfer von Forschungsergebnissen in die Wirtschaft weiterhin sicherzustellen. Gerade bei der Übertragung der Forschungsergebnisse in die Praxis gibt es hierzulande noch Nachholbedarf.

Private Investitionen in KI incentivieren.

In den USA wurden im Januar 2025 mit dem Projekt Stargate private Investitionen in Höhe von 500 Milliarden Dollar in KI angekündigt (tagesschau.de, 2025a), zum internationalen KI-Gipfel im Februar 2025 wurden private Investitionen in Frankreich in Höhe von 109 Milliarden Euro zugesagt (ebenda, 2025b). Auch die EU zieht nach und plant, mit der Initiative InvestAI 200 Milliarden Euro privates Kapital zu mobilisieren (EU Commission, 2025d). In allen genannten Plänen und Initiativen soll das Kapital vor allem in KI-Infrastruktur, also große Rechenzentren und KI-Chips fließen, die das Rückgrat für eine umfassende Nutzung von KI bilden. Angesichts derartiger Größenordnungen ist klar, dass sich auch Deutschland so aufstellen muss, dass private Investitionen in KI attraktiv sind. Das Ziel muss es dabei sein, KI in die Breite zu tragen und vor allem Investitionen von KMU zu incentivieren. Hier könnten Maßnahmen wie Superabschreibungsmöglichkeiten für digitale Investitionen oder gezielte Investitionen in KI-Anwendungen oder KI-Qualifizierungen geprüft werden. Zum anderen müssen KI-Start-ups besser gefördert werden, da sie ein wesentlicher Player für die Entwicklung von KI-Innovationen sind. Aufgrund des Investitionsrisikos in diese Unternehmen stellt hier nach wie vor die Finanzierung eine große Hürde dar. Sinnvoll ist die Reduktion bürokratischer Hürden bei der Gründung, die Beschleunigung von Genehmigungsverfahren, aber auch der verbesserte Zugang von Start-ups zu Infrastruktur

oder die Implementierung von Sandboxes, die eine Kooperation von Start-ups und Mittelstand erleichtern und ein Experimentieren mit innovativen KI-Lösungen ermöglichen können. Insgesamt müssen die Rahmenbedingungen für die allgemeine Investitionstätigkeit in Deutschland verbessert und auf internationales Niveau gehoben werden.

Infrastruktur fit für KI machen.

Eine gut ausgebaute digitale Infrastruktur ist die Basis für den Einsatz von KI in Unternehmen. Neben den zuvor bereits angesprochenen Rechenzentren zählt dazu vor allem ein leistungsfähiges Breitbandnetz. Hier sind deutschlandweit in den vergangenen Jahren große Fortschritte gemacht worden (Büchel et al., 2024), allerdings hinkt Deutschland beim Ausbau der für hohe Datengeschwindigkeiten wichtigen Glasfaserinfrastruktur europaweit hinterher (s. auch Abschnitt 4.3.2). Es bleibt daher wichtig, den Ausbau der digitalen Infrastruktur weiter voranzutreiben. Dazu bedarf es unter anderem der Beschleunigung von Planungs- und Genehmigungsverfahren, um vorgesehene Infrastrukturprojekte zügig umzusetzen und damit Anreize für private Investitionen in die digitale Infrastruktur zu schaffen. Der derzeit (noch) große Energieverbrauch von KI-Anwendungen muss zudem gedeckt werden, insbesondere in Anbetracht zukünftig steigender Nutzungsraten von KI. In diesem Zusammenhang kommt dem Ausbau der erneuerbaren Energien und des Stromnetzes eine wesentliche Rolle zu.

Ein Erfolg bei der Anziehung privater KI-Infrastruktur-Investitionen stellt die Investition von Microsoft von 3,2 Milliarden Euro in Nordrhein-Westfalen dar (Microsoft, 2024). Um weitere derartige Projekte umzusetzen, benötigt es eine Strategie für KI-Rechenzentren, mit deren Hilfe der Ausbau dieser Infrastruktur gefördert, Anreize für Investitionen in Deutschland gesetzt und damit KI hierzulande befähigt wird. Dafür sind auch Flexibilität von Kommunen und Ländern bei der Entwicklung von Flächen sowie gegebenenfalls steuerliche Investitionsanreize gefordert. Aber auch der Abbau von Bürokratie und die Beschleunigung von Genehmigungsverfahren können dazu beitragen, Investitionen in KI in Deutschland attraktiver zu machen. In diesem Zusammenhang ist gerade in Bezug auf die Neuausweisung von Flächen die Akzeptanz der Bevölkerung ein wesentlicher Faktor, der durch wirtschaftliche Argumente, wie etwa die Ermöglichung der Ansiedlung von Schlüsselindustrien für die Transformation, gesteigert werden kann (Grömling et al., 2024).

Arbeitsmarktpolitik prüfen.

Die empirische Evidenz deutet darauf hin, dass KI die menschliche Arbeit bisher weitestgehend ergänzt. Das führt im Strukturwandel dazu, dass einzelne Kompetenzen von Beschäftigten weniger gebraucht und neue Qualifikationen erforderlich werden. Insbesondere Spezialisten und Experten sind KI-nah und könnten von KI-bezogenen Lohnprämien profitieren, wenn sie ihre berufliche Tätigkeit mit KI-Anwendungen effizient und innovativ erfüllen (Büchel/Monsef, 2024; Seele, 2024). Bei Helfern und Fachkräften mit einem hohem Substituierbarkeitspotenzial gilt es abzuwarten, ob der Einsatz von Digitalisierungstechnologien im Allgemeinen und KI im Besonderen tatsächlich zu Ersetzung von einzelnen Aufgaben oder Tätigkeiten führt, die mit negativen Arbeitsmarkteffekten einhergehen (Seele/Stettes, 2023). Negative Beschäftigungseffekte sind derzeit nicht zu erwarten. Unabhängig davon, bleibt es Aufgabe der Arbeitsmarktpolitik, die Integration in Beschäftigung in den Fällen zu fördern, in denen jemand seinen oder ihren Arbeitsplatz verloren hat. Dabei spielt es keine Rolle, aus welchem Grund das Arbeitsverhältnis aufgelöst worden ist. Daher besteht auch keine Notwendigkeit, von den Folgen technologiebedingter Arbeitslosigkeit betroffene Beschäftigte durch eine Lohnversicherung jenseits des Arbeitslosengelds abzuschirmen.

Weiterbildung im Betrieb ist sinnvoll, wenn die aktuellen Kompetenzen der Mitarbeitenden nicht mehr den betrieblichen Anforderungen gerecht werden und gleichzeitig klar ist, welche Kompetenzen und Fähigkeiten der Betrieb zukünftig braucht. Diese Frage können nur die Unternehmen beantworten. Weiterbildung sollte daher immer auf eine bestimmte Stelle oder Aufgabe ausgerichtet sein und nicht ohne konkretes Ziel ins Blaue hinein erfolgen. Wenn Beschäftigte im Zuge des Einsatzes von KI oder andere Technologien neue Aufgaben übernehmen (müssen), ist es Aufgabe der Unternehmen, hierfür gezielt Weiterbildungsmaßnahmen im Betrieb anzubieten (s. Abschnitt 5.2). Kürzere und betriebsnahe Weiterbildungsangebote bieten den Vorteil, dass sie die Anwendung der zusätzlich erworbenen Kenntnisse und Fähigkeiten in Kombination mit bereits existierenden Qualifikationen im beruflichen Alltag erleichtern. Ob diese auch durch entsprechende Förderangebote der Arbeitsmarktpolitik unterstützt werden sollte, gilt es ebenso zu prüfen. Klar ist vor diesem Hintergrund, dass die gegenwärtige Weiterbildungsförderung für Beschäftigte nach SGB III praxisgerechter auszugestalten ist.

