

**KÜNSTLICHE INTELLIGENZ AM GLOBALEN ARBEITSMARKT:
EINE EXPLORATIVE STUDIE ZUR SEKTORALEN ARBEITSMARKTDYNAMIK,
KOMPETENZPROFILIEN UND SOZIALETHISCHEN IMPLIKATIONEN**

Niklas Nösel¹

¹ Forschungsgruppe Industry Analytics, Westfälische Hochschule Zwickau,
Zwickau, Sachsen, Deutschland

ABSTRACT

Die Integration Künstlicher Intelligenz (KI) in die globale Wirtschaft löst eine tiefgreifende Transformation von Beschäftigungsverhältnissen aus. Die vorliegende explorative Studie untersucht diese Dynamik, ausgehend von einer technologischen Einordnung kognitiver Systeme, und analysiert sektorale Unterschiede in der KI-Adaption – mit Fokus auf das Gesundheitswesen, das Finanzwesen und das verarbeitende Gewerbe. Ein Kernstück der Untersuchung bildet die Bewertung künftiger Kompetenzprofile: Während hochspezialisierte technische Fähigkeiten und ausgeprägte Sozialkompetenzen an Bedeutung gewinnen, unterliegen repetitive Tätigkeiten einem hohen Substitutionsrisiko. Zur Visualisierung dieser disruptiven Kräfte wird das „Hufeisenmodell der KI-bedingten Arbeitsmarktdisruption“ entwickelt. Es zeigt auf, dass insbesondere die breite Mittelschicht der Gefahr einer Verdrängung ausgesetzt ist, während Tätigkeiten im Niedriglohnssektor und im Bereich der Hochspezialisierung bestehen bleiben. Die Arbeit schließt mit einer Debatte über die drohende soziale Einkommenskluft und liefert damit eine fundierte Basis für strategische Entscheidungen und weiterführende Forschungsfragen.

SCHLAGWORTE

Künstliche Intelligenz, Arbeitsökonomie, Arbeitsmarkt, Anforderungsprofil, Wirtschaftswissenschaften, Wirtschaftssoziologie, Strukturwandel, Technikethik

ANMERKUNGEN

Der vorliegende Beitrag entstand im Rahmen des Moduls „Personalmanagement“ im Masterstudiengang Produktionsoptimierung (M.Eng.) an der Westfälischen Hochschule Zwickau unter der fachlichen Betreuung von Prof. Dr. rer. pol. Uta Kirschten. Bei diesem Dokument handelt es sich um eine Nachveröffentlichung mit Stand November 2024. Im Zuge der Vorbereitung für die Publikation auf LIBDOC wurden kleinere formale Korrekturen und Überarbeitungen vorgenommen; der inhaltliche Kern sowie die Ergebnisse der ursprünglichen Arbeit blieben dabei unverändert. Die Entscheidung zur Nachveröffentlichung gründet sich auf der noch immer hohen Aktualität der Thematik sowie dem Ziel, die im Rahmen der Studie entwickelten Ansätze – insbesondere zur Transformation von Kompetenzprofilen – einem breiteren Fachpublikum zugänglich zu machen und als Diskussionsgrundlage für weitere Forschung im Bereich der KI-bedingten Arbeitsmarktdisruption zu dienen. Aus Gründen der besseren Lesbarkeit wird in diesem Text das generische Maskulinum verwendet. Diese sprachliche Form dient der Neutralität und umfasst ausdrücklich alle Geschlechteridentitäten; eine Wertung oder Ausgrenzung ist hiermit nicht beabsichtigt.

1 EINLEITUNG

1.1 Problem- und Zielstellung

„Künstliche Intelligenz“ (KI) hat sich schnell zum Buzzword¹ der heutigen Zeit entwickeln können. Häufig führt eine falsche Verwendung der Begrifflichkeit, im Zweifel zudem im inhaltlich falschen Kontext, zu überdimensionierten Versprechungen und unerfüllbaren Erwartungshaltungen. Der mediale Hype kann zu Problemen in der Einschätzung der tatsächlichen Fähigkeiten von KI führen. Die Folge dessen ist beispielsweise das Scheitern von Projekten in der betrieblichen Praxis am technologischen Status Quo. Fehlende Expertise in der Handhabung, eine mangelnde Rechenleistung oder eine zu geringe Datenbasis sind nur eine Teilmenge von möglichen Beispielen, welche unter Umständen zu kostspieligen Fehlentscheidungen und -investitionen führen können. Durch die meist ungefilterte Medienflut kommen zudem zusätzliche Bedenken hinsichtlich sozialer Fragen, wie etwa der Angst vor Jobverlust, auf (vgl. Schmidt 2020, S. 70–74; vgl. Hasenbein 2023, S. 35 ff.).

Die vorliegende Arbeit soll insbesondere für letztgenannten Aspekt eine strukturelle Einordnung vornehmen. Die übergeordnete Zielstellung besteht darin, der eben beschriebenen Problemstellung über die Untersuchung folgender Forschungsfragen zu begegnen:

Forschungsfrage 1:

Was ist KI und welche verschiedenen Formen gibt es?

Forschungsfrage 2:

Welche Anwendungsfälle von KI gibt es im allgemeinen und professionellen Kontext?

Forschungsfrage 3:

Wer profitiert und wer verliert am Arbeitsmarkt durch das Aufkommen von KI?²

Forschungsfrage 4:

Welche sozialen Fragen ergeben sich durch die beobachteten Trends in Bezug auf KI?

1.2 Methodik

Diese Arbeit wird in ihrer Methodik als explorative Studie (*engl. „Exploratory Study“*) ausgelegt. Gemeint ist in diesem Fall der Ansatz einer deskriptiven Analyse, welcher die Sachverhalte der aufgestellten Forschungsfragen (Abs. 1.1) erkundend beschreibt. Im Gegensatz zu konfirmativen Studien im Bereich der Theorie- und Hypothesenprüfung (Paradigma der Verhaltenswissenschaft, *engl. „Behavioural Sciences“*) sollen abgeleitete Erkenntnisse zu den Forschungsfragen generiert werden (vgl. Fredebeul-Krein 2012, S. 65 f.).

Dieser Beitrag soll als Grundlage dafür dienen, neue Konzepte und darauf aufbauende Forschung zu ermöglichen. Die vorliegende Arbeit soll die generelle Struktur künftiger Entwicklungen am globalen Arbeitsmarkt durch den Einsatz von KI untersuchen. Die dazu aufgestellten Forschungsfragen (Abs. 1.1) werden sowohl durch die Verwendung qualitativer als auch quantitativer Informationen eingeordnet. Der Aufbau und die Vorgehensweise dieser Arbeit (Tab. 1) richten sich dabei nach den Forschungsfragen.

¹ Populärer Ausdruck zum Wecken von Interesse, ohne unbedingt klare Informationen zu liefern.

² Differenzierung nach Organisation und Individuum.

Tabelle 1: Methodik der Arbeit.

Abschnitt	Inhalt
Abs. 2	Theoretische Grundlagen Was ist KI? Welche Formen von KI gibt es? → <i>Begriffliche Auseinandersetzung und Klassifizierung</i>
Abs. 3	Anwendungsbereiche Welche allgemeinen Anwendungsfälle von KI gibt es? Welche Anwendungsformen von KI gibt es im professionellen Kontext? → <i>Qualitative Einordnung</i>
Abs. 4	Auswirkungen Welche Branchen (Wirtschaftssektoren) profitieren in besonderem Maße von KI? Welche Personengruppen profitieren von KI und welche verlieren durch KI? Was sind die sich erwartenden Entwicklung am Arbeitsmarkt? → <i>Quantitative Einordnung</i>
Abs. 5	Sozialethik Welche Risiken durch KI sind im ethischen Kontext zu beachten? → <i>Qualitative Einordnung</i>

1.3 Motivation

KI als Schlüsseltechnologie hat das Potential, den künftigen Arbeitsmarkt und Arbeitsplatzprofile grundlegend zu verändern. Die frühzeitige Untersuchung dieser Thematik ist von entsprechend hoher Relevanz für die Planung von Bildungs-, Arbeitsmarkt- und Unternehmensstrategien.

Insbesondere Deutschland ist als Hochlohnstandort (vgl. Statistisches Bundesamt 2024a) darauf angewiesen, die Potentiale von KI für die nachhaltige Wettbewerbsfähigkeit zu heben. Ebenso besteht für die zukunftsorientierte Gestaltung des Arbeitsmarktes ein Bedarf an Klarheit über ethische Implikationen (vgl. Hasenbein 2023, S. 35 ff.). Die Motivation für diese Arbeit besteht darin, einen Beitrag zur wissenschaftlichen Grundlegendiskussion in diesem Feld zu leisten.“

2 THEORETISCHE GRUNDLAGEN

2.1 Begrifflichkeit der KI

Die methodisch beschriebenen Punkte (Abs. 1.2) werden im Rahmen einer explorativen Studie nachfolgend behandelt. Einleitend wird sich dazu mit dem Begriff der Künstlichen Intelligenz auseinandergesetzt. In der weltweit populärsten Suchmaschine „Google“ (Marktanteil Oktober 2024 ca. 80 %, vgl. StatCounter 2024) unterliegt das Interesse am Thema einem stetig ansteigenden Trend³ (Abb. 1) (vgl. Google 2024).

Um weitere Untersuchungen zum Gegenstand „KI“ zu ermöglichen, soll dieser zunächst genauer definiert werden. Die Begrifflichkeit der „*Künstlichen Intelligenz*“ geht dabei in ihrer Entstehungsgeschichte zurück bis in die 1950er Jahre (vgl. Müller, Barton, Wirtz 2024, S. 142–144). Ab 1956 wurden Suchverfahren und *Heuristiken*⁴ zur Problemlösung eingesetzt. Dabei wurden Problemlösen und Schlussfolgern als Suche verstanden. Ziel war es, dabei ein Verständnis für das menschliche Problemlösen, wie etwa beim Schachspielen, zu entwickeln. Eine Heuristik löst Probleme dabei jedoch ohne effiziente Strategien.

³ Relative Google-Suchhäufigkeit als Verhältnis zum absoluten Maximum mit Vergleichsindex „100“.

⁴ Analytisches Vorgehen zur mutmaßenden Schlussfolgerungen durch begrenzte Information.

– Niklas Nösel –
Künstliche Intelligenz am globalen Arbeitsmarkt

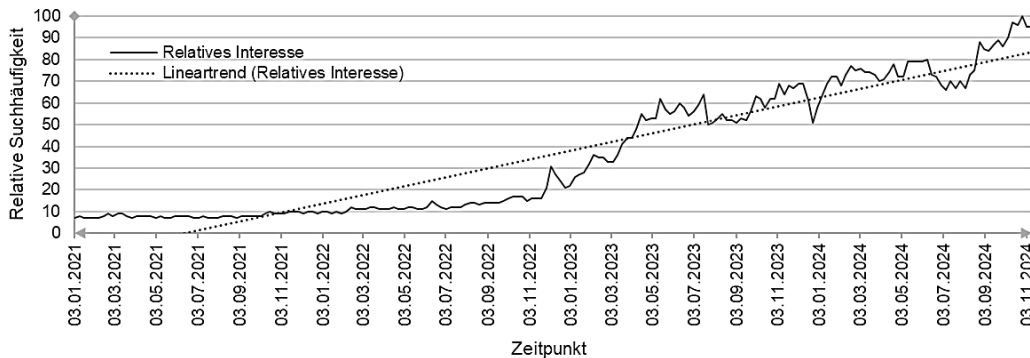


Abbildung 2: Relative Suchhäufigkeit von „Künstlicher Intelligenz“ bei Google
(Google 2024).

Ab 1971 schlossen sich „*wissensbasierte Systeme*“ an (ebd.). Der Fokus verschob sich auf die Darstellung und Verarbeitung von Wissen. Die Schlussfolgerungskomponente wurde hier um eine vorgelagerte Wissensbasis erweitert, die intelligenteres Verhalten ermöglichen sollte. „Intelligenz“ wurde in diesem Kontext als Fähigkeit verstanden, vorhandenes Wissen anzuwenden. Ein mögliches Beispiel für diesen Definitionsbereich ist das Expertensystem „MYCIN“ der Stanford University für medizinische Diagnosen (vgl. Schnupp, Leibrandt 1988, S. 21 ff.).

In den 1990er Jahren wurde Lernfähigkeit schließlich zum Kernelement der Intelligenz bestimmt (vgl. Müller, Barton, Wirtz 2024, S. 142 ff.). Systeme dieser Zeit wurden daher als „*lernende Systeme*“ bezeichnet. In diesem Kontext entstand der Begriff des „*Maschinellen Lernens*“, welches auf Trainingsdaten basiert. Die Modellbildung erfolgt hierbei auf Basis von Erfahrung aus Trainingsdaten und ist dabei abhängig von Parametern. Die Fähigkeit zu Lernen wird hier als Erwerb von geistigen und sozialen Fähigkeiten verstanden. Seit 2010 werden diese Lernverfahren mit den wissensbasierten Methoden kombiniert. Die neuen KI-Modelle werden als „*kognitive Systeme*“ bezeichnet und sind Bestandteil der informatischen Ingenieurwissenschaft. Zusätzlich werden aktuelle KI-Systeme seither auch in der Kognitionswissenschaft, als Teilbereich der Erkenntniswissenschaft, untersucht. Die Entwicklung ist nachfolgend dargestellt (Abb. 2).

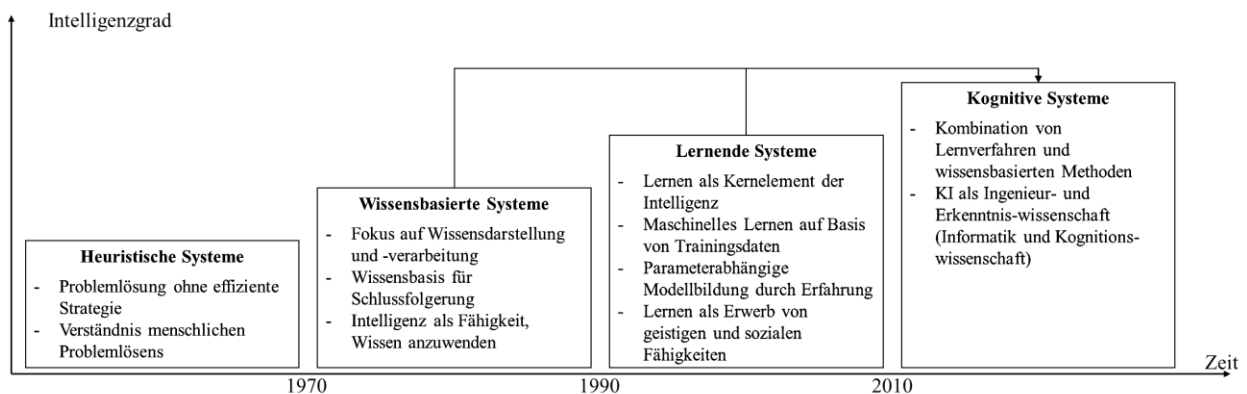


Abbildung 2: Historische Entwicklung von KI-Systemen
(In Anlehnung an: Müller, Barton, Wirtz 2024, S. 142–144).

Die heutigen KI-Systeme bezeichnen also Technologien, die darauf ausgelegt sind, menschenähnliche Intelligenz nachzuahmen. Dazu lernen sie aus vorab zur Verfügung gestellten Daten, erkennen Muster und können somit eigenständig Aufgaben lösen. Simuliert werden menschliche Denkprozesse wie in etwa das Lernen, die Lösung von Problemen, oder die Entscheidungsfindung. Neu ist dabei, dass die Methoden der KI nicht auf eine explizite Programmierung für jede Aufgabe angewiesen sind. Diese begriffliche Einordnung kann als eine allgemeine Definitionen von aktuell vielen möglichen herangezogen werden (vgl. Mülder, Barton, Wirtz 2024, S. 142–144; vgl. Sarferaz 2023, S. 405 ff.; vgl. Franzetti 2023, S. 243).

Viele Definitionen sind möglich, da das Thema „KI“ als solches noch jung ist. Somit sind internationale Standardisierungsprozesse noch nicht weit vorangeschritten (vgl. Bauernhansl 2023, S. 295 ff.; vgl. Fraunhofer IKS 2024). Unter anderem aus diesem Grund wird der Begriff der Künstlichen Intelligenz für verschiedene Kontexte häufig unterschiedlich interpretiert. Nachfolgend sind zur Orientierung daher drei mögliche spezifische Definitionen mit technischem, wirtschaftlichem und ethisch-gesellschaftlichem Bezug gegeben:

In einer *technisch*-orientierten Definition können unter KI alle Algorithmen und Modelle verstanden werden, die dazu fähig sind, aus großen Datenmengen zu lernen und komplexe Aufgaben eigenständig zu bewältigen (Interpretation in Anlehnung an: Gartner 2024a, 2024b).

Im *wirtschaftlich*-orientierten Kontext kann KI als Summe von Technologien und Algorithmen zur Optimierung und Automatisierung komplexer Aufgaben verstanden werden. Als Zweck kann die Steigerung von Effizienz und die Senkung von Kosten beschrieben werden (Interpretation in Anlehnung an: OECD 2024).

In einem *ethisch-gesellschaftlich*-orientierten Kontext können KI-Modelle als Möglichkeit zur Erweiterung des menschlichen Denkens gesehen werden. Den Möglichkeiten gegenüber stehen allerdings zugleich ethische, rechtliche und soziale Fragen zur Verantwortung und zu potenziellen Auswirkungen auf die Gesellschaft (Interpretation in Anlehnung an: Europäische Kommission 2019).

Die Kernaspekte der allgemeinen sowie drei spezifischen Definitionsansätze sind im nachfolgenden Schema aufgeführt (Abb. 3).

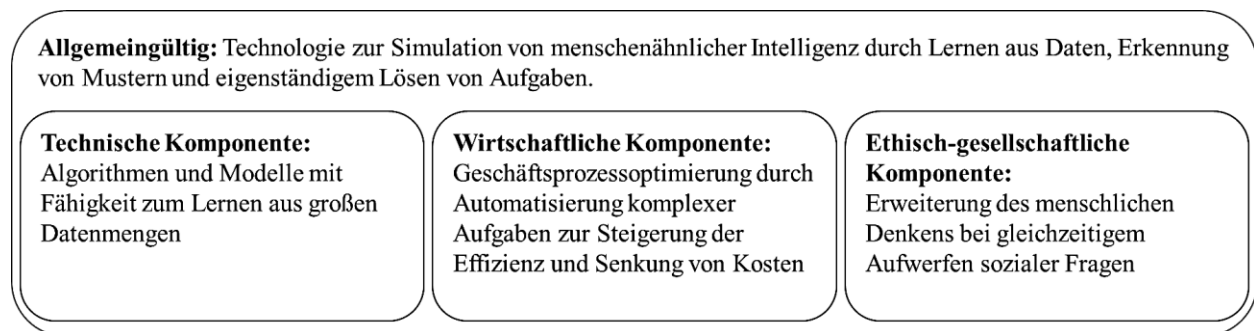


Abbildung 3: Komponenten einer möglichen Definition von Künstlicher Intelligenz (Interpretation in Anlehnung an: Gartner 2024a, 2024b; OECD 2024; Europäische Kommission 2019).