Fachkräfteverfügbarkeit verbessern.

Unternehmen benötigen Fachkräfte mit passenden Kompetenzen, um KI-Anwendungen entwickeln oder implementieren zu können. Dies gilt umso mehr angesichts der festzustellenden Fachkräftelücke (Abbildung 4-5). Es muss vor diesem Hintergrund das Ziel sein, eine größere Anzahl an Schulabgängerinnen und Schulabgängern für Bildungsgänge der beruflichen Bildung und an Hochschulen zu gewinnen, die den Umgang mit oder die Entwicklung von KI im Fokus haben. Um dies zu erreichen, ist eine frühe Berufsorientierung sinnvoll, um Jugendliche für entsprechende Berufe oder Studiengänge zu gewinnen. Der Einsatz von Vorbildern aus der Praxis kann dazu beitragen, die Beteiligung von Mädchen an technischen Ausbildungs- und Studiengängen zu erhöhen. Vorbereitungskurse und Eignungstests, eine Verbesserung der Studienbedingungen und ein größerer Praxisbezug des Studiums sind hilfreich, um Studienabbrüche zu vermeiden und die Absolvierendenzahlen zu steigern. Gerade vor dem Hintergrund der demografischen Entwicklung sowie dem absehbarem Renteneintritt der Babyboomer-Jahrgänge bis 2026 (Deschermeier/Schäfer, 2024), muss jedoch auch die qualifizierte Zuwanderung von Fachkräften verstärkt werden. Das Fachkräfteeinwanderungsgesetz sollte genutzt und die bei der Einwanderung notwendigen Verwaltungsprozesse verschlankt werden, um die Zuwanderung nach Deutschland zu erleichtern. Zudem ist die gezielte Werbung für Deutschland als Einwanderungsland für Fachkräfte nach wie vor sinnvoll, ebenso wie eine verbesserte Integration der ausländischen Fachkräfte. Unabhängig davon sind Maßnahmen zu empfehlen, die in Deutschland allgemein die Erwerbsbeteiligung erhöhen, wie zum Beispiel der Ausbau der Kinderbetreuung oder eine Flexibilisierung von Arbeitszeiten.

KI-Bildung ausbauen.

Die deutschen Bildungseinrichtungen legen die Basis für die Entwicklung und Nutzung von KI-Systemen. Dafür ist es wichtig, das Thema Künstliche Intelligenz nicht nur technisch und praktisch in einem Pflichtfach Informatik zu thematisieren, sondern es auch in den Lehrplänen anderer Fächer aufzunehmen, bei denen es Schnittstellen zu der Technologie gibt, um die Verfügbarkeit von Wissen zu KI zu verbessern (Büchel et al., 2021). Ziel muss es sein, dass Kinder und Jugendliche in die Lage versetzt werden, KI als Werkzeug kennenzulernen, Potenziale und Risiken abzuwägen und die Technologie adäquat einzusetzen. Die Kultusministerien sollten hierzu Konzepte entwickeln, die auf Ebene der Schulen dann präzisiert und implementiert werden. Insgesamt sollte möglichst früh angesetzt werden, etwa indem das Fach Informatik bereits in der

Grundschule beginnt, um die IT-Kompetenzen der Schülerinnen und Schüler zu verbessern. Zusätzlich sollten die informations- und computerbezogene Bildung in die Lehrkräfteausbildung integriert sowie zusätzliche Fort- und Weiterbildungsangebote für digitale Lehr- und Lernformate geschaffen werden. Neben der Schulbildung sollte auch das Hochschulsystem gestärkt werden, um die Kompetenzen zu vermitteln, die im Arbeitsumfeld beim KI-Einsatz oder in der Forschung benötigt werden. Dies könnte beispielweise durch einen Ausbau der Verfügbarkeit von KI-relevanten Studiengängen wie Informatik, Data Science oder Mathematik erreicht werden.

5.2 Handlungsempfehlungen für die Wirtschaft

Zur Ausschöpfung der Potenziale von KI müssen Unternehmen selbst aktiv werden. Dazu werden im Folgenden Handlungsbereiche und Maßnahmen vorgeschlagen, die dazu beitragen, Unternehmen in eine KI-unterstützte, erfolgreiche Zukunft zu führen.

Mit Digitalisierung und Datenmanagement Grundlagen für erfolgreiche KI-Anwendungen schaffen.

Damit der Einsatz von KI im Unternehmen sinnvoll ist, sind zwei Grundvoraussetzungen unabdingbar: Erstens müssen die Unternehmen in der Lage sein, mit Daten angemessen umzugehen, diese zu erheben, zu speichern und auszuwerten, um eine Basis für den Einsatz eines KI-Systems zu haben. Diese Fähigkeit zur effizienten Datenbewirtschaftung (Data Economy Readiness) ist bislang jedoch nur in etwa einem Drittel der Unternehmen aus Industrie und industrienahen Dienstleistungen gegeben (Büchel/Bakalis, 2024). Zwar gab es hier in den vergangenen Jahren deutliche Verbesserungen, aber gerade KMU sind immer noch seltener als Großunternehmen in der Lage, Daten effizient zu bewirtschaften und damit auch darin, sinnvoll KI einzusetzen. Zweitens müssen passende Anwendungsfelder identifiziert werden. Die Nutzung von KI im Unternehmen ergibt nur dann Sinn, wenn die KI ein bestehendes Problem löst oder einen Prozess optimiert (s. auch Kapitel 1). Beide Voraussetzungen können durch ein Vorantreiben der digitalen Transformation im Unternehmen adressiert werden. Die Umstellung auf digitale Prozesse in Produktion und Verwaltung schafft Daten, die theoretisch auch für KI-Systeme hilfreich sein können. Während dieses Umstellungsprozesses werden auch Ansatzpunkte für den sinnvollen KI-Einsatz eher offensichtlich, da Schwachstellen, Probleme oder Potenziale für Effizienzverbesserungen offengelegt werden.

Compliance sicherstellen.

Um KI im Unternehmen erfolgreich einzuführen, zu entwickeln oder fortwährend zu verwenden, ist es entscheidend, dass Unternehmen die geltenden Regeln und Gesetze kennen und befolgen. Bezogen auf den AI Act ist dabei die Einordnung der eigenen KI-Anwendungen in die vier Risikoklassen (s. hierzu Abschnitt 4.3.1) wesentlich, da je nach Risikoklasse unterschiedliche rechtliche Vorgaben zu erfüllen sind. Die fehlende Rechtsprechung und die vage Formulierung einzelner detaillierter Regulierungsvorschriften können deren rechtskonforme Umsetzung erschweren. Potenzielle Ansprechpartner zur Unterstützung können neben spezialisierten Rechtsanwälten und den Entwicklern von KI-Systemen auch Zertifizierungsstellen wie beispielsweise der TÜV oder die öffentlich geförderten KI-Hubs sein. Von großer Bedeutung in diesem Zusammenhang ist nicht nur die Compliance des Unternehmens mit der Regulierung, sondern insbesondere auch die Sensibilisierung und Schulung der Beschäftigten mit Verantwortung für KI-Anwendungen für die Implementierung des Gesetzes. In diesem Zusammenhang kann es auch sinnvoll sein, einen unternehmensinternen

Verhaltenskodex für die Nutzung von KI zu entwickeln, um sicherzustellen, dass KI-Anwendungen von den Beschäftigten im Einklang mit den Wertevorstellungen des Unternehmens eingesetzt und genutzt werden. Generell sollten Unternehmen sorgsam abwägen, ob der Einsatz von KI einer höheren Risikoklasse unverzichtbar ist, weil die zu erfüllenden Vorgaben und Anforderungen umso geringer sind, je niedriger die Risikoklasse des KI-Systems einzustufen ist.

Weiterbildung stärken.

Weiterbildung im Unternehmen ist sinnvoll, wenn die Kompetenzen der Mitarbeitenden nicht den (zukünftigen) betrieblichen Anforderungen gerecht werden und gleichzeitig klar ist, welche Kompetenzen und Fähigkeiten der Betrieb zukünftig braucht. Diese Frage können nur die Unternehmen selbst beantworten. In Bezug auf den Einsatz von KI stellt sich dabei die Herausforderung, dass aufgrund der Neuartigkeit der Technologie für viele Unternehmen bislang oftmals unklar ist, welche Kompetenzen genau benötigt werden. Es gilt daher, Weiterbildung immer auf eine konkrete Stelle oder Aufgabe auszurichten und damit ein Ziel zu verfolgen. Vorab müssen Unternehmen den bei ihnen entstehenden Qualifizierungsbedarf systematisch analysieren und Weiterbildungsangebote entsprechend anpassen. Dies gilt auch für die Qualifizierung von Ausbildern und Trainern. Kürzere und betriebsnahe Weiterbildungsangebote wie Teilqualifikationen sollten stärker genutzt werden, da sie die Anwendung der zusätzlich erworbenen Kenntnisse und Fähigkeiten in Kombination mit bereits existierenden Kompetenzen und Qualifikationen im beruflichen Alltag erleichtern.

Akzeptanz schaffen.

Die Akzeptanz der Mitarbeitenden spielt eine entscheidende Rolle bei der Implementierung von KI-Anwendungen im Unternehmen. Wenn Mitarbeitende die neuen Technologien verstehen und deren Vorteile erkennen, sind sie eher bereit, diese zu nutzen und aktiv zu unterstützen (Hammermann et al., 2025). Dies fördert nicht nur die Effizienz und Produktivität, sondern auch die Innovationskraft des Unternehmens. Dazu kann ebenfalls eine frühzeitige Einbindung des Betriebsrats gehören. Der Betriebsrat kann als Vermittler zwischen Management und Mitarbeitenden agieren und sicherstellen, dass die Interessen und Bedenken der Belegschaft berücksichtigt werden. Dies schafft Vertrauen und Transparenz im Implementierungsprozess und hilft, mögliche Widerstände frühzeitig zu erkennen und zu adressieren (Stettes, 2024). Beide Aspekte können dazu beitragen, dass KI-Projekte erfolgreich und nachhaltig im Unternehmen verankert werden können.

Mindset vorleben.

Ein positives, technologieoffenes Mindset im Unternehmen ist elementar, um eine frühzeitige und erfolgreiche Implementierung von KI-Lösungen zu fördern (Demary et al., 2020). Dabei ist es wichtig, dass die Unternehmensführung und die Beschäftigten zwar sowohl die Chancen als auch die potenziellen Risiken wahrnehmen, ersteren aber mehr Bedeutung beimessen. Die Bereitschaft, Neues auszuprobieren und innovative Ansätze zu verfolgen, fördert die Entwicklung und Implementierung von KI-Lösungen. Ein agiles Mindset hilft dabei, schnell auf Veränderungen zu reagieren und Anpassungen vorzunehmen (Hemel et al., 2024). Dies ist besonders wichtig in der dynamischen Welt der KI, wo technologische Entwicklungen rasant voranschreiten.

Tabellenverzeichnis

Tabelle 2-1: Makroökonomische Einzeleffekte von KI	15
Tabelle 3-1: Tagesentgelt von Vollzeitbeschäftigten ohne Mindestlohnbetroffene nach KI-Nähe	44
Tabelle 3-2: KI-Anwendungen nach Nutzergruppen	55
Tabelle 3-3: Wahrgenommene Arbeitsleistung abhängig von KI-Erfahrungen nach Berufsbildung und Betriebszugehörigkeit.....	57

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 2-1: Volkswirtschaftliche Produktionsfaktoren.....	10
Abbildung 2-2: Quellen des Produktivitätswachstums in Deutschland	13
Abbildung 2-3: Potenzialeffekte von KI	16
Abbildung 2-4: Entwicklung des Produktivitätswachstums in Deutschland	32
Abbildung 3-1: KI-Nähe der Beschäftigten	41
Abbildung 3-2: Mobilitätsprozesse nach KI-Nähe	43
Abbildung 3-3: KI-Nutzung von Beschäftigten in Deutschland	46
Abbildung 3-4: Arbeitsplatzmerkmale nach KI-Nutzung	47
Abbildung 3-5: Löhne in Deutschland nach KI-Nutzung.....	48
Abbildung 3-6: KI-Reifegrad.....	49
Abbildung 3-7: Produktivitätseffekte von KI auf Unternehmensebene.....	50
Abbildung 3-8: Erfahrungen mit KI-Anwendungen	53
Abbildung 3-9: KI-Erfahrungsgruppen.....	54
Abbildung 3-10: KI-Anwendungen und wahrgenommene Veränderungen der Arbeitsleistung.....	56
Abbildung 4-1: Übersicht der an Interviews teilnehmenden Unternehmen nach Branche und Funktionen.....	61
Abbildung 4-2: Risikoklassen und Umfang der Regulierung im AI Act.....	66
Abbildung 4-3: Regulierungsverschärfung 2018 bis 2024 und Veränderung des Datenmarktes	67
Abbildung 4-4: Breitbandverfügbarkeit Gewerbe	69
Abbildung 4-5: Entwicklung der Fachkräftelücke in Digitalisierungsberufen von 2020 bis 2024	71

Literaturverzeichnis

Acemoglu, Daron, 2024, The Simple Macroeconomics of AI, NBER Working Paper, Nr. 32487, Cambridge/Mass.

Acemoglu, Daron / Autor, David / Hazell, Jonathon / Restrepo, Pascual, 2022, AI and Jobs: Evidence from Online Vacancies, NBER Working Paper, Nr. 28257, Cambridge/Mass.

Acemoglu, Daron / Restrepo, Pascual, 2018, The Race Between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, And Employment, American Economic Review, 108. Jg., Nr. 6, S. 1488–1542

Ademmer, Martin et al., 2017, Produktivität in Deutschland – Messbarkeit und Entwicklung, Kieler Beiträge zur Wirtschaftspolitik, Nr. 12, Kiel

Aghion, Philippe / Bunel, Simon, 2024, AI and Growth: Where Do We Stand?, <https://www.frbsf.org/wp-content/uploads/AI-and-Growth-Aghion-Bunel.pdf> [26.2.2025]

Aghion, Philippe / Jones, Benjamin / Jones, Charles, 2017, Artificial Intelligence and Economic Growth, NBER Working Paper, Nr. 23928, Cambridge/Mass.

Aiyar, Shekhar et al., 2023, Geoeconomic Fragmentation and the Future of Multilateralism. International Monetary Fund, Staff Discussion Note SDN/2023/001, Washington D.C.

Albasina, Stefania et al., 2023, New Technologies and Jobs in Europe, NBER Working Paper, Nr. 31357, Cambridge/Mass.