2.2 Formen von KI

Nach einer allgemeinen Begriffserklärung (Abs. 2.1) sollen nun unterschiedliche Ausprägungen von KI eingeordnet werden. Dazu sind verschiedene Klassifikationen möglich. So stellt die vorher beschriebene historische Entwicklung von KI (Abb. 2) gleichzeitig eine Grundlage dar, um eine Einordnung nach Architektur und Verarbeitungsweise vorzunehmen. Hierbei sind zum einen *kognitive Systeme* zu nennen. Diese haben das Ziel menschenähnliche kognitive Fähigkeiten, wie das Schlussfolgern oder Lernen zu simulieren. Sie bieten eine vielseitige Interaktion zur Problemlösung. Dem gegenüber stehen *Hybrid-KI-Modelle*, welche in ihrer Wirkweise mehr auf das Lösen einer bestimmten Aufgabenstellung ausgerichtet sind als ein menschenähnliches Verhalten in Gänze zu simulieren (vgl. Furbach et al. 2023, S. 3 f.; vgl. Fraunhofer IOSB 2024).

Diesem Unterscheidungsansatz schließt sich die technologische Differenzierung an. Während die eben beschriebene Unterscheidung der Architektur eine Aussage über die übergeordnete Logik trifft, kann KI auch auf fundamental-technologischer Ebene klassifiziert werden (vgl. IBM 2024a; vgl. SAP 2024). Die symbolische KI (auch: regelbasierte KI) arbeitet dabei als einfachste Technologie auf Basis von Logiken, Regeln und Wissensrepräsentation. Das Maschinelle Lernen (*engl. „Machine Learning“, ML*) hingegen bezeichnet KI-Modelle, die aus Daten lernen, Muster erkennen und Entscheidungen treffen. Charakteristisch ist hierbei, dass dazu keine konkrete Programmierung für den Einzelfall notwendig ist (vgl. IBM 2024b).

Zu ML gehören die Ansätze des Überwachten Lernens (*engl. „Supervised Learning“, SL*), bei dem ein Modell anhand von gelabelten Trainingsdatensätzen lernt (vgl. IBM 2024b, vgl. SAP 2024). Der Gegensatz besteht dann im Unüberwachten Lernen (*engl. „Unsupervised Learning“, UL*), bei dem ein Modell durch ungelabelte Daten lernt. Ein Etikett (*engl. „Label“*) stellt dabei die Zuordnung der richtigen Antwort oder Zielinformationen für den Datensatz dar. Ungelabelte Daten besitzen entsprechend keine zusätzlichen Informationen darüber, was sie repräsentieren. Das Überwachte Lernen kann zum Beispiel zum Klassifizieren eingesetzt werden, während das Unüberwachte Lernen etwa beim Clustering⁵ angewendet wird.

Ein weiterer Fall ist das Bestärkende Lernen (*engl. „Reinforcement Learning“, RL*). Hierbei wird das Modell für richtige Aktionen belohnt (positiv verstärkt) und für falsche Aktionen bestraft (negativ verstärkt) (vgl. ebd.). Ziel ist es per Trial-and-Error-Prinzip⁶ ein Verhaltensmuster zu entwickeln, das die kumulierte Belohnung maximiert. Angewandt wird dies z.B. bei autonomem Fahren, Robotersteuerung, oder bei Spielen wie Schach oder Go. Das Zielverhalten wird dabei als „*Policy*“ bezeichnet und bestimmt, welche Aktion in einem bestimmten Zustand am besten ist (vgl. IBM 2024a; vgl. Sarferaz 2023, S. 406–408).

Ein Spezialfall des Maschinellen Lernens besteht im Tiefen Lernen (*engl. „Deep Learning“, DL*). Bei diesem Subtyp des ML werden vielschichtige neuronale Netzwerke (Abb. 4) zur Analyse und Verarbeitung komplexer Daten genutzt (vgl. IBM 2024a, 2024b, 2024c; vgl. SAP 2024). Diese Netzwerke stellen eine künstliche Repräsentation der biologischen neuronalen Netzwerke im menschlichen Gehirn dar. Die künstlichen Netzwerke bestehen aus Schichten von „Knoten“ (künstliche Neuronen). Hierbei gibt es eine Eingabeschicht, eine oder mehrere verborgene Schichten und eine Ausgabeschicht. Jeder dieser Knoten ist mit einem anderen Knoten verbunden. Zudem fügt jede dieser Einheiten über eine Gewichtung und einen Schwellenwert, die die finale Ergebnisausgabe mitbestimmen, hinzu.

⁵ Einteilung von Datenmengen in verschiedene Gruppen.

⁶ Heuristisches Testen zulässige Lösungsmöglichkeiten bis zur Lösungsfindung.

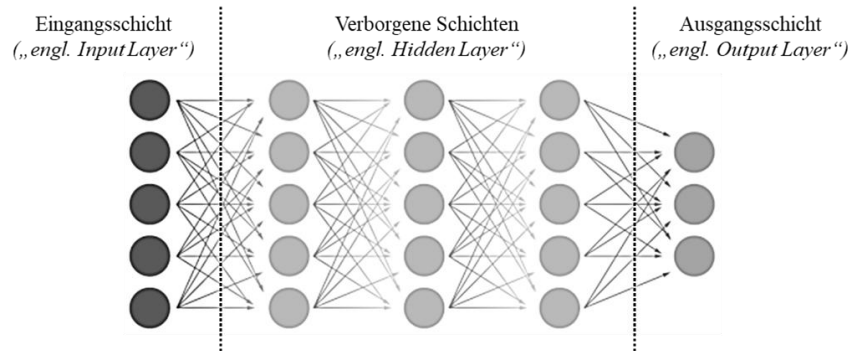


Abbildung 4: Künstliches Neuronales Netzwerk beim „Deep Learning“
(In Anlehnung an: IBM 2024c).

Eine weitere geläufige Form zur Klassifizierung von KI besteht in der Unterteilung in Arten nach Funktion und Komplexität. Dabei wird KI nach ihrer Leistungsfähigkeit unterschieden (vgl. Müller, Barton, Wirtz 2024, S. 148 f.; vgl. IBM 2024a; vgl. SAP 2024). Die erste mögliche Einteilung ist hierbei die schwache KI (engl. „*Narrow AI*“ oder auch „*Artificial Narrow Intelligence*“, *ANI*). Diese Art der KI ist auf ein begrenztes Anwendungsgebiet eingeschränkt und simuliert eine künstliche Intelligenz, ohne ein wirkliches Verständnis für den Gegenstand der Betrachtung. Die Bezeichnung „schwach“ steht hierbei konkret für die Distanz zum tatsächlich menschlichen Bewusstsein. Verwendet werden diese in etwa bei Sprachassistenten, Gesichts- und Spracherkennung sowie bei selbstfahrenden Autos.

Die nächste Stufe besteht in starker KI (engl. „*Artificial General Intelligence*“, *AGI*). Hierbei handelt es sich zum aktuellen Stand⁷ noch um eine hypothetische Art von KI (vgl. ebd.). Diese soll ein menschenähnliches Denken, Verstehen und Lernen in vielfältigen Kontexten beherrschen. Der Vorteil gegenüber schwacher KI bestünde dann in der Anpassungsfähigkeit des KI-Systems an unterschiedliche Aufgaben – ähnlich wie beim Menschen. Große Unternehmen im Umfeld der KI-Forschung, wie OpenAI (Entwickler hinter ChatGPT), streben die Entwicklung und Veröffentlichung eines solchen Systems aktuell noch an (vgl. OpenAI 2023a).

Die letzte Art von KIs nach Funktion und Komplexität wird derzeit in der Superintelligenz (engl. „*Artificial Superintelligence*“, *ASI*) beschrieben. Hierbei handelt es sich ebenso um ein hypothetisches Szenario, das allerdings chronologisch noch weiter in der Ferne liegt, als es bei der starken KI der Fall ist. Bezeichnend ist hierbei, dass diese Systeme die kognitiven Fähigkeiten des Menschen übertreffen sollen. Dabei sollen sie ihr Wissen zudem selbstständig (autonom) erweitern und anwenden (vgl. IBM 2024a, 2024d; vgl. Grabowska, Gunia 2024, S. 4 ff.). Das Szenario des Erreichens dieser Technologiestufe wird von Experten derzeit in seinen ethischen Konsequenzen diskutiert (vgl. Boddington 2023, S. 409 ff.) – gleichwohl aber in der Praxis noch in weitere Ferne eingeschätzt (vgl. SAP 2024; vgl. OpenAI 2023b).

⁷ Anmerkungen zur Nachveröffentlichung beachten; Stand November 2024.

Die drei beschriebenen Möglichkeiten zur Einteilung von KI-Systemen sind im nachfolgenden Schema, im Sinne der Übersichtlichkeit, zusammengestellt (Abb. 5).

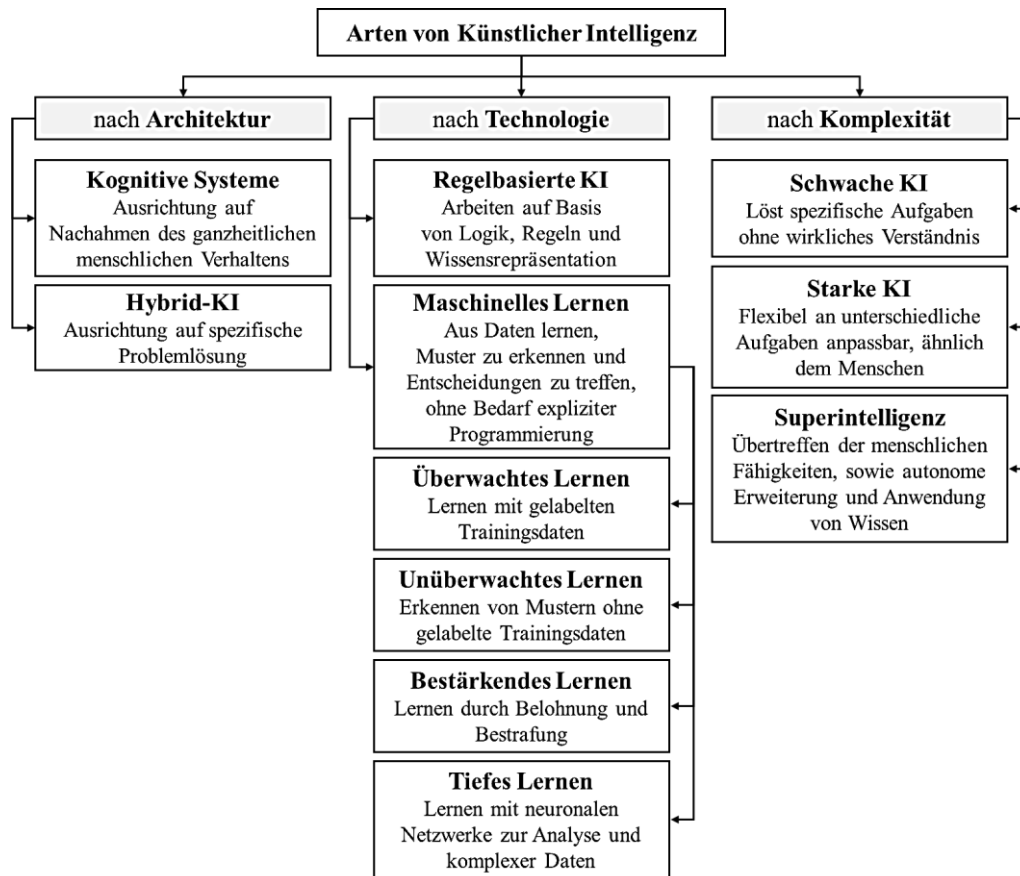


Abbildung 5: Arten von Künstlicher Intelligenz
(In Anlehnung an: vorherige Ausführungen des Abschnitts).

3 ANWENDUNGSBEREICHE

3.1 Allgemeine Anwendungsbereiche von KI

Neben der eben beschriebenen Unterteilung in Arten von KI nach Architektur, Technologie und Komplexität (Abs. 2.2) lässt sich KI zudem nach ihrem Anwendungsfall einteilen. Dies soll allerdings, wie methodisch festgesetzt (Tab. 1), einen eigenen inhaltlichen Punkt darstellen. Als erstes sollen dazu die allgemeinen KI-Anwendungsbereiche vorgestellt werden, bevor ein spezifischer Exkurs für den professionellen Einsatz vorgenommen wird (Abs. 3.2).

Generell lassen sich die Teilgebiete der aktuellen Möglichkeiten von KI-Systemen in die Bereiche *Handeln*, *Lernen* und *Wahrnehmen* einteilen. Der Bereich der Handlung umfasst dabei als erstes sämtliche Kompetenzen der Robotik. Hierbei ist konkret die Steuerung und Automatisierung von Robotern für spezifische Aufgaben gemeint (vgl. Lichtenthaler 2021, S. 267 f.).

Darüber hinaus zugehörig ist die Analyse von Daten zur Vorhersage künftiger Ereignisse – die Vorhersageanalytik (engl. „*Predictive Analytics*“) (vgl. SAP 2024; vgl. Lichtenthaler 2021, S. 267 f.). Hinzukommen Expertensysteme, welche häufig eine regelbasierte Anwendung zur Entscheidungsfindung darstellen. Genutzt wird dies oft in der medizinischen Diagnostik. Der wohl populärste Anwendungsfall besteht derzeit im „Natural Language Processing“ (NLP). Dieser Teilbereich beschreibt das Verstehen und Generieren von menschlicher Sprache. Als Praxisbeispiel kann der Chatbot ChatGPT angeführt werden. Darüber hinaus könnten zudem Übersetzungstools, etwa DeepL, genannt werden.

Das Lernen als Teilaspekt der Kompetenzbreite aktueller KI-Systeme beschreibt die Möglichkeiten, welche im Rahmen der technologischen Lernverfahren „Machine Learning“ (ML), „Deep Learning“ und „Reinforcement Learning“ bestehen (vgl. ebd.). Die Technologie hinter den Verfahren wurde bereits eingeordnet (Abb. 5). Hinzu kommt hier zum Teil noch das „Crowdsourcing“. Dabei werden viele Menschen zur Datenerstellung und für das „Labeling“⁸ genutzt. Ein bekannter Vertreter von Crowdsourcing-Plattformen ist etwa *Amazon Mechanical Turk* (MTurk) (vgl. Amazon MTurk 2024).

Im Bereich der Wahrnehmung gibt es als erste Komponente die Bildbearbeitung (vgl. ebd.). Hierzu werden Verfahren zur Analyse und Modifikation von Bildern zugeordnet. Dies erstreckt sich inzwischen bis auf „bewegte Bilder“ (Film). Erweitern lässt sich dieser Verhaltensbereich um die Kompetenz der Gesichtserkennung, welche häufig alleinstehend betrachtet wird. Neben der Erkennung (Analyse) und Bearbeitung von Bild- und Filmmaterial, können KI-Systeme diese Tätigkeiten auch im Bereich der Sprach- und Texterkennung durchführen. So ist beispielsweise die Umwandlung der gesprochenen Sprache in Text, oder das automatische Erkennen und Umwandeln von gedruckten oder handschriftlichen Inhalten möglich (vgl. Betram 2019, S. 178 ff.).

Zu beachten gilt, dass es aktuell keine standardisierte Gruppierung der Anwendungsfelder von Künstlicher Intelligenz gibt. So ist auch diese Einteilung als eine von mehreren Möglichkeiten zu betrachten. Die eben beschriebenen Ausführungen sind nachfolgend als Schema dargestellt und mit Beispielen für Alltagsanwendungen versehen (Abb. 6).

Der dargestellte Ansatz stellt dabei eine technologie- und konzeptorientierte Einteilung der grundlegenden Fähigkeiten von Künstlichen Intelligenzen dar. Dargestellt werden entsprechend methodische und funktionale Perspektiven auf die KI. Eine weitere mögliche Einteilung der Anwendungsbereiche von KI-Systemen besteht in der Betrachtung der Ablauforientierung (vgl. THWS 2024). Hier können zunächst Dialogprozesse zwischen Mensch und Maschine („*Mensch-zu-Maschine*“) benannt sein. Die Interaktion kann in Schrift- oder Sprachform erfolgen. Die Maschine passt sich also der natürlichen Kommunikationsform des Menschen an, um beispielsweise Sprachsteuerung für Haushaltsgeräte, Chatbots oder telefonische Kundenhotlines zu ermöglichen.

⁸ Vergabe von Labeln (dt. „Etikett“) für das „Überwachte Lernen“, siehe Abs. 2.2.