Alekseeva, Liudmila et al., 2021, The demand for AI skills in the labor market, Labour Economics, 71. Jg., Issue C

Andrews, Dan / Criscuolo, Chiara / Gal, Peter N., 2016, The Best versus the Rest: The Global Productivity Slowdown, Divergence across Firms and the Role of Public Policy, OECD Productivity Working Paper, Nr. 5, Paris

Anger, Christina / Betz, Julia / Plünnecke, Axel, 2023, Die Aufgaben der Hochschulen im Transformationsprozess, Gutachten für die Initiative Neue Soziale Marktwirtschaft (INSM), Köln

Anger, Christina / Kohlisch, Enno / Koppel, Oliver / Plünnecke, Axel, 2021, MINT-Frühjahrsreport 2021. MINT-Engpässe und Corona-Pandemie: von den konjunkturellen zu den strukturellen Herausforderungen, Gutachten für BDA, BDI, MINT Zukunft schaffen und Gesamtmetall, Köln

- Anger, Christina / Plünnecke, Axel, 2017, Qualifikation: Kompetenzentwicklung und Bildungsabschlüsse, in: Institut der deutschen Wirtschaft Köln (Hrsg.), Perspektive 2035. Wirtschaftspolitik für Wachstum und Wohlstand in der alternden Gesellschaft, Köln, S. 75–90
- Arntz, Melanie / Blesse, Sebastian / Doerrenberg, Philipp, 2022, The End of Work is Near, Isn't It? Survey Evidence on Automation Angst, ZEW – Centre for European Economic Research Discussion Paper, Nr. 22-036, Mannheim
- Arntz, Melanie / Gregory, Terry / Zierahn, Ulrich, 2019, Digitalization and the Future of Work: Macroeconomic Consequences, IZA-Discussion Paper, Nr. 12428, Bonn
- Azkan, Can et al., 2024, Anreizsysteme und Ökonomie des Data Sharings: Status quo der deutschen Datenwirtschaft und Grundlagen des unternehmensübergreifenden Datenaustausches, Publikation aus dem IEDS-Projekt Incentives and Economics of Data Sharing im Auftrag des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF), Dortmund/Köln
- Azkan, Can et al., 2023, Anreizsysteme und Ökonomie des Data Sharings: Status Quo der deutschen Datenwirtschaft und Anwendung von unternehmensübergreifenden Datenaustausch, Publikation aus dem IEDS-Projekt Incentives and Economics of Data Sharing im Auftrag des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF), Dortmund/Köln
- Bardt, Hubertus / Hüther, Michael, 2024, Verteidigungsfähigkeit erfordert Priorität im Bundeshaushalt und föderale Gesamtbilanz, IW-Kurzbericht, Nr. 91, Köln
- Bayrisches Staatsministerium für Digitales, 2025, KMUs bei der Umsetzung des „AI Act“ der EU unterstützen // Bayern zum Vorreiter für verantwortungsvolle KI machen // Mehring: „Wir spannen Schutzschirm vor EU-Bürokratie über Bayerns Wirtschaft auf“, Pressemitteilung vom 30. Januar 2025, <https://www.stmd.bayern.de/kmus-bei-der-umsetzung-des-ai-act-der-eu-unterstuetzen-bayern-zum-vorreiter-fuer-verantwortungsvolle-ki-machen-mehring-wir-spannen-schutzschirm-vor-eu-buerokratie-ue/> [31.1.2025]
- Bertschek, Irene et al., 2015, The Economic Impacts of Broadband Internet: A Survey, in: Review of Network Economics, 14. Jg., Nr. 4, S. 201–227
- Bloom, Nicholas / Jones, Charles / Van Reenen, John / Webb, Michael, 2020, Are Ideas Getting Harder to Find, in: American Economic Review, 110. Jg., Nr. 4, S. 1104–1144
- BMBF – Bundesministerium für Bildung und Forschung, 2024, Zukunftstechnologie Künstliche Intelligenz, https://www.bmbf.de/DE/Forschung/Zukunftstechnologien/KuenstlicheIntelligenz/kuenstlicheintelligenz_node.html [11.2.2025]
- Boch, Michael et al., 2024, Künstliche Intelligenz und Produktivität, Wien

Bolwin, Lennart et al., 2023, Der digitale Faktor – Wie Deutschland von intelligenten Technologien profitiert, https://storage.googleapis.com/derdigitalefaktor/download/231031_IW_Google-Studie_Summary_DE.pdf [29.1.2025]

Bonin, Holger / Gregory, Terry / Zierahn, Ulrich, 2015, Übertragung der Studie von Frey/Osborne (2013) auf Deutschland, Kurzexpertise des Zentrums für Europäische Wirtschaftsforschung, Nr. 57, im Auftrag des Bundesministeriums für Arbeit und Soziales, Mannheim

Börsch-Supan, Axel, 2013, Mikro- und makroökonomische Dimensionen des demografischen Wandels, in: Hüther, Michael / Naegele, Gerhard (Hrsg.), Demografiepolitik. Herausforderungen und Handlungsfelder, Wiesbaden, S. 96–122

Briggs, Joseph / Kodnani, Devesh, 2023, Upgrading Our Longer-Run Global Growth Forecasts to Reflect the Impact of Generative AI, Goldman Sachs, Global Economics Analyst, 29 October 2023, New York, NY

Brümmerhoff, Dieter / Grömling, Michael, 2015, Volkswirtschaftliche Gesamtrechnungen, 10. Auflage, Berlin/Boston

Brynjolfsson, Erik / Li, Danielle / Raymond, Lindsey, 2023, Generative AI at work, NBER Working Paper, Nr. 31161, Cambridge/Mass.

Brynjolfsson, Erik / McAfee, Andrew, 2014, The Second Machine Age. Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies, New York

Brynjolfsson, Eric / Mitchell, Tom / Rock, Daniel, 2018, What Can Machines Learn, and What Does It Mean for Occupations and the Economy, in: AEA Papers and Proceedings, 108. Jg., S. 43–47

Büchel, Jan et al., 2021, KI-Monitor: Status quo der Künstlichen Intelligenz in Deutschland, Gutachten im Auftrag des Bundesverbandes Digitale Wirtschaft (BVDW) e.V., Köln

Büchel, Jan / Bakalis, Dennis / Scheufen, Marc, 2024, Digitalisierung der Wirtschaft in Deutschland. Langfassung der Ergebnisse des Digitalisierungsindex im Rahmen des Projekts „Entwicklung und Messung der Digitalisierung der Wirtschaft am Standort Deutschland“ im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK), Köln

Büchel, Jan / Engler, Jan Felix / Mertens, Armin / Demary, Vera, 2023, KI-Einsatzbereiche in Deutschland. Eine Analyse von KI-Stellenanzeigen, Gutachten im Projekt „Entwicklung und Messung der Digitalisierung der Wirtschaft am Standort Deutschland“ des Bundesministeriums für Wirtschaft und Klimaschutz, Köln

Büchel, Jan / Mertens, Armin, 2022, KI-Bedarfe in Deutschland. Regionale Analyse und Entwicklung der Anforderungsprofile in KI-Stellenanzeigen, Gutachten im Rahmen des Projekts „Entwicklung und Messung der Digitalisierung der Wirtschaft am Standort Deutschland“ im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK), Berlin / Köln

Büchel, Jan / Mertens, Armin, 2021, KI-Bedarfe der Wirtschaft am Standort Deutschland. Eine Analyse von Stellenanzeigen für KI-Berufe, Gutachten im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie, Köln

Büchel, Jan / Monsef, Roschan Pourkhataei, 2024, Künstliche Intelligenz - Bessere Entlohnung durch Produktivitätsbooster?, in: IW-Trends, 51. Jg., Nr. 2, S. 45–63

Büchel, Jan / Röhl, Klaus-Heiner, 2023, Aufbau Ost. Die Gigabit-Lücke, IW-Kurzbericht, Nr. 15, Köln / Berlin

Büchel, Jan / Scheufen, Marc / Engels, Barbara, 2025, Digitalisierungsindex 2024. Digitalisierung der Wirtschaft in Deutschland, Ergebnisse des Digitalisierungsindex im Rahmen des Projekts „Entwicklung und Messung der Digitalisierung der Wirtschaft am Standort Deutschland“, Köln

Bundesagentur für Arbeit, 2021, Umsteigeschlüssel vom Fünfsteller (Berufsgattung) KldB 2010 zum Viersteller ISCO 2008, <https://statistik.arbeitsagentur.de/DE/Statischer-Content/Grundlagen/Klassifikationen/Klassifikation-der-Berufe/KldB2010-Fassung2020/Arbeitsmittel/Umschluesselungstabellen.html> [10.9.24]

Bundesagentur für Arbeit, 2024, Datenbank Beschäftigte nach Berufsgruppe und Anforderungsniveau, Stand August 2024, <https://statistik.arbeitsagentur.de/DE/Navigation/Statistiken/Themen-im-Fokus/Berufe/Berufe-Nav.html> [10.9.24]

Bureau of Labor Statistics, 2012, Crosswalk between the 2008 ISCO to the 2010 SOC <https://www.bls.gov/soc/soccrosswalks.htm> [10.9.24]

Burstedde, Alexander / Tiedemann, Jurek, 2024a, IW-Arbeitsmarktfortschreibung 2027. Aktualisierung mit Daten bis 2022 – Zuwanderung kann Alterung ausgleichen, IW-Report, Nr. 33, Köln

Burstedde, Alexander / Tiedemann, Jurek, 2024b, Kompetenzbarometer: Fachkräftesituation in Digitalisierungsberufen – Beschäftigungsaufbau und Fachkräftemangel bis 2027, Gutachten im Rahmen des Projekts „Entwicklung und Messung der Digitalisierung der Wirtschaft am Standort Deutschland“ im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK), Köln

Calvino, Flavio / Fontanelli, Luca, 2023, A portrait of AI adopters across countries: Firm characteristics, assets' complementarities and productivity, OECD Science, Technology and Industry Working Papers, Nr. 2023/02, Paris

Cam, Arif / Chui, Michael / Hall, Bryce, 2019, Global AI Survey: AI proves its worth, but few scale impact, Mc Kinsey, <https://www.mckinsey.com/featured-insights/artificial-intelligence/global-ai-survey-ai-proves-its-worth-but-few-scale-impact#/> [26.9.2023]

Cantore, Cristiano / Ferroni, Filippo / Leon-Ledesma, Miguel A., 2017, The Dynamics of Hours Worked and Technology, in: Journal of Economic Dynamics and Control, Nr. 82. S. 67–82, ISSN 0165-1889

Cui, Kevin Zheyuan et al., 2024, The Effects of Generative AI on High Skilled Work: Evidence from Three Field Experiments with Software Developers, Working Paper at SSRN, 5. September 2024, https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4945566#:~:text=This%20study%20evaluates%20the%20im-pact%20of [4.10.2024]

Czarnitzki, Dirk / Fernandez, Gaston P. / Rammer, Christian, 2022, Artificial Intelligence and Firm-Level Productivity, ZEW-Discussion Paper, Nr. 22-005, Mannheim

Czernich, Nina / Falck, Oliver / Kretschmer, Tobias, 2011, Broadband Infrastructure and Economic Growth, in: Economic Journal, 121. Jg., Nr. 552, S. 505–532

Damioli, Giacomo / Van Roy, Vincent / Vertesy, Daniel/ Vivarelli, Marco, 2023, AI technologies and employment: micro evidence from the supply side, in: Applied Economics Letters, 30. Jg., Nr. 6, S. 816–821

Decker, Hanna / Sachse, Maximilian, 2024, Renaissance in den USA? Immer mehr Techkonzerne setzen auf die Kernkraft, <https://www.faz.net/aktuell/wirtschaft/unternehmen/technologie-konzerne-investieren-in-atomkraft-ki-beschleunigt-trend-110153125.html> [26.2.2025]

Dell'Acqua, et al., 2023, Navigating the Jagged Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of AI on Knowledge Worker Productivity and Quality, Harvard Business School Technology & Operations Mgt. Unit, Working Paper, Nr. 24-013, Harvard

Demary, Vera et al., 2020, KI-Monitor 2020. Status quo der Künstlichen Intelligenz in Deutschland, Gutachten im Auftrag des Bundesverbands Digitale Wirtschaft (BVDW) e.V.

Demary, Vera / Matthes, Jürgen / Plünnecke, Axel / Schaefer, Thilo / Schmitz, Edgar, 2024, Herausforderungen der Transformation für die Unternehmen in Deutschland, in: IW-Trends, 51. Jg., Nr. 3, S. 89–106

Demary, Vera / Matthes, Jürgen / Plünnecke, Axel / Schaefer, Thilo (Hrsg.). 2021, Gleichzeitig: Wie vier Disruptionen die deutsche Wirtschaft verändern. Herausforderungen und Lösungen, IW-Studie, Köln

Demary, Vera / Rusche, Christian, 2018, Zukunftsfaktor 5G – Eine ökonomische Perspektive, IW-Report, Nr. 45, Köln

Dengler, Katharina / Matthes, Britta, 2021, Folgen des technologischen Wandels für den Arbeitsmarkt. Auch komplexere Tätigkeiten könnten zunehmend automatisiert werden, IAB-Kurzbericht, Nr. 13, Nürnberg

Dengler, Katharina / Matthes, Britta, 2018: Substituierbarkeitspotenziale von Berufen. Wenige Berufsbilder halten mit der Digitalisierung Schritt, IAB-Kurzbericht, Nr. 4, Nürnberg

Dengler, Katharina / Matthes, Britta, 2015, Folgen der Digitalisierung für die Arbeitswelt – Substituierbarkeitspotenziale von Berufen in Deutschland, IAB-Forschungsbericht, Nr. 11, Nürnberg

Deschermeier, Philipp, 2024, IW-Bevölkerungsprognose 2024. Eine Datengrundlage zur Gestaltung der Herausforderungen des demografischen Wandels, in: IW-Trends, 51. Jg., Nr. 3, S. 65–88

Deschermeier, Philipp / Schäfer, Holger, 2024, Die Babyboomer gehen in Rente, IW-Kurzbericht, Nr. 78, Köln

Deutsche Bundesbank, 2021, Zur Verlangsamung des Produktivitätswachstums im Euroraum, in: Monatsbericht, Januar, S. 15–47

Deutsche Bundesbank, 2014, Neuschätzung des Produktionspotenzials der deutschen Wirtschaft, in: Monatsbericht, Dezember, S. 28–30

Deutscher Bundestag, 2025, AI Act: Abstimmungen für Durchführungsgesetz dauern an, <https://www.bundestag.de/presse/hib/kurzmeldungen-1039626> [11.2.2025]

Deutscher Bundestag, 2024a, Nationale Umsetzung des AI Act in Deutschland, <https://www.bundestag.de/presse/hib/kurzmeldungen-1016762> [11.2.2025]

Deutscher Bundestag, 2024b, Antwort der Bundesregierung der Fraktion der CDU/CSU – Drucksache 420/12671 – Nationale Umsetzung des AI Act in Deutschland, Drucksache 20/12948, <https://dserver.bundestag.de/btd/20/129/2012948.pdf> [11.2.2025]

D’Onofrio, Sara, 2024, Generative Künstliche Intelligenz – die neue Ära der kreativen Maschinen, HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik, 61. Jg., Nr. 2, S. 331–343

Dullien, Sebastian / Gerards Iglesias, Simon / Hüther, Michael / Rietzler, Katja, 2024, Herausforderungen für die Schuldenbremse. Investitionsbedarfe in der Infrastruktur und für die Transformation, IW-Policy Paper, Nr. 2, Köln

Edelson, Laura / Graef, Inge / Lancieri, Filippo, 2023, Access to Data and Algorithms: For an Effective DMA and DSA Implementation, CERRE report, Brüssel

Eger, Thomas / Scheufen, Marc, 2024a, The Law and Economics of the Data Economy: Introduction to the Special Issue, in: European Journal of Law and Economics, Vol. 57, No.1, pp. 93-111