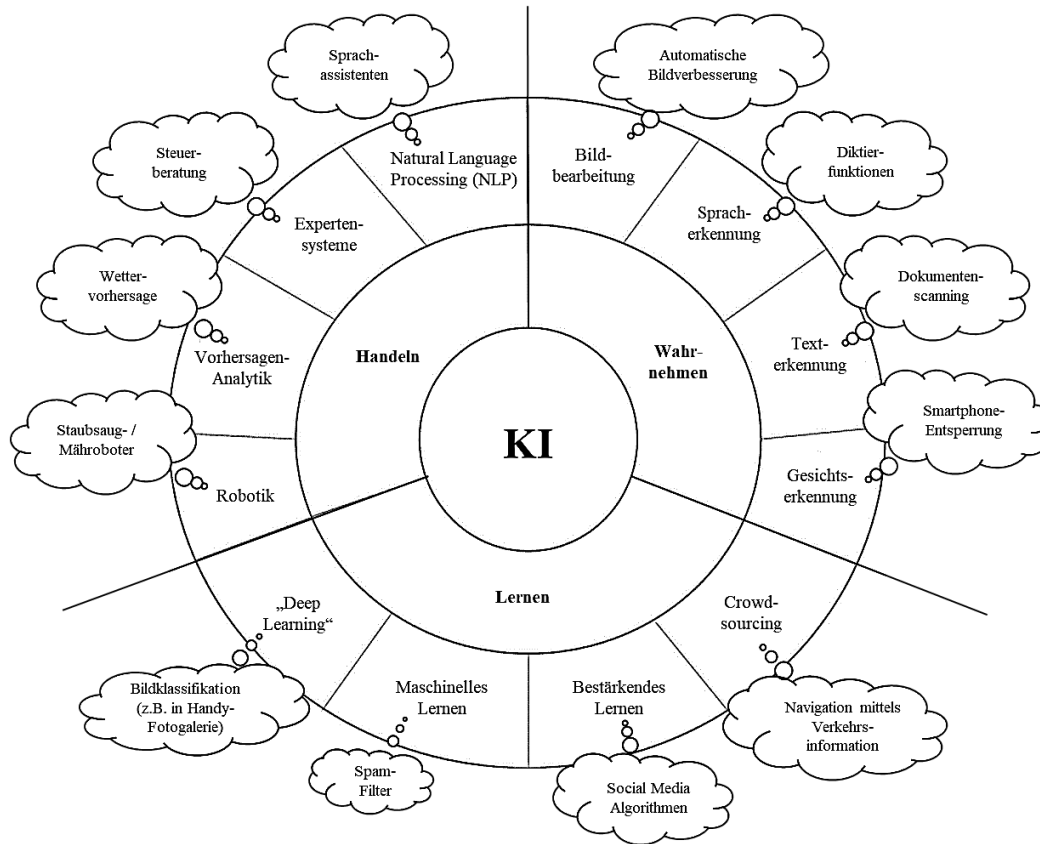


Abbildung 6: Allgemeine Anwendungsbereiche von KI-Systemen nach Konzept
(In Anlehnung an: Lichtenthaler 2021, S. 268; SAP 2024; IBM 2024a;
THWS 2024; Europäisches Parlament 2020).

Ebenso denkbar sind *Maschine-zu-Maschine*-Prozesse, bei denen Maschinen untereinander kommunizieren (vgl. THWS 2024). Die intelligente Verbindung von Maschinen und Prozessen ermöglicht im Alltag dann beispielsweise Smart-Home⁹ Systeme. Als dritter Aspekt ist die *intelligente Automatisierung* anzubringen, die das Automatisieren von repetitiven, zeitintensiven sowie fehleranfälligen Aufgaben durch Software-Roboter beschreibt. Hier können alltägliche Prozesse, wie E-Mail-Filter oder automatische Verarbeitung von Rechnungen zugeordnet werden. Der vierte Teilbereich ist die *intelligente Entscheidungsunterstützung* („Intelligenz-Verstärkung“). Im privaten Umfeld ist dies etwa bei Preisvergleichsplattformen oder Vorschlägen von Streaming-Diensten, wie Spotify oder Netflix, der Fall. Über die vier genannten Felder hinaus werden zudem weitere Anwendungsbereiche hinzukommen, die sich durch Weiterentwicklung oder Kombination bestehender Möglichkeiten ergeben.

⁹ Technische Verfahren und Systeme zur Gebäudeautomation in Wohnräumen und -häusern.

In der nachfolgenden Abbildung (Abb. 7) sind die vier allgemeinen Anwendungsbereiche von KI-Systemen entsprechend ihrer Ablaufarten zusammenfassend dargestellt.

Dialogprozesse – Mensch-zu-Maschine ➤ Maschine passt sich natürlicher Kommunikationsform des Menschen an (Schrift- oder Sprachform)	Maschine-zu-Maschine-Prozesse ➤ Intelligente Vernetzung von Maschinen und Prozessen	Intelligente Automatisierung ➤ Automatisierung repetitiver, zeitintensiver oder fehleranfälliger Aufgaben durch Softwareroboter	Intelligente Entscheidungsunterstützung ➤ Unterstützung von Entscheidungsprozessen durch KI-gestützte Datenanalysen	Neue Anwendungsfelder
Zum Beispiel: • Sprachassistenten • Chatbots • Sprachsteuerung von Geräten • Telefonbasierte Kundenhotlines • Übersetzungs-Apps	Zum Beispiel: • Smart Home-Steuerung • Intelligente Energiemanagementsysteme • Vernetzte Fahrzeuge (Teilen von Verkehrsinformationen)	Zum Beispiel: • Staubsaugerroboter • Intelligente Waschmaschinen • Automatische Rechnungserfassung	Zum Beispiel: • Fitness-Apps mit Trainingsplaner • Budgetierungs-Apps zur Sparempfehlung • Streaming-Dienste mit Empfehlungssystem	

Abbildung 7: Allgemeine Anwendungsbereiche von KI-Systemen nach Ablauf
(In Anlehnung an: Lichtenthaler 2021, S. 268; SAP 2024; IBM 2024a; THWS 2024; Europäisches Parlament 2020).

3.2 Professionelle Anwendungsbereiche von KI

Über die Anwendung von Alltagstechnologien hinaus lässt sich der Einsatz von KI-Systemen selbstverständlich auch in den professionellen Bereich übertragen. Dabei sind verschiedenste Anwendungsbereiche – über beispielsweise Industrie, Administration, Medizin und Pflege sowie im E-Commerce – denkbar (vgl. THWS 2024).

Im Bereich der *Industrie* sind etwa optische Inspektionen und automatisierte Fehler- oder Prozessanalysen umsetzbar (vgl. ebd.). Die vorher bereits erwähnte Vorhersageanalytik kann zur Vorhersage von Trends oder periodischen Peaks eingesetzt werden (vgl. Fraunhofer IGCV 2024; vgl. Zeiss 2023). Dies bietet Optimierungspotentiale etwa in der Instandhaltung und Qualitätssicherung. Unter dem Begriff „*Predictive Maintenance*“ (dt. „Vorausschauende Wartung“) wird hierbei die proaktive Vermeidung von Maschinen- und Anlagen-ausfällen beschrieben (vgl. IBM 2024e). Bei diesem Ansatz werden Sensordaten und historische Maschinenleistungen analysiert, um Ausfälle vorherzusagen. Somit können ungeplante Stillstände reduziert, Wartungsintervalle optimiert und Kosten gesenkt werden (vgl. Fraunhofer IGCV 2024; vgl. IBM 2024e). In Bezug auf qualitätssichernde Maßnahmen besteht zudem der Begriff „*Predictive Quality*“ (dt. „vorausschauende Qualität“). Hierbei werden Daten aus dem Produktionsprozess zur frühzeitigen Erkennung von Qualitätsproblemen verwendet (vgl. Schmitt et al. 2020, S. 229 ff.).

Ein weitere Möglichkeit besteht im Errichten intelligenter Stromnetze (*engl. „Smart Grid“*). Beschrieben wird hierbei ein Stromnetz, das Erzeugung, Verteilung und Nutzung elektrischer Energie effizienter und nachhaltiger gestaltet (vgl. Vattenfall 2024; vgl. e.on 2024). Zu den wesentlichen Merkmalen gehört hierbei die Bidirektionalität. Dieses Attribut beschreibt die Fähigkeit von Verbrauchern Energie nicht nur zu beziehen, sondern auch einzuspeisen. Somit kann Energie immer an dem Ort konzentriert werden, wo diese gerade am dringlichsten benötigt wird (vgl. Bosch, Deckert 2023, S. 14 f., 21 f.).

Die primäre Rolle der KI besteht hierbei in der Echtzeitsteuerung und Optimierung der Stromflüsse („Energieverbrauchsmanagement“) (vgl. Bosch, Deckert 2023, S. 14 f.).

In der *Administration* (bereichsübergreifende Verwaltung) bieten KI-Systeme ebenfalls vielseitige Einsatzmöglichkeiten (vgl. THWS 2024). Die Einbindung von Künstlicher Intelligenz kann auch hier Prozesse automatisieren. Zudem kann die Kundenorientierung und Servicequalität verbessert werden, während Mitarbeiter gleichzeitig von Routineaufgaben entlastet werden. KI kann beispielsweise als Kundenschnittstelle eingesetzt werden und als Sprachroboter oder Chatbot eingehende Informationen (z.B. Beschwerdemanagement) analysieren. Wie auch schon im industriellen Umfeld, kann auch hier die Vorhersageanalytik angewandt werden, um die intelligente Planung von Ressourcen schnell umzusetzen (z.B. Personaleinsatzplanung).

Weitere administrative Einsatzmöglichkeiten von KI können etwa im Bereich der Wissensmanagementsysteme beschrieben sein. So können die Systeme Daten sammeln, organisieren und analysieren, um diese bei Bedarf effizient strukturiert bereitzustellen und die Entscheidungsfindung an diversen Stellen zu unterstützen. Ähnlich wie beim Energiemanagement, gibt es in übergeordneter Instanz auch den Begriff der „Smart City“ (dt. „Intelligente Stadt“) (vgl. Etezadzadeh 2020, S. 4 ff.; vgl. VSI 2024). Dieser steht für die Nutzung moderner Technologien – neben der KI beispielsweise auch das „Internet of Things“ (IoT) oder Big Data – in urbanen Räumen. Durch die Steigerung der Effizienz in der Verwaltung, sollen öffentliche Dienstleistungen, wie Energie-, Wasser-, und Abfallmanagement, oder auch Verkehr und Mobilität, optimiert werden. Hinzukommt das Ziel der Reduktion von CO₂-Emissionen zur allgemeinen Verbesserung der Lebensqualität in öffentlichen Räumen (vgl. Fraunhofer IESE).

In der *Medizin* können KI-Systeme auf riesige Datenmengen („Big Data“) zurückgreifen, was ihren Einsatz hierbei besonders effektiv gestaltet (vgl. THWS 2024). Basenpaare des menschlichen Genoms, Datensätze aller weltweiten Krankenversicherungen, oder auch Archive mit Daten aus der Diagnostik bieten eine ideale Grundlage für die Anwendung von Künstlicher Intelligenz (vgl. Kather 2023, S. 5 ff.; vgl. Henke et al. 2024, S. 589–599). Die Erkennung und Klassifizierung von Krankheitsbildern kann hier vorangetrieben werden, ebenso wie die Entwicklung von dazugehörigen Medikamenten. Ein weiterer Vorteil besteht in der Möglichkeit der Personalisierung von medikamentösen Behandlungen aufgrund individueller Gegebenheiten. So können KI-Systeme beim Aufstellen von Medikationen unter Einbezug einer Vielzahl an persönlichen Parametern exakte Empfehlungen ausstellen und Wechselwirkungen einbeziehen (Anwendung als Expertensystem). Den modernen Prozess der Genbearbeitung (z.B. CRISPR-Cas9) kann KI zudem durch Datenanalyse und Mustererkennung unterstützen. Ebenso können die Systeme zur Steuerung von OP-Robotern genutzt werden, um Operationen mit höchsten Anforderungen durchzuführen.

Im Kontext der alternden Gesellschaft (vgl. Statistisches Bundesamt 2024b) ist zudem der Einsatz im Bereich der Pflege von zunehmender Relevanz (vgl. AOK 2024). Hier kann KI beispielsweise über die physische Repräsentanz von Pflegeassistentenrobotern Unterstützung leisten (vgl. Irmeler 2024, S. 494 ff.). Über Spracherkennungsmodule kann zudem bei der Diagnostik von Sprachstörungen unterstützt werden, ebenso wie bei der Therapie der entsprechenden Krankheiten. KI-gestützte Sprachlernprogramme können Patienten helfen, ihre Sprachfähigkeiten (wieder) zu verbessern. Hinzu kommen Möglichkeiten des Feedbacks und der Fortschrittsüberwachung (vgl. Swoboda, Seifert 2024, S. 307 ff.). Neben kognitiven Einschränkungen, kann KI auch beim Begegnen von motorischen Einschränkungen behilflich sein. So kann die Steuerung von Exoskeletten über KI-Systeme vorgenommen, bzw. unterstützt werden. Die Anwendungstiefe von Künstlicher Intelligenz erstreckt sich dabei aber auch auf weniger anspruchsvolle Aufgabenbereiche, wie etwa die Pflegedokumentation.

Als letztes Beispiel soll hierbei der Bereich des *E-Commerce* (elektronischer Handel) angeschnitten werden. Auch in diesem Feld bieten sich breite Einsatzmöglichkeiten für KI-Systeme (vgl. THWS 2024). Der Online-Handel verfügt ebenso über große Datenmengen („Big Data“) und hat somit eine solide Grundlage für die Analyse von Kundendaten (vgl. Harwardt, Köhler 2023, S. 31–41). Dies kann für gezielte Marketingkampagnen und Produktempfehlungen genutzt werden. Somit lassen sich Kundenerlebnisse personalisieren und die Kundenbindung generell steigern.

Zudem kann KI in der Betrugsprävention tätig sein, indem sie Anomalien (verdächtige Aktivitäten bzw. Verhaltensmuster) erkennt (vgl. ebd.). Somit kann beispielsweise Kreditkartenbetrug erschwert werden. Chatbots und digitale Assistenten können genutzt werden, um einen 24/7-Kundenservice¹⁰ zu gewährleisten, welcher über die Abdeckung durch menschliche Mitarbeiter andernfalls kostenintensiv wäre. Zusätzlich können Routineaufgaben, wie etwa das Bestandsmanagement, die Bearbeitung von Kundenanfragen oder logistische Optimierungen automatisiert werden (vgl. Binckebanck, Elste, Haas 2023, S. 503–519). KI-Systeme bieten im Umfeld des E-Commerce also vielseitige Möglichkeiten der Kostensenkung und erweiterten Kundenbindung.

Die soeben beschriebenen professionellen Anwendungsbereiche von KI-Systemen nach Wirtschaftssektoren sind nachfolgend schematisiert dargestellt (Abb. 8). Zu beachten ist, dass auch diese lediglich eine Option von mehreren möglichen Einteilungen ist.

Industrie	Administration	E-Commerce
• Industrieroboter • Optische Inspektionen und Fehleranalyse • „Predictive Maintenance“ zur Wartung von Maschinen • „Predictive Quality“ für Qualitätskontrolle • Smart Grids für Energieeffizienz • Automatisierte Prozessanalyse	• Kundenservice über Chatbots • Vorhersageanalytik für Personaleinsatzplanung • Wissensmanagement zur Unterstützung der Entscheidungsfindung • Automatisierte Dokumentenverarbeitung • Smart City zur Effizienzsteigerung und Emissionsreduzierung	• Personalisierte Produktempfehlungen • Betrugsprävention durch Anomalieerkennung • 24/7-Kundenservice über Chatbots • Automatisiertes Bestandsmanagement • Optimierung der Logistik und Routenplanung
Medizin	Pflege	Weitere Sektoren
• Krankheitsdiagnose und Mustererkennung • Personalisierte Medikamentenempfehlungen • Unterstützung der Genbearbeitung (z.B. CRISPR) • Roboterassistierte Chirurgie • Analyse großer medizinischer Datensätze für Forschung und Diagnose	• Pflegeassistentenroboter • Spracherkennung für Diagnose und Therapie von Sprachstörungen • Exoskelette zur Unterstützung von Mobilität • Fortschrittsüberwachung und Feedback für Patienten • Automatisierte Pflegedokumentation	

Abbildung 8: Professionelle Anwendungsbereiche von KI-Systemen nach Sektoren
(In Anlehnung an: vorherige Ausführungen des Abschnitts).

Dargestellt werden könnten professionelle Anwendungsmöglichkeiten von KI-Systemen ebenso in den konzept- und ablaforientierten Modellen, die zur Darstellung allgemeiner (alltäglicher) Anwendungen genutzt wurden. Der Vollständigkeit halber sind beide Modelle nachfolgend für den professionellen Kontext adaptiert dargestellt (Abb. 9 und Abb. 10).

¹⁰ Verfügbarkeit an 24 Stunden, sieben Tagen in der Woche.

– Niklas Nösel –
Künstliche Intelligenz am globalen Arbeitsmarkt

Handeln			
Robotik	Vorhersagen-Analytik	Expertensysteme	Natural Language Processing (NLP)
Zum Beispiel: • Automatisierte Produktionsroboter • Haushaltsroboter für Reinigung • Serviceroboter in Hotels	Zum Beispiel: • Vorhersage von Verkaufszahlen • Wartungsbedarfsprognose in Maschinen („Predictive Maintenance“) • Trendanalysen in sozialen Medien	Zum Beispiel: • Unterstützung bei medizinischen Diagnosen • Rechtliche Beratung • Finanzberatungssysteme	Zum Beispiel: • Textzusammenfassungen generieren • Maschinelle Übersetzung von Sprachen • Chatbots für Kundenservice

Wahrnehmen			
Bildbearbeitung	Spracherkennung	Texterkennung	Gesichtserkennung
Zum Beispiel: • Automatische Fotoverbesserung • Objekterkennung in Überwachungskameras • Social Media Filteranwendung	Zum Beispiel: • Diktierprogramme • Sprachsteuerung von Geräten • Transkription von Audioaufnahmen	Zum Beispiel: • Digitalisierung von Dokumenten („Optical Character Recognition“, OCR) • Erkennung von Nummernschildern • Textsuche in gescannten Archiven	Zum Beispiel: • Entsperren von Smartphones • Sicherheitskontrollen an Flughäfen • Markierung von Personen in Fotos

Lernen			
Crowdsourcing	Verstärkendes Lernen	Maschinelles Lernen	Deep Learning
Zum Beispiel: • Datenannotation für KI-Modelle (z. B. Bilder beschriften) • Community-Projekte (z. B. Wikipedia) • Problemlösung durch Massenintelligenz	Zum Beispiel: • Training autonomer Fahrzeuge • Optimierung von Lieferketten • Robotik, um physische Aufgaben zu meistern	Zum Beispiel: • Empfehlungssysteme in Streaming-Plattformen • Betrugserkennung in Finanztransaktionen • Analyse von Patientendaten	Zum Beispiel: • Bilderkennung für medizinische Diagnostik • Spracherkennung in Echtzeit • Analyse von Satellitendaten für Klimaforschung

Abbildung 9: Professionelle Anwendung von KI-Systemen nach Konzept
(In Anlehnung an: vorherige Ausführungen des Abschnitts).