Eger, Thomas / Scheufen, Marc, 2024b, Data Sharing in Deutschland. Theorie, Empirie und europäische Gesetzgebung, in: Wirtschaftsdienst, 104. Jg., Heft 10, S. 725-729

Eisele, Olaf / Harlacher, Markus / Lennings, Frank, 2023, Bedarfsgerechte Auswahl und Einführung von KI-Anwendungen, in: Stowasser, Sascha (Hrsg.), Künstliche Intelligenz (KI) und Arbeit. ifaa-Edition, Berlin, Heidelberg, S. 107–139

Eloundou, Tyna / Manning, Sam / Mishkin, Pamela / Rock, Daniel, 2023, GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models, arXiv preprint arXiv:2303.10130

Engels, Barbara / Büchel, Jan / Scheufen, Marc, 2025, Deutschland, digital gespalten — fünf Jahre Digitalisierungsindex, IW-Kurzbericht, Nr. 5, Köln

Enste, Dominik / Kürten, Louisa Marie / Suling, Lena / Orth, Anja Katrin, 2020, Digitalisierung und mitarbeiterorientierte Führung. Die Bedeutung der Kontrollüberzeugung für die Personalpolitik, IW-Analyse, Nr. 135, Köln

EU Commission, 2025a, The Commission publishes guidelines on AI system definition to facilitate the first AI Act's rules application, <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/commission-publishes-guidelines-ai-system-definition-facilitate-first-ai-acts-rules-application> [10.2.2025]

EU Commission, 2025b, Commission publishes the Guidelines on prohibited artificial intelligence (AI) practices, as defined by the AI Act, <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/commission-publishes-guidelines-prohibited-artificial-intelligence-ai-practices-defined-ai-act> [10.2.2025]

EU Commission, 2025c, General-Purpose AI Code of Practice, <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/ai-code-practice> [10.2.2025]

EU Commission, 2025d, EU launches InvestAI initiative to mobilise €200 billion of investment in artificial intelligence, https://ec.europa.eu/commission/presscorner/detail/en/ip_25_467 [12.2.2025]

EU Commission, 2024, DESI indicators, Fibre to the Premises (FTTP) coverage, https://digital-decade-desi.digital-strategy.ec.europa.eu/datasets/desi/charts/desi-indicators?indicator=desi_fttp&break-down=total_pophh&period=desi_2024&unit=pc_hh_all&country=AT,BE,BG,HR,CY,CZ,DK,EE,EU,FI,FR,DE,EL,HU,IE,IT,LV,LT,LU,MT,NL,PL,PT,RO,SK,SI,ES,SE [07.02.2025]

European Parliament, 2025, Legislative Train Schedule, AI liability directive, <https://www.europarl.europa.eu/legislative-train/theme-a-europe-fit-for-the-digital-age/file-ai-liability-directive?p3373> [10.2.2025]

Ewald, Johannes / Goecke, Henry / Kempermann, Hanno / Kestermann, Christian, 2024, Spillover-Effekte von Rechenzentren – Rückgrat der KI-Revolution in Deutschland, Gutachten im Auftrag der unter dem Dach des eco Verbands gegründeten Allianz zur Stärkung digitaler Infrastrukturen, Köln

Falck, Elisabeth / Röhe, Oke / Strobel, Johannes, 2024, Auswirkungen des digitalen Wandels auf die Arbeitsproduktivität, Deutsche Bundesbank, Research Brief, Nr. 65, Frankfurt/Main

Felten, Edward / Raj, Manav / Seamans, Robert, 2023, How will Language Modelers like ChatGPT Affect Occupations and Industries?, <http://doi.org/10.2139/ssrn.4375268>

Felten, Edward / Raj, Manav / Seamans, Robert, 2021, Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses, in: Strategic Management Journal, 42. Jg., Nr. 12, S. 2195 –2217

Felten, Edward / Raj, Manav / Seamans, Robert, 2019, The Occupational Impact of Artificial Intelligence: Labor, Skills, and Polarization, NYU Stern School of Business, <http://doi.org/10.2139/ssrn.3368605>

Fossen, Frank M. / Sorgner, Alina, 2019, New Digital Technologies and Heterogeneous Employment and Wage Dynamics in the United States: Evidence from Individual-Level Data, IZA Discussion Paper, Nr. 12242, Bonn

Frey, Carl B. / Osborne, Michael A., 2013, The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?, University of Oxford

Frodermann, Corinna et al., 2021a, Schwach anonymisierte Version der Stichprobe der Integrierten Arbeitsmarktbiografien (SIAB) – Version 7519 v1, Forschungsdatenzentrum der Bundesagentur für Arbeit (BA) im Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung (IAB), <https://doi.org/10.5164/IAB.SIAB7519.de.en.v1>

Frodermann, Corinna / Schmucker, Alexandra / Seth, Stefan / vom Berge, Philipp, 2021b, Stichprobe der Integrierten Arbeitsmarktbiografien (SIAB) 1975-2019. (FDZ-Datenreport 01/2021 (de)), Nürnberg, 77 S., <https://doi.org/10.5164/IAB.FDZD.2101.de.v1>

Gartner, Hermann / Hutter, Christian / Weber, Enzo, 2021, Wie der Arbeitsmarkt zwei sehr unterschiedliche Krisen bewältigt, IAB-Kurzbericht, Nr. 27, Nürnberg

Gathmann, Christina / Grimm, Felix, 2022, The Diffusion of Digital Technologies and its Consequences in the Labor Market, 23rd IZA Summer School in Labor Economics, Buch/Ammersee, https://conference.iza.org/conference_files/SUM_2022/grimm_f32263.pdf [26.9.2023]

Gathmann, Christina / Grimm, Felix / Winkler, Erwin, 2024, AI, Task Changes in Jobs, and Worker Reallocation, IZA DP No. 17554, <https://docs.iza.org/dp17554.pdf> [29.1.2025]

Geis-Thöne, Wido et al., 2021, Wie lässt sich das Produktivitätswachstum stärken? Gutachten im Auftrag der KfW Bankengruppe, Köln

Georgieff, Alexandre / Hye, Raphaela, 2021, Artificial intelligence and employment: New cross-country evidence, OECD Social, Employment and Migration Working Papers, Nr. 265, Paris

Giering, Oliver / Fedorets, Alexandra / Adriaans, Jule / Kirchner, Stefan, 2021, Künstliche Intelligenz in Deutschland: Erwerbstätige wissen oft nicht, dass sie mit KI-basierten Systemen arbeiten, DIW-Wochenbericht, Nr. 48, Berlin

Giuntella, Osea / König, Johannes / Stella, Luca, 2023, Artificial intelligence and workers' well-being, SOEPpapers on Multidisciplinary Panel Data Research, Nr. 1194, Berlin

Goldin, Ian / Koutroumpis, Pantelis / Lafond, Francois / Winkler, Julian, 2024, Why is Productivity Slowing Down?, in: Journal of Economic Literature, 62. Jg., Nr. 1, S. 196–268

Gonschor, Myrielle / Storm, Eduard, 2023, The Diffusion of Artificial Intelligence: New evidence from German Online Job Vacancy data, Working Paper, Düsseldorf/Essen, congress-files.s3.amazonaws.com/2023-07/OJA%2520AI%2520Diffusion%2520Germany_2023_02.pdf [26.9.2023]

Goodridge, Peter / Haskel, Jonathan / Edquist, Harald, 2021, We see data everywhere except in the productivity statistics, in: Review of Income and Wealth, 68. Jg., Nr.4, S. 862–894

Gordon, Robert J., 2014, The turtle’s progress: Secular stagnation meets the headwinds, in: Teulings, Coen / Baldwin, Richard, Secular Stagnation: Facts, Causes and Cures, Brüssel, S. 47–59