Dialogprozesse – Mensch zu Maschine	Maschine-zu-Maschine-Prozesse	Intelligente Automatisierung	Intelligente Entscheidungsunterstützung	Neue Anwendungsfelder
Zum Beispiel: • Chatbots im Kundenservice zur automatischen Bearbeitung von Anfragen • Sprachgesteuerte Geräte in der industriellen Produktion • Virtuelle Assistenten für die Terminplanung (z. B. in der Verwaltung)	Zum Beispiel: • Vernetzte Produktionsmaschinen für Prozessoptimierung (Industrie 4.0) • Intelligente Verkehrsleitsysteme für städtische Mobilität • Smarte Energieverteilung in Stromnetzen (Smart Grid)	Zum Beispiel: • Robotic Process Automation (RPA) zur automatisierten Buchung und Rechnungskontrolle • Automatische Qualitätskontrollen in Produktionslinien • KI-basierte Lagerverwaltung und Bestandsmanagement	Zum Beispiel: • Medizinische Diagnosesysteme zur Unterstützung von Ärzten • KI-gestützte Finanzmarktanalysen für Investitionsentscheidungen • Entscheidungsunterstützung bei Personalplanung in Unternehmen	

Abbildung 10: Professionelle Anwendung von KI-Systemen nach Ablauf
(In Anlehnung an: vorherige Ausführungen des Abschnitts).

4 AUSWIRKUNGEN

4.1 Sektorale Auswirkungen durch KI

An diesem Punkt der Arbeit sind die theoretischen Grundlagen der KI sowie die Anwendungsfelder im allgemeinen (alltäglichen) und professionellen Kontext geklärt. Gemäß der festgesetzten Vorgehensweise (Abs. 1.2), soll nun herausgestellt werden, welche Parteien vom Aufkommen der KI-Systeme profitieren und welche hingegen negative Auswirkungen erfahren könnten.

In erster Instanz sollen hierbei sektorale Potentiale untersucht werden. Vor der Prüfung der Auswirkungen auf das Individuum (Abs. 4.2), soll also eine übergeordnete Betrachtung der Schnittmengen einzelner Wirtschaftssektoren vorgenommen werden. Die erste Betrachtungsebene stellt dabei die Verteilung von KI-Systemen nach Wirtschaftssektoren auf globaler Ebene dar. Im Jahr 2022 war die Integration von Künstlicher Intelligenzen vor allem in den Bereichen des Gesundheitswesens, des Finanzwesens sowie des verarbeitenden Gewerbes¹¹ present (vgl. Statista, Xing, Kununu 2024, S. 27). Auf diese Bereiche entfielen 2022 fast 30 Prozent des Marktvolumens. Lag das globale Marktvolumen in 2022 noch bei etwa 135 Mrd. Euro, gehen Experten in ihren Prognosen im Jahr 2023 bereits von einem weltweiten Gesamtvolumen von etwa 750 bis 800 Mrd. Euro aus. Ein Großteil der Anwendungen soll dabei auf den Bereich des Maschinellen Lernens entfallen (ca. 60 Prozent). Auf einen abgeschlagenen zweiten Platz kommt die Sprachverarbeitung – Natural Language Processing (NLP) – mit circa 19 Prozent im Jahr 2030.

Die Entwicklung des globalen Marktvolumens für KI-Systeme sowie der Verteilung nach Wirtschaftszweigen in 2022 sind nachfolgend dargestellt (Abb. 11 und Abb. 12).

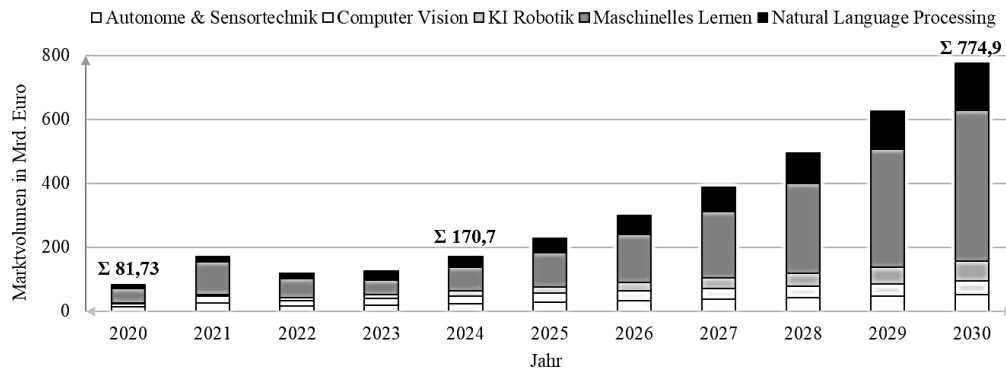


Abbildung 11: Entwicklung des globalen Marktvolumens für KI-Systeme¹²
(In Anlehnung an: Statista, Xing, Kununu 2024, S. 27).

Gemäß einer Studie der global agierenden Unternehmensberatung McKinsey, wurden KI-Systeme weltweit vorwiegend im Bereich der Serviceleistungen, der Entwicklung (F&E) und im Umfeld des Marketings eingesetzt (vgl. Stanford University, McKinsey & Company 2024, S. 259). Als häufigsten, konkreten Anwendungsfall nannten Befragte die Automatisierung von Kontaktzentren (26 Prozent). Im Bereich Marketing und Vertrieb wird KI zudem verstärkt für die Personalisierung von Angeboten (23 Prozent), wie generell die Akquise von Kunden (22 Prozent) eingesetzt.

¹¹ Wirtschaftszweige zur Be- und Verarbeitung von Erzeugnisse zu neuen Produkten.

¹² Prognosemodelle: Marktindikatoren und Daten statistischer Ämter, Verbänden und Unternehmen.

– Niklas Nösel –
Künstliche Intelligenz am globalen Arbeitsmarkt

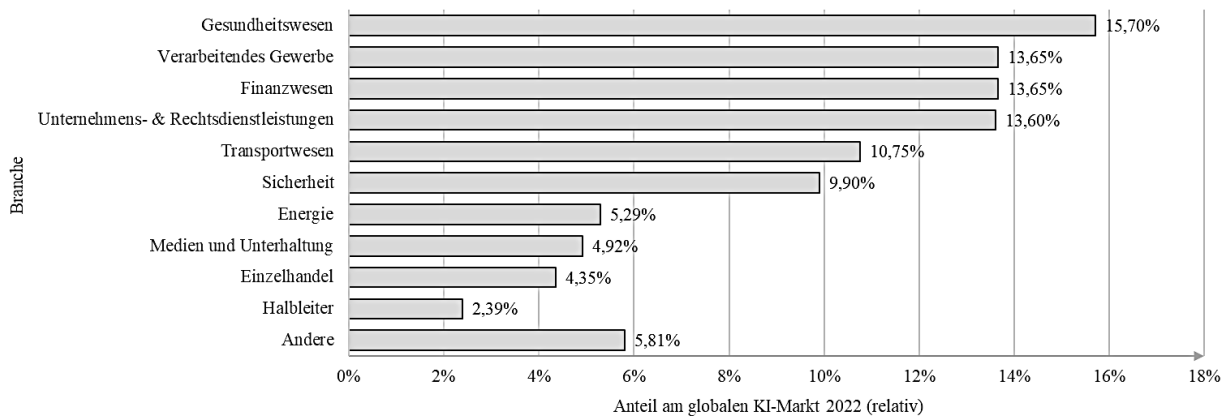


Abbildung 12: Globale Verteilung des KI-Marktes nach Branche¹³
(In Anlehnung an: Statista, Xing, Kununu 2024, S.27).

Im Forschungs- und Entwicklungsumfeld (F&E) spielten KI-basierte Produktverbesserungen ebenso eine große Rolle (23%) (vgl. Stanford University, McKinsey & Company 2024, S. 259). Die Ergebnisse der Studie sind nachfolgend dargestellt (Abb. 13).

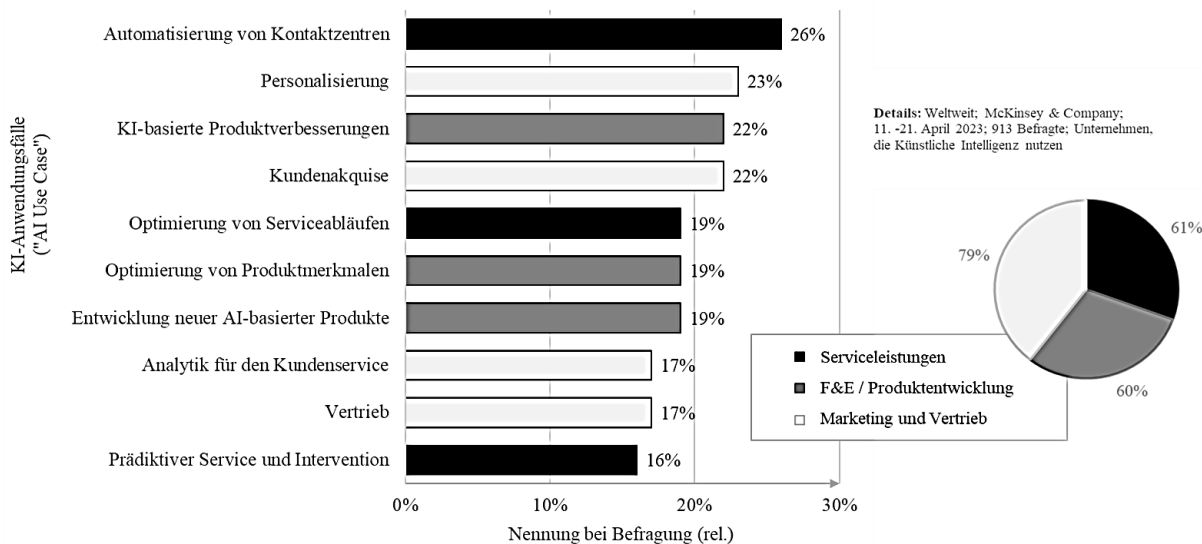


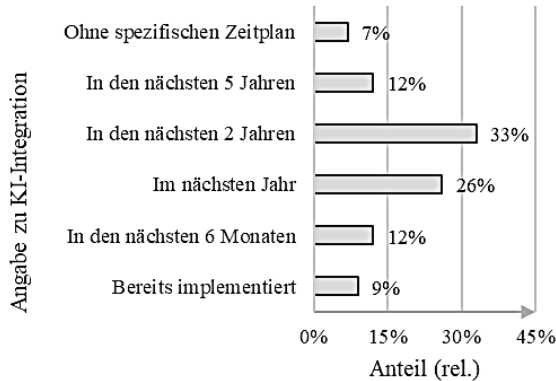
Abbildung 13: Anwendung von KI-Systemen nach Geschäftsprozessen
(In Anlehnung an: Stanford University, McKinsey & Company 2024, S. 259).

Die Ergebnisse decken sich dabei weitestgehend über die Studien verschiedener Institutionen. So sehen verschiedene Studien anderer Institutionen (vgl. Deloitte 2024, S. 13; vgl. Coleman Parkes Research, S. 7 f.; vgl. KPMG 2024, S. 6–8) die aktuell am stärksten verbreitete Anwendung im Bereich des Kundenservices, der Produkt- und IT-Entwicklung.

¹³ Prognosemodelle: Marktindikatoren und Daten statistischer Ämter, Verbänden und Unternehmen.

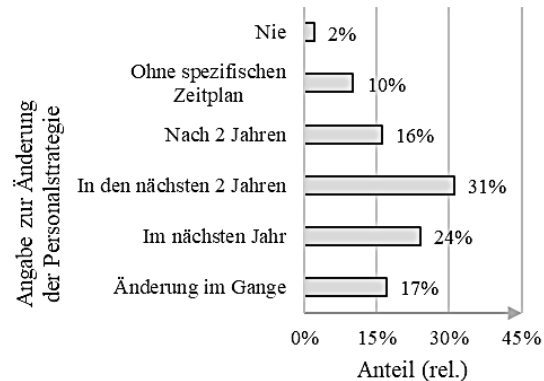
Generell lässt sich sagen, dass KI-Systeme den Arbeitsmarkt in der Breite erfassen werden. Hinzukommt, dass ein Großteil der Unternehmen eine möglichst zeitnahe Implementierung anstrebt (vgl. KPMG 2024, S. 6–8; vgl. Deloitte 2024, S. 13–19) (Abb. 14). Den Gegensatz zum prinzipiell vorhandenen Wille weltweit Unternehmen, stellen diverse Herausforderungen dar, denen Organisationen beim Einbinden von KI-Lösungen in ihre Prozesslandschaft begegnen müssen. Die Hauptbarrieren für Implementierungsprojekte mit KI-Bezug bestehen momentan, laut diversen Studien, im beschränkten Angebot an dazu notwendigen und dafür ausgebildeten Personal (vgl. Coleman Parkes Research, S. 7 f.). Dies bezieht sich sowohl auf die erste Bewertung des Unternehmenswertes, wie auch die Auslegung intelligenter KI-Anwendungsszenarien und die letztendliche Integration und Nutzung der Systeme (vgl. Bick, Blandin, Deming 2024). Aus diesem Sachverhalt ergibt sich eine Umstellung der Personalstrategie vieler Unternehmen (vgl. Eurostat 2024). Die Mehrheit rechnet mit wesentlichen Neuorientierungen in den nächsten zwei Jahren (vgl. KPMG 2024, S. 6; vgl. Deloitte 2024, S. 19) (Abb. 14).

KI-Integrationsbereitschaft



Details: 2023 KPMG Generative AI Survey; 06/2023; n = 200 US-Unternehmen

Wille zur Änderung der HR-Strategie



Details: Deloitte's State of Generative AI in the Enterprise Quarter one report; 10-12/2023; n = 2.835 Unternehmen weltweit

Abbildung 14: Bereitschaft zur KI-Integration und Anpassung der HR-Strategie
(In Anlehnung an: KPMG 2024, S. 6; Deloitte 2024, S. 19).

Zusätzlich zur Personaldebatte bestehen Bedenken hinsichtlich der Beurteilung der Rechtslage und Risiken. Ein weiterer Aspekt ist die Notwendigkeit eine ausgereiften Datenbasis („Big Data“), um eine effektive Nutzung von KI-Systemen zu gewährleisten (vgl. Deloitte 2024, S. 17 ff.; vgl. McKinsey & Company 2018; vgl. Coleman Parkes Research, S. 7; vgl. KPMG 2024, S. 8). Hierbei sehen aktuell ebenso noch viele Unternehmen Herausforderungen für die Integration von Künstlicher Intelligenz. Die beschriebenen Barrieren sind nachfolgend dargestellt (Abb. 15).

– Niklas Nösel –
Künstliche Intelligenz am globalen Arbeitsmarkt

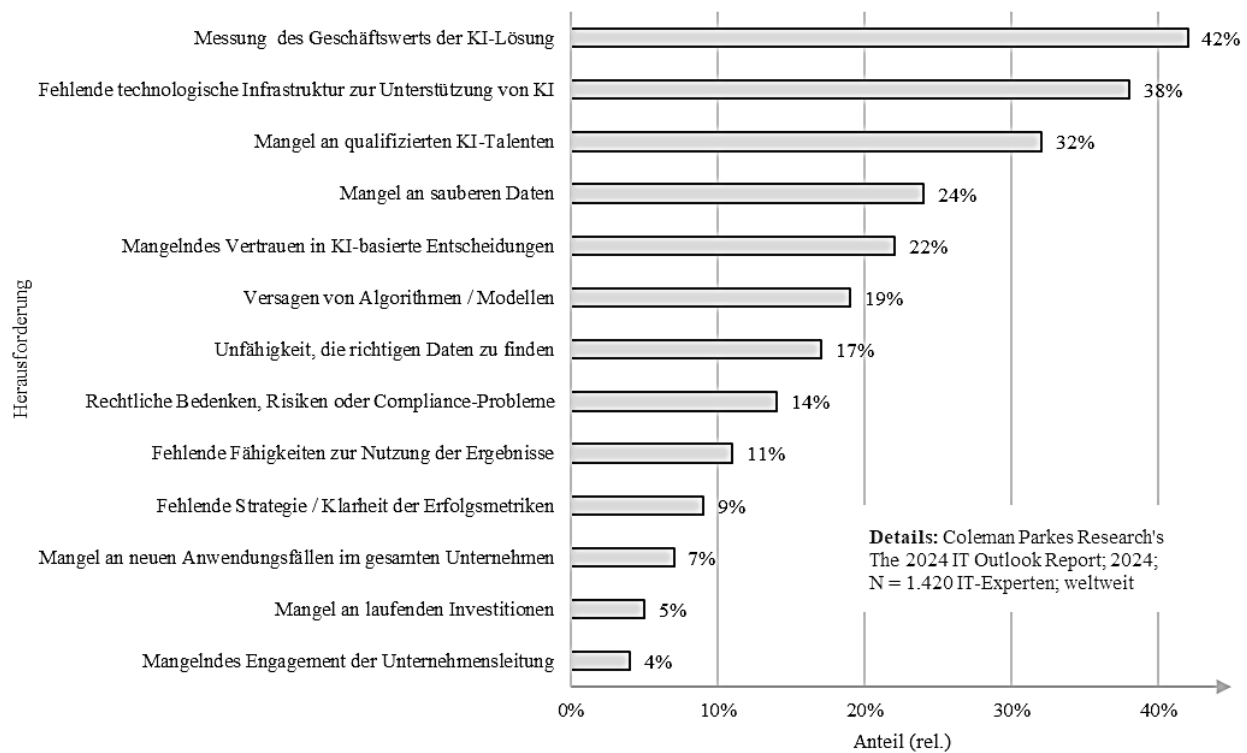


Abbildung 15: Bereitschaft zur KI-Integration und Anpassung der HR-Strategie
(In Anlehnung an: Coleman Parkes Research 2024, S. 7).

4.2 Individuelle Auswirkungen durch KI

Mit dem Personal als Herausforderung, somit aber gleichzeitig als Erfolgsfaktor, ist künftig mit Bewegung auf dem Arbeitsmarkt zu rechnen. Neben den Implikationen auf sektoraler Ebene (nach Wirtschaftszweig, Abs. 4.1), wird sich das Aufkommen von KI auch auf das Individuum am Arbeitsmarkt auswirken.

Manche Stimmen sprechen im Kontext der Auswirkungen von KI auf die globalen Arbeitsmärkte von einer zweiten („industriellen“) Revolution – bzw. einem *zweiten Maschinenzeitalter* (vgl. Kellermann 2023; vgl. Vöpel 2023). Während die Nutzung von KI Vorteile, wie Produktivitätszuwächse, oder das Fördern von Innovation und Kollaboration, bietet, sind die Auswirkungen auf die menschliche Arbeit bisher nicht final eingrenzbar. Dies stellt die moderne Gesellschaft vor neuen ethischen Fragen und sorgt für gemischte Gefühle bei Arbeitnehmern. Dabei reichen die Gefühle von Aufregung und Faszination bis hin zu Angst und Verwirrung (vgl. KPMG 2024, S. 13; vgl. Deloitte 2024, S. 7). Erwähnenswert ist in diesem Kontext, dass die Menschen – weltweit, wie auch beschränkt auf den geografischen Raum Deutschlands – oftmals nur wenig Sorge vor Jobverlust durch KI haben. Wenngleich es in Deutschland seit 2017 einen Anstieg der Sorge um den Arbeitsplatz gab, lag dieser 2023 erst bei 15 Prozent (vgl. EY 2023, S. 14) (Abb. 16).

– Niklas Nösel –
Künstliche Intelligenz am globalen Arbeitsmarkt

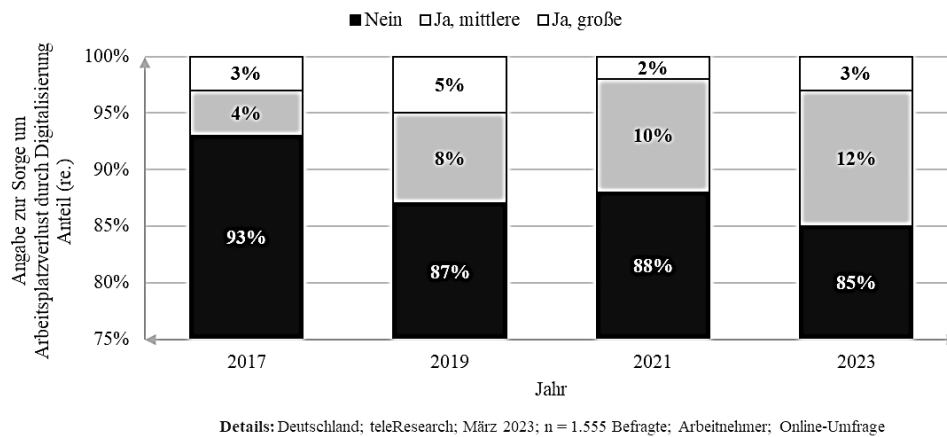


Abbildung 16: Angst um Jobverlust durch Digitalisierung in Deutschland
(In Anlehnung an: EY 2023, S. 14).

Generell gibt es viele Stimmen, welche davon sprechen, dass Jobs nicht „einfach nur verloren gehen“, sondern sich vielmehr neu verlagern (vgl. WEF 2024). Hierbei kann ein erneuter Rückschluss auf die industrielle Revolution gezogen werden. Durch die Einführung mechanisierter Produktionsmethoden – wie der Nutzung von Dampf- und Wasserkraft sowie später ergänzend von Elektrizität – wurde ein *Übergang von agrarischen zu industriellen Gesellschaften* ermöglicht (vgl. Böss 2024, S. 155 ff.). Somit ergab sich eine Jobverlagerung mit einem Beschäftigungsrückgang in der Landwirtschaft und dem Ausbau von beruflichen Perspektiven in Industriebetrieben im urbanen Raum. Die soziale Folge war eine steigende Arbeitslosigkeit für unqualifizierte Arbeiter in traditionellen Berufen, sowie das Entstehen neuer sozialen Klassen: der industriellen „Bourgeoisie“¹⁴ und der Arbeiterklasse („Proletariat“¹⁵). Über die Zeit konnte ein sozialer Angleich über Arbeitskämpfe und Gewerkschaften erzielt werden.

Das World Economic Forum (WEF) geht davon aus, dass sich eine ähnliche Bewegung durch die Entwicklung von KI ergibt (vgl. WEF 2024). So ist eine deflationäre Wirkung zu erwarten, welche die Kosten und Preise reduziert, Realeinkommen und Nachfrage steigert und Jobverluste durch Automatisierung durch neuen Bedarfe an Arbeitskraft kompensiert. Das WEF bezieht sich in seiner These auf historische Fehlprognosen, in denen Vorhersagen über technologiebedingte Massenarbeitslosigkeit über längere Zeiträume sich wiederholt als falsch erwiesen hat. Durch neue Technologien wurden bisher langfristig stets mehr Jobs geschaffen, als kurzfristig vernichtet wurden. Über diese Herangehensweise können neue Technologien, wie KI, als makroökonomischer Vorteil gesehen werden, der das Wirtschaftswachstum und die Beschäftigung anregt. Mikroökonomische Disruptionen („Sektorverluste“) werden durch makroökonomische Gewinne (Entstehung neuer Märkte) ausgeglichen. In der Vergangenheit ließ dies sich, wie bereits angeschnitten, z.B. in der Agrarwirtschaft beobachten. Waren im 19. Jahrhundert beispielsweise 50 Prozent der Amerikaner in der Landwirtschaft beschäftigt, sind es heute nur noch etwa ein Prozent. Die Lebensmittelpreise sanken im gleichen Zeitraum allerdings von 40 Prozent des Durchschnittseinkommens auf zwölf Prozent, wodurch ein neues Konsumverhalten entwickelt wurde und neue Jobmöglichkeiten erschlossen werden konnten.

¹⁴ Wohlhabendes Bürgertum.

¹⁵ In einer kapitalistischen Gesellschaft Klasse der abhängig Beschäftigten.

Die Erwartungen an KI liegen im Generieren eines weiteren Produktivitätszuwachses sowie in der *Schaffung neuer Arbeitsfelder* (vgl. WEF 2024). Zudem sind Kostensenkungen durch erhöhte Effizienz entlang der Wertschöpfungsketten wahrscheinlich. KI kann Bedürfnisse schaffen, die heute noch unbekannt sind. Als Beispiel kann die Position eines Social-Media-Managers¹⁶ gesehen werden, welcher vor einigen wenigen Jahrzehnten noch unvorstellbar war (vgl. Lumma, Rippler, Woischwill 2013, S. 27 ff.). So geht das WEF davon aus, dass KI menschliche Arbeit erweitert, aber nicht vollständig ersetzen wird. Den allgemein positiven Zukunftsausblick ergänzt das WEF allerdings um die Aufgabe, Sektorenveränderungen zu managen und neue Chancen gezielt zu nutzen, anstatt Massenarbeitslosigkeit zu fürchten.

Diese Hauptaufgabe kann in der Qualifizierung von Arbeitskräften im Umfang mit KI-Systemen gesehen werden (vgl. McKinsey & Company 2024). Weiterbildung und Umschulungen werden sowohl für bereits aktive bzw. noch aktive Teilnehmer am Arbeitsmarkt notwendig sein – ebenso wie künftige Talente möglichst frühzeitig im Umgang mit den Zukunftstechnologien gefördert werden müssen. Insbesondere die Adaptionsfähigkeit des Raumes Europa wird von Experten derzeit als zu langsam eingestuft. Eine zu langsame Einführung von KI-Systemen wird die Wettbewerbsfähigkeit negativ beeinträchtigen und das Produktivitätswachstum im Vergleich zu anderen Weltregionen verlangsamen. Zudem droht der Ausschluss vieler Arbeitskräfte von der produktiven Teilhabe, sollte ein entsprechendes (Re-) Qualifizierungsangebot ausbleiben (vgl. Nieves, Anderson, Hunting 2024, S. 153 ff.).

Bis 2023 war mit einer zunehmenden Nachfrage nach MINT-¹⁷ und Gesundheitsberufen zu rechnen. Rückläufig hingegen wurde das Angebot an Arbeitsplätzen im Umfeld von Produktion, Kundendienst und Vertrieb (vgl. Statista, Xing, Kununu 2024, S.27; vgl. Stanford University, McKinsey & Company 2024, S. 259) (Abs. 4.1, Abb. 12 und 13). Mit einer *Jobverschiebung* in den Sektoren, werden für Individuen künftig andere Fähigkeiten verlangt, als es heute noch der Fall ist. So ist davon auszugehen, dass es eine gesteigerte Nachfrage nach analytischen Fähigkeiten, digitalen Grundkenntnissen, wie auch generell an IT-Fähigkeiten geben wird. Entgegen oberflächlicher, erster Erwartungen ist mit der KI-bedingten Technologisierung der Arbeitsweise auch ein Anstieg an sozial-emotionalen Fähigkeiten zu erwarten. Diese stellen eine Komplementarität¹⁸ zur Technologie dar. Während KI viele analytische und repetitive Aufgaben übernehmen können wird, sind sozial-emotionale Fähigkeiten – wie Empathie, Führung und Kommunikationsstärke – schwer zu automatisieren (vgl. McKinesy & Company 2017, S. 5 ff., 2024, S. 259 ff.). Vor diesem Hintergrund bleiben diese stärker als menschliche Spezifika bestehen. Neben der Automatisierung von Servicezentren (Abb. 13) werden bestimmte Aspekte der Kundeninteraktion nach wie vor auf zwischenmenschlichen Interaktionen beruhen. Darüber hinaus können Aspekte, wie Teamentwicklung und Konfliktmanagement menschliche Präsenz und emotionale Intelligenz erfordern.

Die bereits bestehende, enorme Nachfrage in spezifischen Berufen kann gegebenenfalls durch Freisetzen an anderer Stelle (zu Teilen) kompensiert werden (vgl. Filippi, Bannò, Trento 2023). So bestehen im Bereich der Pflege, der psychologischen Betreuung, oder in der Bildung, als sozial-emotionale Tätigkeitsfelder seit geraumer Zeit hohe Bedarfe (vgl. Statistisches Bundesamt 2024c, 2024d; vgl. Ciszewski 2024; vgl. Rieß, Löffler-Stastka 2022, S. 136–143). Diesen kann allerdings ebenfalls nur durch ein Angebot an Umschulungs-, Fort- und Weiterbildungsmaßnahmen begegnet werden. Freigesetztes Personal muss häufig neue Qualifikationen erlangen, um an anderer Stelle wieder eine produktive Teilhabe realisieren zu können (vgl. Nunes 2021).

¹⁶ Position zur Verantwortung der strategischen Kommunikation in sozialen Medien.

¹⁷ Mathematik, Informatik, Naturwissenschaft und Technik.

¹⁸ Wechselseitige Entsprechung, Ergänzung.

So kann im konkreten Beispiel kein durch Automatisierung freigesetzter Montagemitarbeiter der Automobilindustrie unmittelbar in der Pflege eingesetzt werden (vgl. Ciszewski 2024; vgl. Rieß, Löffler-Stastka 2022, S. 136–143). Zu beachten gilt es also unterschiedliche Qualifikationen, Zeitverzögerungen bei Umschulungen und branchenabhängige Unterschiede zu beachten. Während eingesparte Positionen häufig aus traditionellen Sektoren (z.B. Produktion) stammen, weisen moderne Branchen (z.B. IT / KI) abweichende Anforderungsprofile auf. So kann ein Produktionsmitarbeiter ebenso wenig unmittelbar im neuen Fachbereich, wie den KI-Anwendungen eingesetzt werden.

Hinzu kommen potentielle soziale Barrieren, insbesondere bei älteren Arbeitnehmern, welche möglicherweise nicht (mehr) über die Flexibilität verfügen, um Zugang zu neuen Technologien und Praktiken zu finden. Zusätzlich erschwerend kommt für das Individuum hinzu, dass im Zuge der Automatisierung traditionelle Tätigkeiten in Wertschöpfungsketten aus Hochlohnregionen (z.B. Deutschland) in Niedriglohnregionen (z.B. China/Indien) abwandern (vgl. Europäisches Parlament 2023). Neue Stellen, insbesondere mit IT- oder Verwaltungsbezug, können zudem häufig „remote“¹⁹ ausgeübt werden, was den Wettbewerb um Stellen auf weitere geografische Räume ausdehnen kann. Speziell in Bezug auf den zunehmend globalisierten Wettbewerb ist es für das Individuum von Bedeutung, künftig die richtigen Kompetenzen am Arbeitsmarkt anzubieten (vgl. Kurz, Steinhage 2001, S. 513-531; vgl. McKinsey & Company 2024). Wie zuvor bereits erwähnt, werden analytisch-technologische Fähigkeiten künftig von gesteigerter Relevanz sein. Bis 2030 ist an den weltweiten Arbeitsmärkten dabei mit einem Nachfragezuwachs von bis zu 25 Prozent zu rechnen. Bei generellen sozialen und emotionalen Kompetenzen ist mit einem Plus von bis zu elf Prozent zu rechnen.

Im Arbeitsmarktbericht „The Future of Jobs Report 2023“ hat das WEF dazu eine detaillierte Untersuchung vorgenommen (vgl. WEF 2023a, S. 43). Aufgezeigt werden Fähigkeiten, welche für Unternehmen in künftigen Personalstrategien von übergeordneter Relevanz sein werden. Ersichtlich wird, dass die Bedeutung von Umschulungen und Weiterbildungen in der Gesamtheit steigt. So setzen Unternehmen stark auf Schulungsprogramme, um den Wandel hin zu benötigten Kompetenzen zu bewältigen. Im Jahr 2020 hatten 42 Prozent der Arbeitskräfte Schulungen zur Überbrückung von Kompetenzlücken abgeschlossen. Im Jahr 2023 waren es 41 Prozent. Die Unternehmen sehen dabei die Kompetenzlücken an lokalen Arbeitsmärkten als große Hürde für angestrebte Transformationen. Dies kann als ein möglicher Hintergrund für die verstärkte globale Ausrichtung der Personalgewinnungsstrategien gesehen werden. Als vielversprechendste Strategie wird derzeit aber noch die Investition in berufliches Lernen und Training am Arbeitsplatz für das Bestandspersonal gesehen. Über erfolgreiches „Reskilling“ (Umschulung) und „Upskilling“ (Weiter-/Fortbildung) streben die meisten Unternehmen über die nächsten fünf Jahre die Erreichung der Ziele hinsichtlich notwendiger Transformationsbemühungen an.

Der Bericht weist zudem Ergebnisse über die Ausrichtung des künftig geforderten „Skillsets“ (dt. Kompetenzbereiche) aus (vgl. ebd.). So wird das Fördern analytischen Denkens die höchste Priorität in den Schulungsprogrammen einnehmen und etwa 10 Prozent der Weiterbildungsinitiativen ausmachen. Kreatives Denken folgt an zweiter Stelle mit circa acht Prozent. Weitere Bedarfe bestehen im Ausbau von Führungsqualitäten und Sozialkompetenzen sowie direkter Expertise im Umgang mit KI-Systemen und den dazu notwendigen Datenmengen („Big Data“).

¹⁹ Engl. „Remote Work“, dt. auch „Fernarbeit“, bezeichnet ortsunabhängig ausgeführt berufliche Tätigkeit.

Die Qualifikationslandschaft künftiger Personalstrategien ist nachfolgend dargestellt (Abb. 17). Die Ordinate zeigt dabei die bisherige Relevanz einer Fähigkeit. Die Abszisse den Fokus im künftigen Kompetenzaufbau weltweiter Unternehmen.

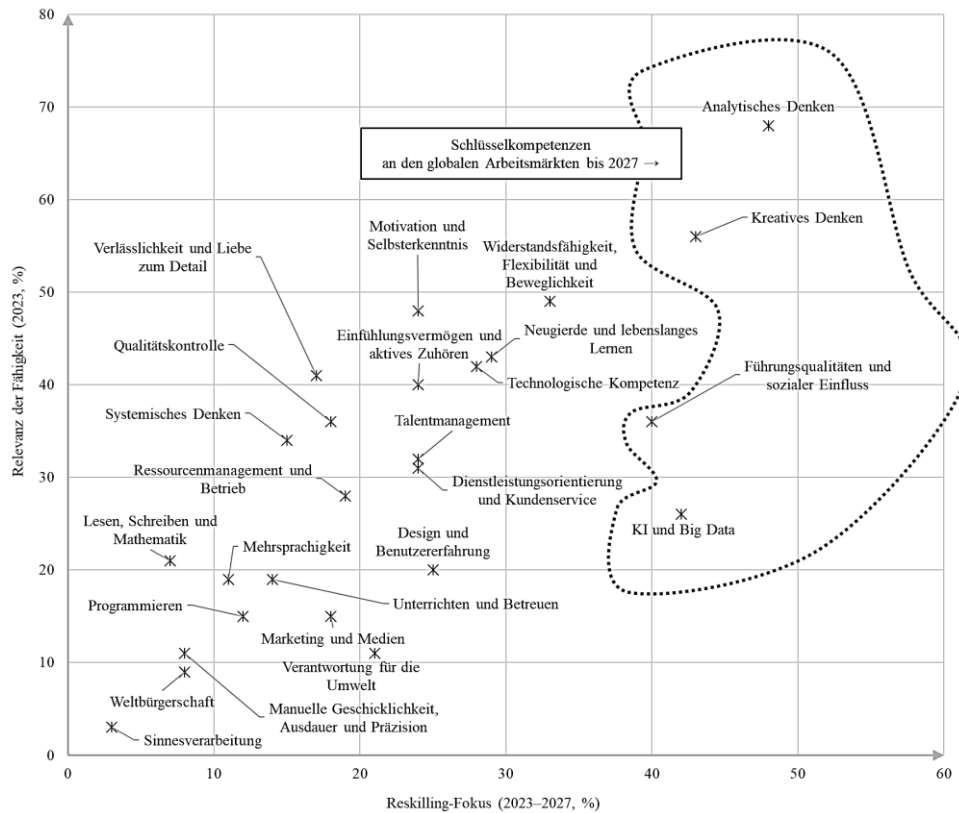


Abbildung 17: Qualifikationslandschaft globaler Arbeitsmärkte bis 2027
(In Anlehnung an: WEF 2023a, S. 43).

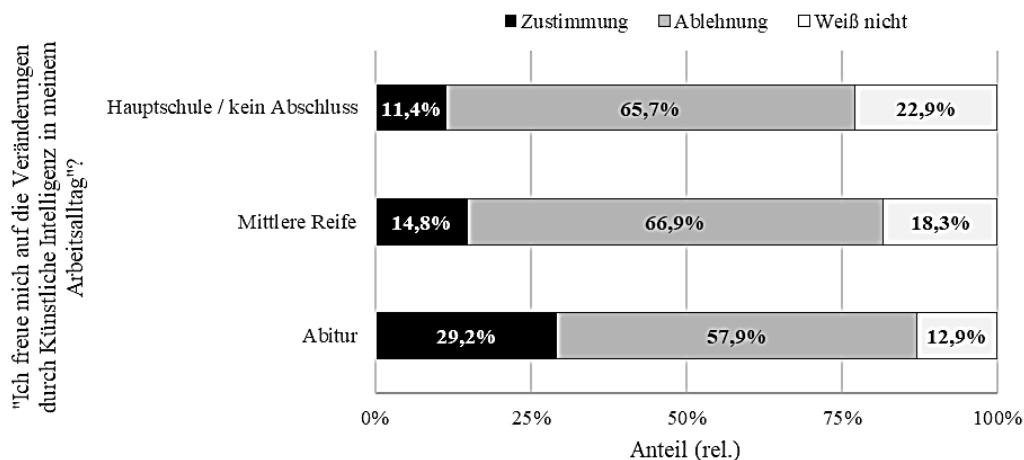
4.3 Künftige Entwicklung des weltweiten Arbeitsmarktes

Die Veränderungen über alle Wirtschaftsbereiche hinweg (Abs. 4.1), mit einer Neuausrichtung der Anforderungen an Teilnehmer des Arbeitsmarktes (Abs. 4.2) bergen das Risiko einer stärkeren Polarisierung. Die Technologie der KI-Systeme schafft spezialisierte Arbeitsplätze beispielsweise in der Entwicklung oder Datenanalyse (vgl. McKinsey & Company 2024). Entsprechende Berufe erfordern allerdings sehr hohe Qualifikationen, die nicht jeder Arbeitskraft zugänglich sind.