Green, Andrew / Lamby, Lucas, 2023, The supply, demand and characteristics of the AI workforce across OECD countries, OECD Social, Employment and Migration Working Papers, Nr. 287, Paris

Grömling, Michael, 2022, Kapitalarmes Produktivitätswachstum in Deutschland – eine schwere Ausgangslage, in: Zeitschrift für das gesamte Kreditwesen, 75. Jahrgang, Nr. 9, S. 32-37

Grömling, Michael, 2021, COVID-19 and the Growth Potential, in: Intereconomics, 56. Jg., Nr. 1, S. 45–49

Grömling, Michael, 2019, Messung und Interpretation der makroökonomischen Einkommensverteilung, in: Mink, Reimund / Voy, Klaus (Hrsg.), Gesamtwirtschaftliche Einkommensbegriffe, Produktion und Einkommen im sozialpolitischen Kontext, Berliner Beiträge zu den Volkswirtschaftlichen Gesamtrechnungen, Bd. 3, Marburg, S. 317–338

Grömling, Michael, 2017, Wachstumspotenzial: ein Growth Accounting für Deutschland, in: Institut der deutschen Wirtschaft Köln (Hrsg.), Perspektive 2035. Wirtschaftspolitik für Wachstum und Wohlstand in der alternden Gesellschaft, Köln, S. 91–111

Grömling, Michael, 2016, The Digital Revolution – New Challenges for National Accounting?, in: World Economics, 17. Jg., Nr. 1, S. 1–13

Grömling, Michael et al., 2024, Volkswirtschaftliche Bedeutung der Bauwirtschaft, Gutachten im Auftrag des Hauptverbands der Deutschen Bauindustrie e.V., Köln

Grömling, Michael et al., 2021, Ein Wachstumspfad für mehr Produktivität, Innovation und Beschäftigung in Deutschland, Gutachten im Auftrag von StepStone GmbH, NEW WORK SE, Kienbaum Consultants International, Köln

Grömling, Michael / Hentze, Tobias / Schäfer, Holger, 2022, Wirtschaftliche Auswirkungen der Corona-Pandemie in Deutschland – Eine ökonomische Bilanz nach zwei Jahren, in: IW-Trends, 49. Jg., Nr. 1, S. 41–72

- Grömling, Michael / Klös, Hans-Peter, 2018, „Inklusives Wachstum“ – Potenziale und Grenzen eines Konzepts. Eine institutionenökonomische Analyse, IW-Analysen, Nr. 126, Köln
- Grömling, Michael / Niebel, Thomas, 2025, Measuring the productivity effects of digital capital – a conceptual approach, in: ASTA – Wirtschafts- und Sozialstatistisches Archiv, 19. Jg., Nr. 1, S. 319–335
- Gühler, Nadine / Schmalwasser, Oda, 2020, Anlagevermögen, Abschreibungen und Abgänge in den Volkswirtschaftlichen Gesamtrechnungen, in: Wirtschaft und Statistik, Nr. 3, S. 76–88
- Hammermann, Andrea / Monsef, Roschan / Stettes, Oliver, 2025, Produktiver mit KI?. Wie Unternehmen und Beschäftigte die Produktivitätseffekte einschätzen, in: IW-Trends, 2024, 51. Jg., Nr. 4, S. 75–94
- Hammermann, Andrea / Monsef, Roschan Pourkhataei / Stettes, Oliver, 2023, KI und der Arbeitsmarkt. Eine Analyse der Beschäftigungseffekte, IW-Report, Nr. 55, Köln
- Havik, Karel et al., 2014, The Production Function Methodology for Calculating Potential Growth Rates & Output Gaps, European Commission Economic Papers, Nr. 535, November, Brüssel
- Hemel, Ulrich et al., 2024, Künstliche Intelligenz als Co-Pilot – Warum Unternehmen im Fahrersitz bleiben müssen, IW-Policy Paper, Nr. 1, Köln
- Hemmer, Hans-Rimbert / Lorenz, Andreas, 2004, Grundlagen der Wachstumsempirie, München
- Hintemann, Ralph / Hinterholzer, Simon / Progni, Kejsi, 2024, Bitkom-Studie Rechenzentren in Deutschland: Aktuelle Marktentwicklungen– Stand 2024, Bitkom/Borderstep Institut, Berlin
- Hochreiter, Sepp, 2024, Wir treten jetzt in die dritte Phase der Künstlichen Intelligenz ein, in: FAZ, vom 17.12.2024
- Hulten, C. R., 1978, Growth accounting with intermediate inputs, The Review of Economic Studies, 511–518
- Hüther, Michael, 2025, Eine Agenda für die neue Legislaturperiode. Wettbewerbsfähigkeit und Transformation, IW-Policy Paper, Nr. 1, Köln
- Hüther, Michael, 2024, Zauberwort Resilienz, Gastbeitrag, Welt am Sonntag, 11. Februar 2024, <https://www.iwkoeln.de/presse/in-den-medien/michael-huether-zauberwort-resilienz.html> [31.01.2025]
- Hutter, Christian / Weber, Enzo, 2025, Konjunktur und Transformation: die kritische Gemengelage am Arbeitsmarkt, in: IAB-Forum, Nürnberg
- Ifaa, 2023, Künstliche Intelligenz in produzierenden Unternehmen, <https://www.arbeitswissenschaft.net/angebote-produkte/studien/kwh-ue-alf-ki-studie-ergebnisse> [4.10.2023]

IHK München und Oberbayern – Industrie- und Handelskammer München und Oberbayern, 2025, Artificial Intelligence Act – das müssen Unternehmen wissen, <https://www.ihk-muenchen.de/de/Service/Digitalisierung/K%C3%BCnstliche-Intelligenz/AI-Act/> [11.2.2025]

IMF – International Monetary Fund, 2023, Artificial Intelligence. What AI means for economics, Finance & Development, 60. Jg., Nr. 4, Washington, D.C.

Kerkhof, Anna / Licht, Thomas / Menkhoff, Manuel / Wohlrabe, Klaus, 2024, Die Nutzung von Künstlicher Intelligenz in der deutschen Wirtschaft, in: ifo Schnelldienst, 77. Jg., Nr. 8, S. 39–43

Kozlowski, Julian / Veldkamp, Laura / Venkateswaran, Venky, 2020, Scarring Body and Mind: The Long-Term Belief-Scarring Effects of COVID-19, Federal Reserve Bank of St. Louis Working Paper, Nr. 2020-009, St. Louis

Lane, Marguerita, 2024, Who will be the workers most affected by AI? A closer look at the impact of AI on women, low-skilled workers and other groups, OECD Artificial Intelligence Paper No. 26, https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2024/10/who-will-be-the-workers-most-affected-by-ai_fb7fcccd/14dc6f89-en.pdf [6.1.2025]

Lane, Marguerita / Williams, Morgan / Broecke, Stijn, 2023, The impact of AI on the workplace: Main findings from the OECD AI surveys of employers and workers, OECD Social, Employment and Migration Working Papers, Nr. 288, Paris

Lu, Yingying / Zhou, Yixiao, 2021, A review on the economics of artificial intelligence, in: Journal of Economic Surveys, 35. Jg., Nr. 4, S. 1045–1072

McKinsey & Company, 2023, The economic potential of generative AI - The next productivity frontier

Menzel, Christoph / Winkler, Christian, 2018, Zur Diskussion der Effekte Künstlicher Intelligenz in der wirtschaftswissenschaftlichen Literatur, Bundesministerium für Wirtschaft und Energie, Diskussionspapier, Nr. 8, Berlin