Deutsche Unternehmen, wie Volkswagen (VW), unternahmen bereits erste Versuche Personen mit niedrigerem Bildungsstand auf neue Anforderungen zu trainieren. Mit dem Programm „Fakultät 73“ wollte der deutsche Kraftfahrzeughersteller Mitarbeitern aus allen Abteilungen die Möglichkeit geben, sich zu Softwareentwicklern weiterzubilden. Mitte des Jahres (2024) stellt VW das Qualifizierungsprogramm wieder ein (vgl. Kurse 2024; vgl. Falencyk, Hölter 2024). Die offizielle Aussage des Konzerns war, dass die Nachfrage zu gering war. Von ursprünglich geplanten 2.000 Entwicklern gingen letztlich nur 300 Absolventen hervor.

Anekdotische Referenzfälle wie dieser stehen sinnbildlich dafür, dass die vorher beschriebenen „Re- und Upskilling“-Maßnahmen in der Praxis auf verschiedenartige Schwierigkeiten treffen können (vgl. McKinsey & Company 2024). Können die Vorhaben nicht erfolgreich umgesetzt werden, besteht die Gefahr, dass es durch den automatisierungsbedingten Ersatz von Tätigkeiten im mittleren Einkommensbereich – z.B. Produktion oder Buchhaltung – einen Rückgang an gut bezahlten Jobs für Facharbeiter ohne hohe Spezialisierung gibt. Kann dieser Spalt nicht geschlossen werden, wird ein Wachstum in den unteren Lohngruppen entstehen. In diesem Fall würden viele neue Jobs in Dienstleistungsbranchen, wie beispielsweise Lieferdiensten, entstehen. Diese sind allerdings häufig schlechter bezahlt, als bisherige Facharbeitertätigkeiten (vgl. Statistisches Bundesamt 2024e). Durch zu hohe Anforderungen sind die Aufstiegsmöglichkeiten begrenzt, während weniger qualifizierte Arbeitskräfte häufig gezwungen sind, je nach aktueller Bedarfslage der Arbeitgeber die Branche zu wechseln. Zusätzlich hinzukommt, dass hochqualifizierte Arbeitskräfte häufig stärker von globalen Märkten und vernetzten Arbeitsstrukturen profitieren („Globalisierungseffekt“). Arbeitnehmer mit niedrigem Qualifikationsniveau bleiben meist lokal verankert, wodurch sie dem Wettbewerb und niedrigen Löhnen vor Ort stärker ausgesetzt sind. Die hierbei hervorgehende technologische Kluft birgt entsprechende soziale Risiken.

Der Bundesverbandes Digitale Wirtschaft e. V. (BVDW) zeigt in einer Umfrage, dass die Sorge vor dieser Kluft in Deutschland bereits bei Arbeitnehmern angekommen ist (vgl. BVWD 2024). Befragt wurden 1.053 erwerbstätige Deutsche, ob diese sich auf die Veränderungen durch KI in ihrem Arbeitsalltag freuen würden (Abb. 18). Während die Mehrheit der Befragten dem Einfluss von KI-Systemen auf ihre berufliche Tätigkeit generell ablehnend gegenübersteht, war die Zustimmung bei Befragten mit abgeschlossenem Abitur am höchsten. Diese lag mit über 29 Prozent bei fast dem Doppelten derjenigen, deren höchster Abschluss die mittlere Reife ist (14,8 Prozent). Befragte mit ausschließlich einem Hauptschulabschluss, oder keinem Schulabschluss, stehen dem Einfluss von KI-Systemen auf ihre Arbeit am wenigsten positiv gegenüber (Zustimmung von 11,4 Prozent).



Details: Deutschland; Civey; 26.12.2023-30.12.2023; n = 1.053 Befragte; Erwerbstätige, die täglich digitale Arbeitsmittel nutzen; Online-Umfrage

Abbildung 18: Haltung gegenüber KI in Deutschland nach Bildungsabschluss
(In Anlehnung an: BVWD 2024).

Diese Theorie der Polarisierung des Arbeitsmarktes („*Polarisierungstheorie*“) lässt sich bereits jetzt teilweise über Erkenntnisse verschiedener Studien stützen (vgl. Statista, Xing, Kununu 2024, S. 30). So wird vermehrt davon ausgegangen, dass einfache Arbeiten – welche körperliche Geschicklichkeit, soziales Feingefühl, oder kreative Problemlösung erfordern – weniger stark von der Disruption durch KI betroffen sein werden (vgl. WEF 2023b, S. 24 ff.). Berufe mit niedrigeren Anforderungen an das Qualifikationsniveau, welche aber wenig repetitiv sind, können (Stand jetzt) nur schwer durch Algorithmen ersetzt werden. Soziale Wahrnehmung und manuelle Geschicklichkeit gelten dadurch bisher als klare Barrieren für Automatisierungsvorhaben. Einfache Tätigkeiten, welche standardisiert, bzw. industrialisiert sind, gelten hingegen als stark anfällig für künftige Automatisierung (vgl. Pranger, Su 2023; vgl. Kinder et al. 2024). Problematisch ist, dass die weniger riskanten Berufsgruppen, wie etwa Friseure, Gärtner, oder Dienstpersonal, häufig schlechtere Vergütungsstrukturen aufweisen, als Industriearbeitsplätze mit hohem Maß an Standardisierung (vgl. Statistisches Bundesamt 2024f).

Einem hohen Automatisierungsrisiko unterliegen also insbesondere solche Tätigkeiten, welche auf strukturierte Prozesse mit wiederholbarem Muster basieren (vgl. WEF 2023b, S. 24 ff.). Da die moderne Produktion und Logistik primär auf Standardprozessen beruhen, ist das Automatisierungsrisiko (für den Arbeitnehmer), bzw. -potential (für den Arbeitgeber) besonders hier hoch. Bisher als „sicher“ geltende Berufsgruppen von Spezialisten und Experten, wie Rechtsanwälte oder Wissenschaftler, sind allerdings auch zunehmend vom Risiko der Rationalisierung betroffen, da KI zunehmend komplexe kognitive Aufgaben, wie Datenanalyse, übernehmen kann (vgl. Pranger, Su 2023; vgl. Kinder et al. 2024). Somit wächst zudem die Gefahr für nicht-routinemäßige, aber datengetriebene Berufe. Verhältnismäßig sicher werden auf der hochqualifizierten Seite letztlich nur hochspezialisierte Expertentätigkeiten sein, die ohne physische oder logische Routine arbeiten (vgl. WEF 2023b; vgl. Pranger, Su 2023; vgl. Kinder et al. 2024). Berufsgruppen, welche tiefgehende Expertise und Problemlösungskompetenzen, wie auch Adaptivität voraussetzen, könnten langfristig Bestand haben.

Der eben geschilderte Sachverhalt lässt sich in seiner Struktur auch über ein „*Hufeisenmodell*“ beschreiben. Hufeisen-Modelle gibt es im wissenschaftlichen Kontext an mehreren Stellen. Das wohl bekannteste ist das Hufeisenmodell der politischen Extreme aus dem politikwissenschaftlichen Umfeld (auch „*Hufeisenschema*“) (vgl. Vogel, Lorenz, Pates 2024, S. 8). Verwendet wird dieses, um zu zeigen, dass sich extrem linke und extrem rechte Positionen in autoritären Ansätzen und Methoden ähneln, wenngleich unterschiedliche ideologische Ziele verfolgt werden. Da moderate, demokratische Positionen im Gegensatz zu diesen Extremen stehen, nähern sich die extremen Haltungen weiter an und sind sich schlussendlich näher, als die politische „Mitte“²⁰.

Wenngleich es Kritik am politikwissenschaftlichen Hufeisenmodell gibt (vgl. ebd.), lässt sich das prinzipielle Konzept der Annäherung gegenüberstehender Extreme in Bezug auf das *KI-getriebene Disruptionsrisiko* (oder -potential) übertragen. Am linken Ende können hier einfache, aber nicht repetitive Tätigkeiten – wie der Friseur, der Gärtner, oder eben das Servicepersonal – vertreten sein. Sie fallen in die „*sichere Zone*“, da sie aufgrund ihres Mangels an Standardisierung, oder des Bedarfs an menschlichem Geschick, sozialer Interaktion oder Kreativität schwer automatisierbar sind. Das rechte Ende des Modells stellt hochspezialisierte Expertentätigkeiten dar, welche z.B. KI-Entwicklung, innovative Forschung oder strategische Beratung sein könnten. Auch diese Gruppe befindet sich in der „*sicheren Zone*“.

²⁰ Standpunkt im politischen Spektrum zwischen „links“ und „rechts“ (Anwendung „Links-rechts-Skala“).

Die Mitte des Hufeisens („Bogen“) wird durch bisherige Berufe mit mittlerem Qualifikationsniveau bestimmt. Hier sind zwischen „Blue Collar“²¹ und „White Collar“²² Jobs alle diejenigen vertreten, deren Tätigkeit durch physische, oder logische Wiederholmuster gekennzeichnet ist. So sind zwischen Montagearbeitern in automatisierten Fertigungsketten, über die Buchhaltung und technische Assistenz, bis hin zu gehobener Produktionsplanung alle Bereiche abgedeckt.²³ Entsprechende Tätigkeitsfelder weisen ein hohes Disruptionsrisiko bzw. -potential auf („*Risikozone*“). Die Sicherheit vor Automatisierung wird entsprechend nicht durch die Güte der formalen Qualifikation bestimmt, sondern durch Quantifizier- und Replizierbarkeit, sowie kreativen oder sozialen Dimensionen.

Das *Hufeisenmodell der KI-bedingten Arbeitsmarktdisruption* wird dabei durch verschiedene Erkenntnisse der Arbeitsmarktforschung gestützt. Im Vordergrund steht, wie bereits erwähnt, die *Polarisierung der Arbeit* („Polarisierungstheorie“). Insbesondere die Erkenntnisse des WEF (vgl. WEF 2023b, S. 28 ff.) zeigen, dass Berufe im mittleren formalen Qualifikationsbereich am meisten durch technologische Disruption betroffen sind.

Zudem stützt sich das Modell auf die Theorie des *Skill- und Routine-Bias* („Skill-“ bzw. „Routine-Biased-Technological-Change“ (SBTC, bzw. RBTC)) nach Autor, Levy und Murnane aus dem Jahr 2003 (vgl. Autor, Levy, Murnane 2003). Die ab den 1990er Jahren verstärkte Untersuchung der Einkommenslücke (z.B. Katz, Murphy 1992, S. 76) wurde erweitert, um den Einfluss von Treibern, wie der Digitalisierung, der Automatisierung und heute dem maschinellen Lernen zu erforschen. Der „Skill-Biased Technological Change“ (SBTC) besagt dabei, dass technologische Fortschritt die Arbeitnehmer mit hohen Qualifikationen (z.B. Akademiker) begünstigen. Die Nachfrage nach hochqualifizierten Arbeitskräften wächst im Zuge technologischen Fortschritts, während gering qualifizierte Arbeitskräfte ersetzt werden. Der „Routine-Biased Technological Change“ (RBTC) beschreibt die Erhöhung der Automatisierbarkeit durch wiederholbare, standardisierte Aufgaben. Beides Aspekte, welche auch heute, mit dem Aufkommen von KI-Systemen, von Bedeutung sind.

Als dritten Aspekt der Arbeitsmarktforschung kann sich hierbei auf den Ansatz der beiden Wirtschaftswissenschaftler Frey und Osborne aus dem Jahr 2017 bezogen werden (vgl. Frey, Osborne 2017). Diese veröffentlichten eine Studie über die Automatisierungswahrscheinlichkeiten von verschiedenen Berufen. Dabei kamen sie zu der Erkenntnis, dass kognitive Berufe, wie die Standardfallbearbeitung (Sachbearbeiter), deutlich stärker von der Automatisierung betroffen sind, als soziale Berufe, wie Therapeuten, Lehrer oder Pflegepersonal. Sie gehen davon aus, dass es einen kulturellen Wandel hin zu Dienstleistungsökonomien geben wird. In diesen werden Sozialkompetenzen eine deutlich erhöhte Relevanz gegenüber dem heutigen Status Quo aufweisen („*Social vs. Cognitive Skills*“). Diese Erkenntnisse decken sich mit anderen Studienergebnissen, wie denen des World Economic Forums (WEF) oder des Beratungsunternehmens McKinsey & Company (vgl. WEF 2023a, S. 43; vgl. McKinsey & Company 2024).

²¹ Engl. für Arbeitnehmer mit überwiegend körperlicher Tätigkeit (dt. „blauer Kragen“, „Arbeiter“).

²² Engl. für Arbeitnehmer mit überwiegend administrativer Tätigkeit (dt. „weißer Kragen“, „Angestellter“).

²³ Beispiel als logische Kette in einem Produktionsbetrieb; auf beliebigen Bereich erweiterbar.

Das eben beschriebene *Hufeisenmodell der KI-bedingten Arbeitsmarktdisruption* ist in der nachfolgenden Übersicht dargestellt (Abb. 19)

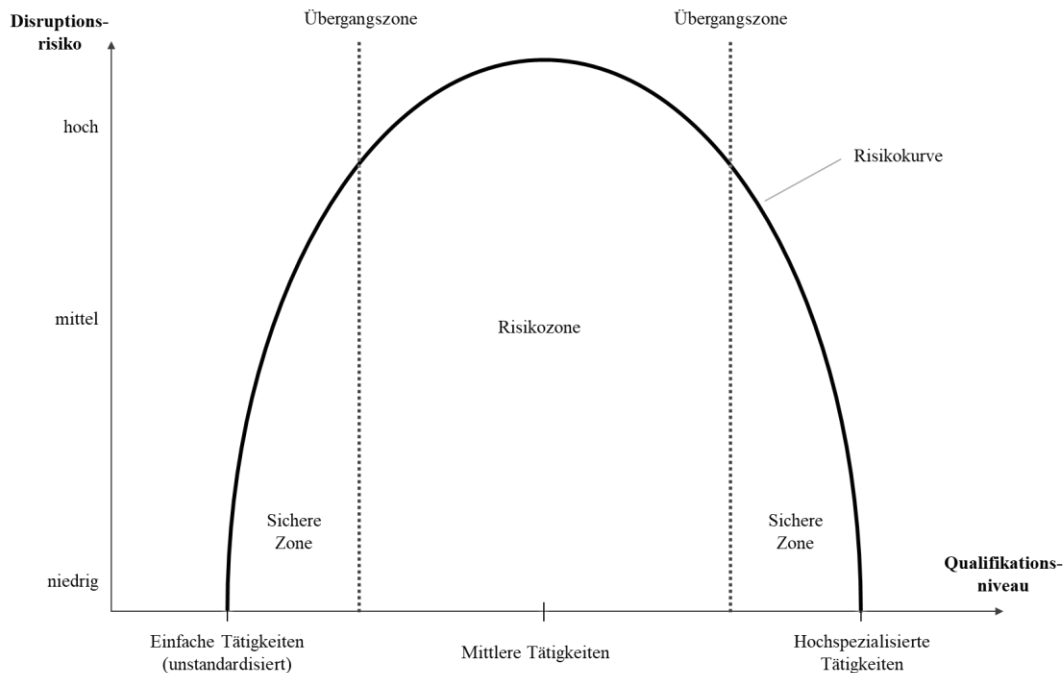


Abbildung 19: Hufeisenmodell der KI-bedingten Arbeitsmarktdisruption
(Eigene Darstellung als Interpretation vorheriger Schilderungen).

Wie bereits angeführt, können berufliche Tätigkeiten, die durch individuelle Situationen geprägt sind und menschliches Urteilsvermögen abverlangen, in der linken „sicheren Zone“ verortet werden. Hochspezialisierte Tätigkeiten, wie KI-Ingenieure können in der rechten „sicheren Zone“ eingeordnet werden. Gefährdet ist die *breite Mittelschicht*. Diese ist einem höheren Risiko ausgesetzt, dass ihre Tätigkeit – aufgrund physischer oder logischer Replizierbarkeit – künftig durch KI ausgeführt und skaliert werden kann. Zugehörig sind hier viele heutige Jobs, wie etwa die Buchhaltung oder Logistikplanung.

Das im Rahmen der vorliegenden Arbeit vorgestellte Hufeisenmodell stellt dabei nur einen konzeptionellen Ansatz dar, der verschiedenartig erweitert und erforscht werden könnte. Ausblicke hierbei könnten beispielsweise in der Untersuchung der „Übergangszonen“ (engl. „*Transition Zones*“) bestehen. Dabei könnten Möglichkeiten zur Überführung von Berufen aus „Risikozonen“ in „sichere Zonen“ geprüft werden. Im konkreten Fall könnten hier die zuvor beschriebenen Maßnahmen zu „*Upskilling*“ (dt. Weiterbildung) in digitalen, wie aber beispielsweise auch sozialen und emotionalen Kompetenzen bestehen. Eine weitere Adaptionmöglichkeit ist das Einbringen eines trennschärferen Bezuges des Fähigkeits- und Routine-Bias, oder der Eingrenzung von Sozialkompetenz und kognitiven Fähigkeiten als Schutzkriterium vor dem Disruptionsrisiko („*Social vs Cognitive Skills*“). All diese Punkte stellen nur eine Auswahl an Ansatzpunkten für weitere Forschungsmöglichkeiten dar, welche über mithilfe des dargestellten Hufeisenmodells, als konzeptioneller Rahmen, näher untersucht werden können.

5 SOZIALETHIK

5.1 Zentrale Fragestellungen

Eine weitere Ergänzungsmöglichkeit – sowohl des Modells („Hufeisenmodell der KI-bedingten Arbeitsmarktdisruption“ Abs. 4.3, Abb. 19), wie auch der ganzheitlichen Diskussion der vorliegenden Arbeit – ist das Entstehen *sozial-ethischer Fragen* ²⁴. Diese reichen von Bildungs- und Sozialpolitik, über psychologische Auswirkungen, bis hin zu globalen Machtverhältnissen. Die zentrale Frage ist dabei, wie ein gerechter Übergang in eine von KI-dominierte Arbeitswelt (proaktiv) gestaltet werden kann.

Die direkteste Perspektive der vorliegenden Arbeit bezieht sich dabei auf allgemeine soziale Gerechtigkeit am Arbeitsmarkt. So ist zu klären, wie verhindert werden kann, dass die Einkommensungleichheit – welche bereits seit den 1990er Jahren Forschungsgegenstand der Wirtschaftswissenschaften ist (vgl. Katz, Murphy 1992, S. 76) – nicht noch weiter verstärkt wird. Die Sorge, dass KI-Systeme am Arbeitsmarkt zur Zentralisierung von Kapital und somit Steigerung von Ungleichheit führt, ist dabei in Studien schon jetzt erkennbar (vgl. Deloitte 2024, S. 23; vgl. BMWK 2019, S. 8 ff.) (Abb. 20).

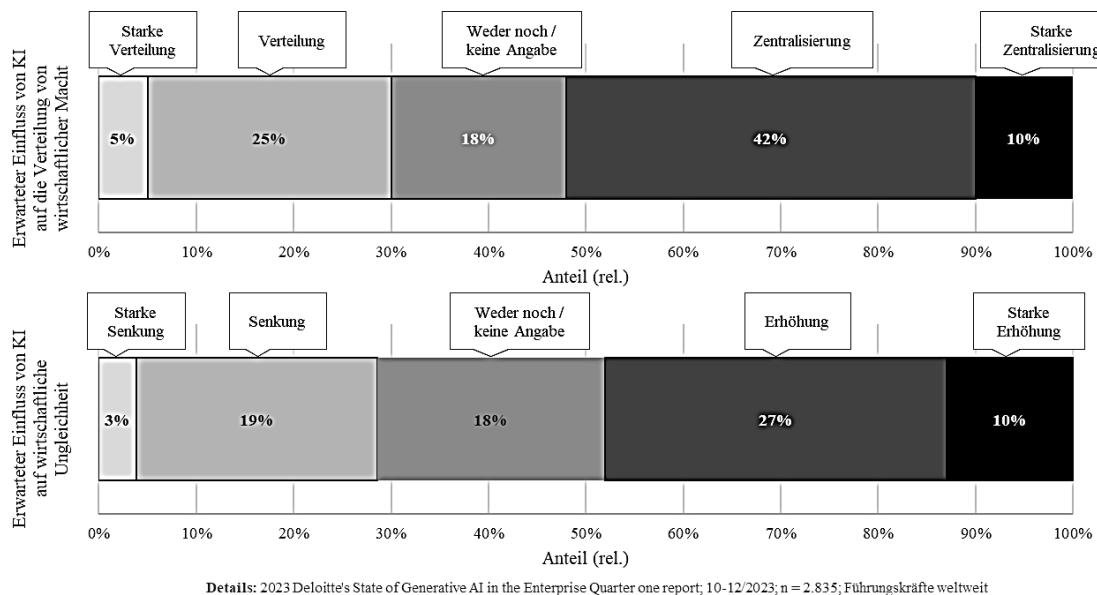


Abbildung 20: Erwartungshaltung zu wirtschaftlicher Ungleichheit durch KI
(In Anlehnung an: Deloitte 2024, S. 23).

5.2 Regionalität und Struktur

Zusätzlich zu beachten sind regionale Unterschiede. Hier ist zu prüfen, ob es Regionen gibt, die stärker von der Disruption betroffen sind als andere (*engl.* „Clustering“) und wie diesen Disparitäten zu begegnen ist.

²⁴ Moralischen Bewertung von sozialen Strukturen, Institutionen und dem gesellschaftlichen Miteinander.

Neben allgemeinen und regionalen Betrachtungen von Ungleichheit, ist zu empfehlen, dass auch strukturelle Unterschiede zwischen unterschiedlichen Generationen untersucht werden sollten. Aktuelle Studien zeigen, dass die Bereitschaft zur Verwendung von KI mit steigendem Alter abnimmt (Abb. 21) (vgl. Manage IT, Veritas Technologies 2024). Um Generationskonflikte am Arbeitsmarkt zu vermeiden, sollte sich daher mit der Frage beschäftigt werden, wie ältere Arbeitnehmer unterstützt werden können (vgl. Kochhan, Cichecki 2024, S. 10 ff.).

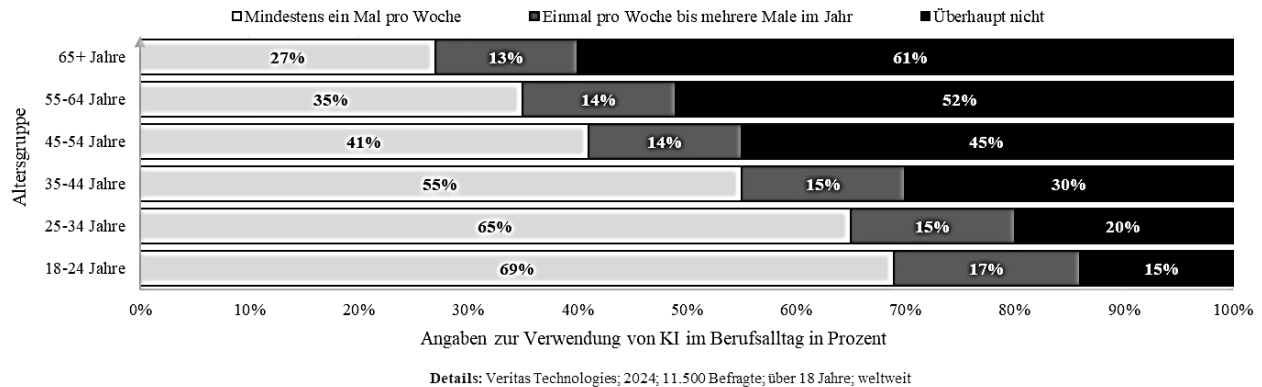


Abbildung 21: Verwendung von KI im Berufsalltag nach Alter
(In Anlehnung an: Manage IT, Veritas Technologies 2024).

5.3 Kontextuelle Teilbereiche

Weiteren sozialen Herausforderungen wird im Bereich der Bildung begegnet werden müssen. So werden Mitarbeiter motiviert und finanziell unterstützt werden müssen, um sich fortwährend weiterzubilden („lebenslanges Lernen“). Zudem ist zu gewährleisten, dass alle Bevölkerungsgruppen den gleichen Zugang zu Umschulungs- (engl. „Reskilling“) und Weiterbildungsmaßnahmen (engl. „Upskilling“) haben. Zudem ist das bestehende Bildungssystem zu überdenken. Neben allgemeiner Kritik – beispielsweise am deutschen Bildungssystem – sind Bildungsinhalte auf Zeitgemäßheit zu prüfen. Zu klären ist unter anderem, ob die künftig benötigten Kompetenzen (Abb. 17) ausreichend integriert sind (vgl. Schork 2024, S. 79 ff.).

Hinzukommen sozialpolitische Herausforderungen (vgl. Boddington 2023, S. 409 ff.; vgl. Weber 2024, S. 107–117; vgl. Schork 2024, S. 163 ff.) – die Frage nach neuen Sozialversicherungssystemen, Arbeits-(zeit)modellen und bedingungslosem Grundeinkommen. Sollte es tatsächlich zur Arbeitslosigkeit in größerem Umfang kommen, ist zu klären, wie die Stigmatisierung der Arbeitslosen unterbunden werden kann und welche neuen Rollen zur gesellschaftlichen Aufwertung geschaffen werden müssen. Noch übergeordneter sind ethische Fragen um Machtverhältnisse, Entscheidungsfindung, sowie psychologische und kulturelle Fragen zu stellen. Mit dem Eintritt ins „KI-Zeitalter“ wird die Menschheit viele weitere Antworten finden müssen, welche sich nicht nur auf den Einsatz von KI im Bereich der beruflichen Tätigkeiten beschränken (vgl. Mainzler 2024, S. 865 ff.).

– Niklas Nösel –
Künstliche Intelligenz am globalen Arbeitsmarkt

Die beschriebenen, sich ergebenden sozialen Fragen und Herausforderungen sind in der nachfolgenden Darstellung zusammengefasst (Abb. 22).

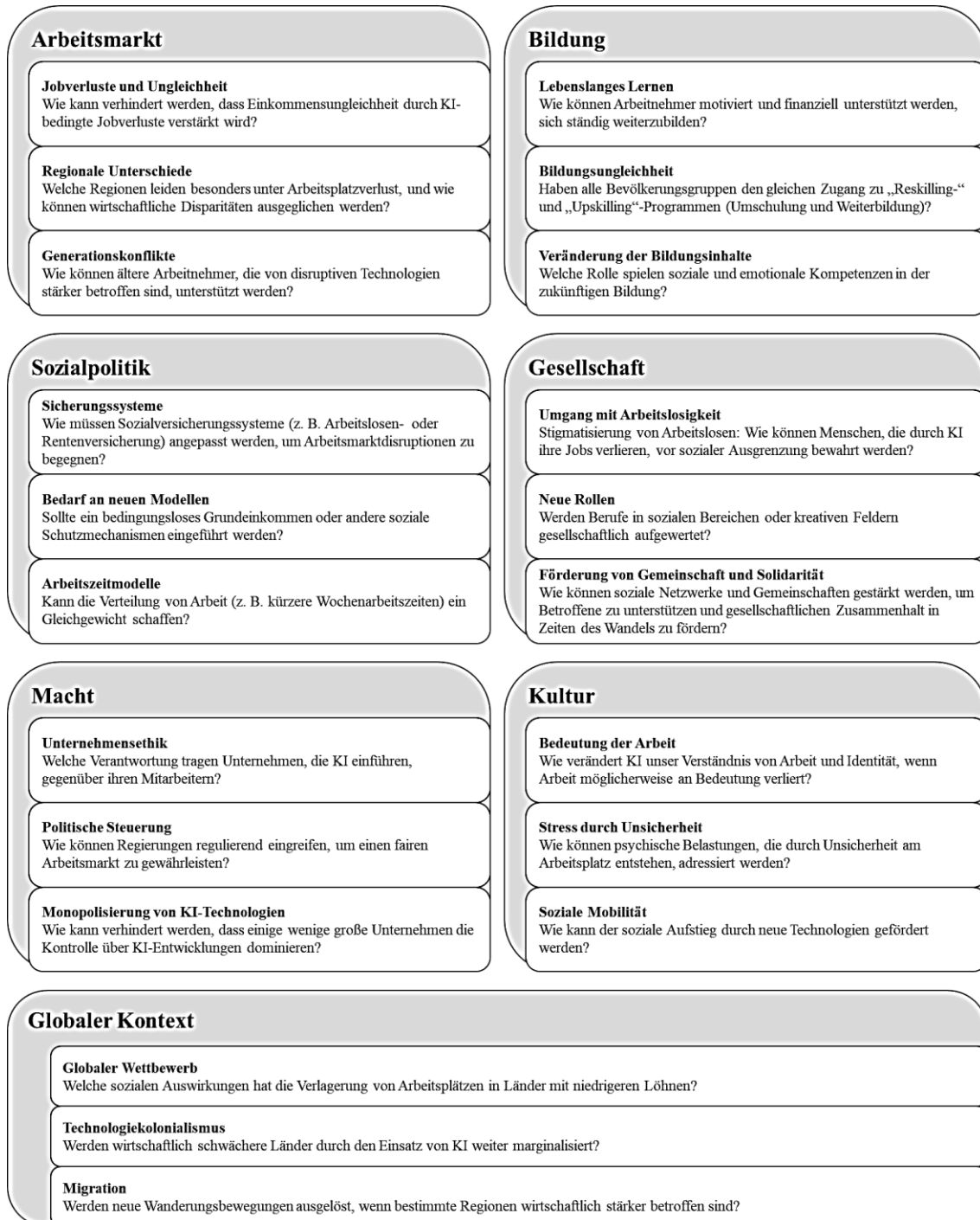


Abbildung 22: Soziale Fragen durch KI-Systeme am Arbeitsmarkt
 (Interpretation vorheriger Schilderungen).

6 FAZIT

Die vorliegende Arbeit diene als explorative Studie zum Thema „*Künstliche Intelligenz am globalen Arbeitsmarkt*“. Die Arbeit hat dazu die Begrifflichkeit von Systemen Künstlicher Intelligenz (KI) eingeordnet und verschiedene Arten der Unterteilung voneinander abgegrenzt. Dazu wurde die historische Entwicklung von heuristischen Systemen bis hin zu heutigen kognitiven Systemen, als Mischform lernender und wissensbasierter Systeme, beschrieben. Mögliche Definitionen wurden in technischem, wirtschaftlichem und ethisch-gesellschaftlichem Kontext beschrieben – ebenso auch als allgemeingültiger Ansatz. Zudem wurden KI-Systeme nach ihrer zugrundeliegenden Architektur, Technologie und Komplexität eingeteilt und klassifiziert.

Die Einsatzmöglichkeiten von KI-Systemen wurden konzept- und ablaforientiert untersucht. Beschrieben wurden dabei allgemeine, alltägliche Szenarien, wie auch professionelle Anwendungen. Letztere wurden, zusätzlich zur konzeptionellen und ablaforientierten Einteilung, auf ihre Etablierung in unterschiedlichen Wirtschaftssektoren und Geschäftsprozessen geprüft. Als führend wurden hier die Branchen des Gesundheitswesens, des verarbeitenden Gewerbes, sowie das Finanzwesen identifiziert. Branchenübergreifend werden KI-Systeme dabei hauptsächlich für die Erbringung von Serviceleistungen, sowie in der Produktentwicklung und im Marketing eingesetzt. Allgemein lässt sich feststellen, dass die meisten Unternehmen auf die Anwendung von KI abzielen, dazu allerdings noch qualifiziertes Personal fehlt.

Für das Individuum am Arbeitsmarkt steht das Aufkommen von KI-Systemen für eine Änderung der künftigen Anforderungslandschaft. Arbeitnehmer benötigen in Zukunft analytisches Denken und KI-bezogene, hochspezialisierte Fähigkeiten, um eine produktive Teilhabe, unter Anwendung von Künstlicher Intelligenz, aufrechtzuerhalten. Der Gegenentwurf besteht im Ausbau von Sozialkompetenz und emotionalen Fähigkeiten, um in Berufsfelder vorzustößen, welche aufgrund zwischenmenschlicher Anforderungen nicht durch KI disruptiert werden.

Generell lässt sich festhalten, dass Tätigkeiten ohne physisches oder logisches Wiederholmuster bestehen bleiben. Das Risiko hierbei besteht darin, dass lediglich spezifische Tätigkeiten im Niedriglohnsektor (z.B. Gärtner) und im Bereich der Hochspezialisierung (z.B. KI-Ingenieur) bestehen bleiben. Die breite Mittelschicht am Arbeitsmarkt (z.B. Facharbeiter, Sachbearbeiter oder Kennzahlüberwachung) unterliegt einem erhöhtem Risiko. In diesem Kontext wurde das Konzept des „*Hufeisenmodells der KI-bedingten Arbeitsmarktdisruption*“ vorgestellt. Schlussendlich wurden hieraus soziale Fragen, wie die einer dadurch möglichen sozialen (Einkommens-) Kluft debattiert, welche allesamt weitere Forschungsfragen zulassen.

LITERATURVERZEICHNIS

- AMAZON MTURK (2024).** FAQs Amazon Mechanical Turk. Verfügbar unter: <https://www.mturk.com/worker/help> (Zugriff am 2. November 2024).
- AOK (2024).** KI in der Pflege und im Gesundheitssektor: Chancen und Herausforderungen. Verfügbar unter: <https://www.aok.de/pk/magazin/pflege/pflegeformen/ki-in-der-pflege-wie-sie-den-gesundheitssektor-veraendert/> (Zugriff am 17. November 2024).
- AUTOR, D., LEVY, F., MURNANE, R.J. (2003).** The Skill Content Of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. Quarterly Journal of Economics. Volume 118. Verfügbar unter: https://www.researchgate.net/publication/5034005_The_Skill_Content_Of_Recent_Technological_Change_An_Empirical_Exploration (Zugriff am 21. November 2024).
- BAUERNHANS, T. (2023).** Handbuch Industrie 4.0 – Band 1: Produktion. 3. Auflage. Springer Vieweg Berlin, Heidelberg - ISBN 978-3-662-58531-3.
- BERTRAM, T. (2019).** Fahrerassistenzsysteme 2018. Proceedings. 1. Auflage. Springer Vieweg, Wiesbaden - ISBN 978-3-658-23750-9.
- BICK, A., BLANDIN, A., DEMING, D. (2024).** The Rapid Adoption of Generative AI. Verfügbar unter: <https://www.stlouisfed.org/on-the-economy/2024/sep/rapid-adoption-generative-ai> (Zugriff am 20. November 2024).
- BINCKEBANCK, L., ELSTE, R., HAAS, A. (2023).** Digitalisierung im Vertrieb: Strategien zum Einsatz neuer Technologien in Vertriebsorganisationen. 2. Auflage. Springer Gabler Wiesbaden - ISBN 978-3-658-38432-6.
- BMW (2019).** Diskussionspapier Nr. 8: Zur Diskussion der Effekte Künstlicher Intelligenz in der wirtschaftswissenschaftlichen Literatur. Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz. Veröffentlichung als Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. Verfügbar unter: https://www.bundeswirtschaftsministerium.de/Redaktion/DE/Downloads/Diskussionspapiere/20190205-diskussionspapier-effekte-kuenstlicher-intelligenz-in-der-wirtschaftswissenschaftlichen-literatur.pdf?__blob=publicationFile&v=6 (Zugriff am 22. November 2024).
- BODDINGTON, P. (2023).** AI Ethics. Artificial Intelligence: Foundations, Theory, and Algorithms. 1. Auflage. Springer, Singapore - ISBN 978-981-19-9381-7.
- BOSCH, M., DECKERT, R. (2023).** Digitalisierung und Smart Building: Ein kritischer Erfolgsfaktor für nachhaltige Entwicklung. 1. Auflage. Springer Gabler Wiesbaden - ISBN 978-3-658-41628-7.
- BÖSS, G. (2024).** Vom Urknall bis zum E-Auto. 2. Auflage. Springer, Wiesbaden - ISBN 978-3-658-44407-5.
- BSI (2024).** Smart City. Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik. Verfügbar unter: https://www.bsi.bund.de/DE/Themen/Unternehmen-und-Organisationen/Informationen-und-Empfehlungen/Smart-City/smart-city_node.html (Zugriff am 17. November 2024).
- BVDW (2024).** Nur jede*r vierte steht der Veränderung durch KI im Arbeitsalltag positiv gegenüber. Bundesverband Digitale Wirtschaft e.V. Verfügbar unter: <https://www.bvdw.org/news-und-publikationen/nur-jeder-vierte-arbeitnehmer-steht-der-veraenderung-durch-ki-im-arbeitsalltag-positiv-gegenueber/> (Zugriff am 20. November 2024).