Microsoft, 2024, Fit für das KI-Zeitalter: Microsoft investiert 3,2 Milliarden Euro, um KI-Infrastruktur und Cloud-Kapazitäten in Deutschland mehr als zu verdoppeln sowie Fachkräfte zu qualifizieren, <https://news.microsoft.com/de-de/fit-fuer-das-ki-zeitalter-microsoft-investiert-32-milliarden-euro-um-ki-infrastruktur-und-cloud-kapazitaeten-in-deutschland-mehr-als-zu-verdoppeln-sowie-fachkraefte-zu-qualifizieren/> [11.2.2025]

Milanez, Anna, 2023, The impact of AI on the workplace: Evidence from OECD case studies of AI implementation, OECD Social, Employment and Migration Working Papers, Nr. 289, Paris

Monsef, Roschan / Stettes, Oliver, 2023, Die Dynamik der Personalbewegungen auf Unternehmensebene im digitalen und ökologischen Wandel, in: IW-Trends, 50. Jg., Nr. 2, S. 59–75

Muehleemann, Samuel, 2024, AI Adoption and Workplace Training, IZA DP, Nr. 17367, <https://docs.iza.org/dp17367.pdf> [29.1.2025]

Niebel, Thomas / Rasel, Fabienne / Viète, Steffen, 2019, BIG data – BIG gains? Understanding the link between big data analytics and innovation, in: Economics of Innovation and New Technology, 28. Jg., Nr. 3, S. 296–316

Nordhaus, William, 2021, Are We Approaching an Economic Singularity? Information Technology and the Future of Economic Growth, in: American Economic Journal: Macroeconomics, 13. Jg., Nr. 1, S. 299–332

Noy, Shakked / Zhang, Whitney, 2023, Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence., Science, Jg., Nr. 6654, S. 187–192

OECD – Organisation for Economic Co-operation and Development, 2024, OECD-Bericht zu Künstlicher Intelligenz in Deutschland, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/8fd1bd9d-de>

OECD, 2023, Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market, Paris

OECD, 2015, The Future of Productivity, Paris

Pathak, Maitrayee, 2024, Data Governance Redefined: The Evolution of EU Data Regulations from the GDPR to the DMA, DSA, DGA, Data Act and AI Act, in: European Data Protection Law Review, 10. Jg., Nr. 1, S. 43–56

Pouliakas, Konstantinos / Santangelo, Giulia / Dupire, Paul, 2025, Are Artificial Intelligence (AI) Skills a Reward or a Gamble? Deconstructing the AI Wage Premium in Europe, IZA DP, Nr. 17607, <https://docs.iza.org/dp17607.pdf> [29.1.2025]

Punz, Matthias, 2025, AI Act: BMWK sieht keinen Bedarf an Hilfsangeboten für Unternehmen, Süddeutsche Zeitung Dossier Digitalwende, 5.2.2025

PwC – PricewaterhouseCoopers, 2018, Auswirkungen der Nutzung von künstlicher Intelligenz in Deutschland

Rusche, Christian, 2024, Wachsen regulierte digitale Märkte?, in: Wirtschaftsdienst, 104. Jg., Nr. 11, S. 807–810

Rusche, Christian et al., 2022, KI-Monitor 2022. Künstliche Intelligenz in Deutschland, Gutachten im Auftrag des Bundesverbandes Digitale Wirtschaft (BVDW) e.V., Köln

Schaefer, Thilo et al., 2024, Transformationspfade für das Industrieland Deutschland, Gutachten in Kooperation des Instituts der deutschen Wirtschaft mit der Boston Consulting Group und dem Bundesverband der deutschen Industrie, Berlin/Köln

Schäfer, Holger / Schleiermacher, Thomas / Stettes, Oliver, 2024, Der Einsatz von Solo-Selbstständigen und Angehörigen von Fremdfirmen in deutschen Unternehmen, Gefördert von Bundesverband für selbständige Wissensarbeit e.V., Verband der Gründer und Selbstständigen in Deutschland e.V., Vereinigung der Bayerischen Wirtschaft e.V., Köln

Scheufen, Marc, 2024a, Rechtliche Hemmnisse beim Data Sharing überwinden, IW-Kurzbericht, Nr. 31, Köln

Scheufen, Marc, 2024b, Hemmnisse beim Data Sharing – Entwicklung und Handlungsempfehlungen, in: IW-Trends, 51. Jg., Nr. 2, S. 65–80

Seele, Stefanie, 2024, Experten sind besonders nah an KI, IW-Kurzbericht, Nr. 80, Köln

Seele, Stefanie / Stettes, Oliver, 2025 forthcoming, Lohneffekte der Dekarbonisierung

Seele, Stefanie / Stettes, Oliver, 2023, Wechseln von Digitalisierung betroffene Beschäftigte häufiger den Betrieb oder in Arbeitslosigkeit?, in: IW-Trends, Nr. 4, 50. Jg., S. 3–21

Solow, Robert M., 1957, Technical Change and the Aggregate Production Function, in: The Review of Economics and Statistics, 39. Jg., Nr. 3, S. 312–320

Stackpole, Beth, 2024, The impact of generative AI as a general-purpose technology, <https://mitsloan.mit.edu/ideas-made-to-matter/impact-generative-ai-a-general-purpose-technology> [13.2.2025]

Stettes, Oliver, 2024, Digitale und ökologische Transformation, betriebliche Konfliktfelder und die Rolle von Betriebsräten, in: IW-Trends, 51. Jg., Nr. 3, S. 3-24

Stettes, Oliver, 2023, Solo-Selbstständige und Werkvertragsbeschäftigte als Katalysatoren des digitalen Wandels in deutschen Unternehmen, in: IW-Trends, 50. Jg., Nr. 1, S. 63–80

Svanberg, Maja et al., 2024, Beyond AI Exposure: Which Tasks are Cost-Effective to Automate with Computer Vision?, <https://doi.org/10.2139/ssrn.4700751>

SVR – Sachverständigenrat zur Begutachtung der gesamtwirtschaftlichen Entwicklung, 2023, Wachstumsschwäche überwinden – In die Zukunft investieren, Jahresgutachten 2023/24, Wiesbaden

SVR, 2020, Corona-Krise gemeinsam bewältigen, Resilienz und Wachstum stärken, Jahresgutachten 2020/2021, Wiesbaden

SVR, 2015, Zukunftsfähigkeit in den Mittelpunkt, Jahresgutachten 2015/2016, Wiesbaden

tagesschau.de, 2025a, „Stargate“. Trump verkündet milliardenschweres KI-Projekt, <https://www.tagesschau.de/wirtschaft/digitales/stargate-ki-trump-100.html> [11.2.2025]

tagesschau.de, 2025b, 1.500 Teilnehmer erwartet. Gipfel zu Künstlicher Intelligenz in Paris begonnen, <https://www.tagesschau.de/wirtschaft/digitales/ki-europa-gipfel-100.html> [11.2.2025]

Universität des Saarlands, 2025, Neuer Referentenentwurf zur Durchführung der KI Verordnung, Juristisches Internetprojekt Saarbrücken, <https://www.jura.uni-saarland.de/neuer-referentenentwurf-zur-durchfuehrung-der-ki-verordnung/> [11.2.2025]

Vöpel, Henning, 2021, Die digitale Revolution: Der große Sprung in die Datenökonomie, in: Straubhaar, Thomas, 2021, (Hrsg.), Neuvermessung der Datenökonomie, Hamburg, S. 29–39

Wambach, Achim, 2022, Wettbewerb in der digitalen Ökonomie, in: List Forum für Wirtschafts- und Finanzpolitik, 48. Jg., S. 35–52

Webb, Michael, 2020, Essays in the economics of artificial intelligence, Stanford, <http://purl.stanford.edu/hy957wm6685> [26.9.2023]