– Niklas Nösel –
Künstliche Intelligenz am globalen Arbeitsmarkt

- CISZEWSKI, J. (2024).** Das lange Warten auf eine Psychotherapie. Verfügbar unter: <https://www.vdk.de/aktuelles/aktuelle-meldungen/artikel/das-lange-warten-auf-eine-psychotherapie/> (Zugriff am 20. November 2024).
- COLEMAN PARKES RESEARCH (2024).** The 2024 IT Outlook Report. Verfügbar unter: <https://www.rackspace.com/solve/2024-it-outlook-report> (Zugriff am 20. November 2024).
- DELOITTE (2024).** Now decides next: Insights from the leading edge of generative AI adoption. Deloitte's State of Generative AI in the Enterprise. Quarter one report. Deloitte Touche Tohmatsu Limited. Verfügbar unter: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/us/Documents/consulting/us-state-of-gen-ai-report.pdf> (Zugriff am 20. November 2024).
- E.ON (2024).** Smart Grid: Aufbau, Definition und Funktionen. Verfügbar unter: <https://www.eon.de/de/conerleben/energieatlas/smart-grid-so-funktioniert-das-intelligente-stromnetz.html> (Zugriff am 17. November 2024).
- ETEZADZADEH, C. (2020).** Smart City – Made in Germany. Die Smart-City-Bewegung als Treiber einer gesellschaftlichen Transformation. 1. Auflage. Springer Vieweg Wiesbaden - ISBN 978-3-658-27231-9.
- EUROPÄISCHE KOMMISSION (2019).** Ethics guidelines for trustworthy AI. Verfügbar unter: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/ethics-guidelines-trustworthy-ai> (Zugriff am 10. November 2024).
- EUROPÄISCHES PARLAMENT (2020).** Was ist künstliche Intelligenz und wie wird sie genutzt? Verfügbar unter: <https://www.europarl.europa.eu/topics/de/article/20200827STO85804/was-ist-kunstliche-intelligenz-und-wie-wird-sie-genutzt> (Zugriff am 13. November 2024).
- EUROPÄISCHES PARLAMENT (2023).** Die Folgen der Globalisierung auf den EU-Arbeitsmarkt: Wie die Europäische Union von der Globalisierung profitiert und wie sie mit negativen Auswirkungen auf die Beschäftigung umgeht. Verfügbar unter: <https://www.europarl.europa.eu/topics/de/article/20190712STO56968/> (Zugriff am 20. November 2024).
- EUROSTAT (2024).** Use of artificial intelligence in enterprises. Verfügbar unter: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Use_of_artificial_intelligence_in_enterprises#%20Purpose_of_%20using_AI_software_or_systems (Zugriff am 20. November 2024).
- EY (2023).** EY Jobstudie 2023 – Digitalisierung. Ernst & Young Global Limited. Verfügbar unter: https://www.ey.com/de_de/functional/forms/download/ey-digitalisierungsstudie-2023 (Zugriff am 20. November 2024).
- FALENCZYK, T., HÖLTER, K. (2024).** Sparprogramm beim Autobauer: »Im Grunde wurde mir von VW ins Gesicht getreten«. Verfügbar unter: <https://www.spiegel.de/start/volkswagen-vw-mit-sparprogramm-so-geht-es-studierenden-die-nun-in-der-produktion-arbeiten-a-08ab97b4-5df0-4282-a20e-7b87a18afae8> (Zugriff am 20. November 2024).
- FILIPPI, E., BANNÒ, M., TRENTO, S. (2023).** Automation technologies and their impact on employment: A review, synthesis and future research agenda. Verfügbar unter: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0040162523001336> (Zugriff am 20. November 2024).
- FRANZETTI, C. (2023).** Essenz der Informatik – Was Benutzer alles wissen sollten. 2. Auflage. Springer Vieweg Berlin, Heidelberg - ISBN 978-3-662-67153-5.

– Niklas Nösel –
Künstliche Intelligenz am globalen Arbeitsmarkt

- FRAUNHOFER IESE (2024).** Smart City – Innovationen für Stadt und Land. Fraunhofer-Institut für Experimentelles Software Engineering. Verfügbar unter: <https://www.iese.fraunhofer.de/de/trend/smart-city.html> (Zugriff am 17. November 2024).
- FRAUNHOFER IGCV (2024).** Künstliche Intelligenz (KI) in der Produktion. Fraunhofer-Institut für Gießerei-, Composite- und Verarbeitungstechnik IGCV. Verfügbar unter: https://www.igcv.fraunhofer.de/de/forschung/kompetenzen/kuenstliche_intelligenz.html (Zugriff am 17. November 2024).
- FRAUNHOFER IKS (2024).** KI-Standardisierung. Fraunhofer-Institut für Kognitive Systeme. Verfügbar unter: <https://www.iks.fraunhofer.de/de/themen/kuenstliche-intelligenz/ki-standardisierung.html> (Zugriff am 10. November 2024).
- FRAUNHOFER IMW (2019).** Künstliche Intelligenz (KI) im Unternehmenskontext: Literaturanalyse und Thesenpapier. Fraunhofer-Zentrum für Internationales Management und Wissensökonomie. Verfügbar unter: <https://doi.org/10.24406/publica-fhg-299826> (Zugriff am 9. November 2024).
- FRAUNHOFER IOSB (2024).** Wir integrieren das Wissen von Mensch und KI in Systemen. Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung. Verfügbar unter: <https://www.iosb.fraunhofer.de/de/geschaeftsfelder/kuenstliche-intelligenz-autonome-systeme/anwendungsfelder/ki-assistenzsysteme/wissensbasierte-hybride-ki.html> (Zugriff am 10. November 2024).
- FRAUNHOFER IPT (2017).** Trends für die Künstliche Intelligenz. Fraunhofer-Institut für Produktionstechnik. Verfügbar unter: <https://www.ipt.fraunhofer.de/content/dam/ipt/de/documents/whitepaper/fraunhofer-ipt-whitepaper-kuenstliche-intelligenz-in-der-einzel-und-kleinserienfertigung.pdf> (Zugriff am 9. November 2024).
- FRAUNHOFER-ALLIANZ BIG DATA (2017).** Zukunftsmarkt Künstliche Intelligenz: Potenziale Und Anwendungen. Verfügbar unter: https://www.bigdata-ai.fraunhofer.de/content/dam/bigdata/de/documents/Publikationen/KI-Studie_Ansicht_201712.pdf (Zugriff am 9. November 2024).
- FREDEBEUL-KREIN, T. (2012).** Koordinierter Einsatz von Direktmarketing und Verkaufsaußendienst im B2B-Kontext. 1. Auflage. Gabler Verlag Wiesbaden - ISBN 978-3-8349-3939-5.
- FREY, C.B., OSBORNE, M.A. (2017).** The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? Verfügbar unter: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019> (Zugriff am 21. November 2024).
- FURBACH, U. et al. (2024).** Künstliche Intelligenz für Lehrkräfte: Eine fachliche Einführung mit didaktischen Hinweisen. 1. Auflage. Springer Vieweg Wiesbaden - ISBN 978-3-658-44247-7.
- GARTNER (2024a).** Was ist künstliche Intelligenz? Gartner, Inc. Verfügbar unter: <https://www.gartner.de/de/themen/kuenstliche-intelligenz> (Zugriff am 10. November 2024).
- GARTNER (2024b).** Generative AI. Gartner, Inc. Verfügbar unter: <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/generative-ai> (Zugriff am 10. November 2024).
- GOOGLE (2024).** Google Trends zu „Künstliche Intelligenz“. Google LLC. Verfügbar unter: <https://trends.google.de/trends/explore/TIMESERIES?date=today%205-y&q=%2Fm%2F0mkz&hl=de&hl=de&sni=4> (Zugriff am 10. November 2024).

– Niklas Nösel –
Künstliche Intelligenz am globalen Arbeitsmarkt

- GRABOWSKA, A., GUNIA, A. (2024).** On quantum computing for artificial superintelligence. *European Journal for Philosophy of Science*. Volume 14. Artikel 25. Verfügbar unter: <https://doi.org/10.1007/s13194-024-00584-7> (Zugriff am 10. November 2024).
- HARWARDT, M., KÖHLER, M. (2023).** *Künstliche Intelligenz entlang der Customer Journey: Einsatzpotenziale von KI im E-Commerce*. 1. Auflage. Springer Gabler Wiesbaden - ISBN 978-3-658-39108-9.
- HASENBEIN, M. (2023).** *Mensch und KI in Organisationen: Einfluss und Umsetzung Künstlicher Intelligenz in wirtschaftspsychologischen Anwendungsfeldern*. 1. Auflage. Springer Berlin, Heidelberg - ISBN 978-3-662-66374-5.
- HENKE, V. et al. (2024).** *Health Data Management. Schlüsselfaktor für erfolgreiche Krankenhäuser*. 1. Auflage. Springer Gabler, Wiesbaden - ISBN 978-3-658-43235-5.
- IBM (2024a).** Was ist künstliche Intelligenz (KI)? International Business Machines Corporation. Verfügbar unter: <https://www.ibm.com/de-de/topics/artificial-intelligence> (Zugriff am 10. November 2024).
- IBM (2024b).** Was ist maschinelles Lernen (ML)? International Business Machines Corporation. Verfügbar unter: <https://www.ibm.com/de-de/topics/machine-learning> (Zugriff am 10. November 2024).
- IBM (2024c).** Was sind neuronale Netzwerke? International Business Machines Corporation. Verfügbar unter: <https://www.ibm.com/de-de/topics/neural-networks> (Zugriff am 10. November 2024).
- IBM (2024d).** What is artificial superintelligence? International Business Machines Corporation. Verfügbar unter: <https://www.ibm.com/topics/artificial-superintelligence> (Zugriff am 10. November 2024).
- IBM (2024e).** What is predictive maintenance? International Business Machines Corporation. Verfügbar unter: <https://www.ibm.com/topics/predictive-maintenance> (Zugriff am 17. November 2024).
- IDC (2024).** Worldwide Spending on Artificial Intelligence Forecast to Reach \$632 Billion in 2028, According to a New IDC Spending Guide. Verfügbar unter: <https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=prUS52530724> (Zugriff am 17. November 2024).
- IRMLER, M. (2024).** Roboter und künstliche Intelligenz in der Pflege. *Urologie*. Volume 63. Verfügbar unter: <https://doi.org/10.1007/s00120-024-02308-4> (Zugriff am 17. November 2024).
- KATHER, J. (2023).** Künstliche Intelligenz in der Medizin. *CME*. Volume 20. Verfügbar unter: <https://doi.org/10.1007/s11298-023-3415-1> (Zugriff am 17. November 2024).
- KATZ, L.F., MURPHY, K.M. (1992).** Changes in Relative Wages, 1963-1987: Supply and Demand Factors. Verfügbar unter: https://scholar.harvard.edu/files/lkatz/files/changes_in_relative_wages_1963-1987_supply_and_demand_factors.pdf (Zugriff am 21. November 2024).
- KELLERMANN, C. (2023).** KI und der Durchbruch zum „Zweiten Maschinenzeitalter“. Verfügbar unter: <https://www.university-of-labour.de/blog/ki-und-der-durchbruch-zum-zweiten-maschinenzeitalter/> (Zugriff am 20. November 2024).

– Niklas Nösel –
Künstliche Intelligenz am globalen Arbeitsmarkt

- KINDER, M. et al. (2024).** Generative AI, the American worker, and the future of work. Verfügbar unter: <https://www.brookings.edu/articles/generative-ai-the-american-worker-and-the-future-of-work/> (Zugriff am 21. November 2024).
- KOCHHAN, C., CICHECKI, L. (2024).** Recruiting einer neuen Generation von Hochschulabsolventen: Wie Unternehmen mit der Gen Z kommunizieren müssen. 1. Auflage. Springer Gabler Wiesbaden - ISBN 978-3-658-44129-6.
- KPMG (2024).** Generative AI: From buzz to business value – An exclusive KPMG survey shows how top leaders are approaching this transformative technology. Verfügbar unter: <https://kpmg.com/kpmg-us/content/dam/kpmg/pdf/2023/kpmg-ai-infographic-2023.pdf> (Zugriff am 22. November 2024).
- KRUSE, T. (2024).** VW-Proteste: Fakultätsabgänger geben nicht klein bei. Verfügbar unter: <https://www.braunschweiger-zeitung.de/niedersachsen/wolfsburg/article406709080/demo-vw.html> (Zugriff am 20. November 2024).
- KURZ, K. STEINHAGE, N. (2001).** Globaler Wettbewerb und Unsicherheiten beim Einstieg in den Arbeitsmarkt. Berliner Journal für Soziologie. Volume 11. Verfügbar unter: <https://doi.org/10.1007/BF03204035> (Zugriff am 20. November 2024).
- LICHTENTHALER, U. (2021).** Künstliche Intelligenz erfolgreich umsetzen: Praxisbeispiele für integrierte Intelligenz. 1. Auflage. Springer Gabler Wiesbaden - ISBN 978-3-658-34669-0.
- LUMMA, N., RIPPLER, S., WOISCHWILL, B. (2013).** Berufsziel Social Media. Wie Karrieren in Web 2.0 funktionieren. 1. Auflage. Springer Gabler Wiesbaden – ISBN 978-3-658-01246-5.
- MAINZLER, K. (2024).** Philosophisches Handbuch Künstliche Intelligenz. 1. Auflage. Springer VS Wiesbaden - ISBN 978-3-658-19605-9.
- MANAGE IT, VERITAS TECHNOLOGIES (2024).** Gener-AI-tion KI: Büroangestellte nutzen generative AI häufiger (als gedacht). Verfügbar unter: <https://ap-verlag.de/gener-ai-tion-ki-bueroangestellten-nutzen-generative-ai-haeufiger-als-gedacht/87258/> (Zugriff am 22. November 2024).
- MCKINSEY & COMPANY (2017).** McKinsey Global Institute. Jobs Lost, Jobs Gained: Workforce Transitions in a Time of Automation. Verfügbar unter: <https://www.mckinsey.com/~/media/mckinsey/industries/public%20and%20social%20sector/our%20insights/what%20the%20future%20of%20work%20will%20mean%20for%20jobs%20skills%20and%20wages/mgi-jobs-lost-jobs-gained-executive-summary-december-6-2017.pdf> (Zugriff am 20. November 2024).
- MCKINSEY & COMPANY (2018).** AI adoption advances, but foundational barriers remain. Verfügbar unter: <https://www.mckinsey.com/featured-insights/artificial-intelligence/ai-adoption-advances-but-foundational-barriers-remain> (Zugriff am 20. November 2024).
- MCKINSEY & COMPANY (2024).** KI beschleunigt Umbrüche am Arbeitsmarkt: Produktivitätsschub von 3% möglich. Verfügbar unter: <https://www.mckinsey.de/news/presse/2024-05-23-mgi-genai-future-of-work> (Zugriff am 20. November 2024).
- MÜLDER, W., BARTON, T., WIRTZ, K.W. (2024).** Digitalisierte Unternehmen: So gelingt die Digitale Transformation im Unternehmen. 1. Auflage. Springer Vieweg Wiesbaden - ISBN 978-3-658-43436-6.

– Niklas Nösel –
Künstliche Intelligenz am globalen Arbeitsmarkt

- NIEVES, L., ANDERSON, N.S., HUNTING, B. (2024).** Working for a Future. Equity and Access in Work-Based Learning for Young People. 1. Auflage. Plagrave Macmillan Cham – ISBN 978-3-031-55632-6.
- NUNES, A. (2021).** Automation Doesn't Just Create or Destroy Jobs - It Transforms Them. Verfügbar unter: <https://hbr.org/2021/11/automation-doesnt-just-create-or-destroy-jobs-it-transforms-them> (Zugriff am 20. November 2024).
- OECD (2024).** AI principles. Organisation for Economic Co-operation and Development. Verfügbar unter: <https://www.oecd.org/en/topics/ai-principles.html> (Zugriff am 10. November 2024).
- OPENAI (2023a).** Planning for AGI and beyond. Verfügbar unter: <https://openai.com/index/planning-for-agi-and-beyond/> (Zugriff am 10. November 2024).
- OPENAI (2023b).** Governance of superintelligence. Verfügbar unter: <https://openai.com/index/governance-of-superintelligence/> (Zugriff am 10. November 2024).
- PRANGER, A., SU, Y. (2023).** New disruption from artificial intelligence exposes high-skilled workers. Verfügbar unter: <https://www.dallasfed.org/research/swe/2023/swe2314> (Zugriff am 21. November 2024).
- RIEB, G., LÖFFLER-STASTKA, H. (2022).** VersorgungsNOT – Psychotherapie als zentrale, aber marginalisierte Versorgungsleistung im Gesundheitssystem. Psychotherapie Forum Volume 26, Verfügbar unter: <https://doi.org/10.1007/s00729-022-00210-y> (Zugriff am 20. November 2024).
- SAP (2024).** Was ist künstliche Intelligenz? SAP SE. Verfügbar unter: <https://www.sap.com/germany/products/artificial-intelligence/what-is-artificial-intelligence.html> (Zugriff am 10. November 2024).
- SARFERAZ, S. (2023).** ERP-Software: Funktionalität und Konzept – Basierend auf SAP S/4HANA. 1. Auflage Springer Vieweg Wiesbaden – ISBN 978-3-658-40498-7.
- SCHMIDT, T. (2020).** Künstliche Intelligenz in der Cybersicherheit – zwischen Hype und Notwendigkeit. Wirtschaftsinformatik & Management 12. Verfügbar unter: <https://doi.org/10.1365/s35764-020-00244-4> (Zugriff am 9. November 2024).
- SCHMITT, R.H. et al. (2020).** Predictive Quality – Data Analytics in produzierenden Unternehmen. AWK Aachen. Verfügbar unter: https://www.awk-aachen.com/wp-content/uploads/2020/07/3-2_AWK20_Predictive-Quality.pdf (Zugriff am 17. November 2024).
- SCHNUPP, P., LEIBRANDT, U. (1988).** Expertensysteme. Springer Compass. 2. Auflage. Springer, Berlin, Heidelberg - ISBN 978-3-642-95566-2.
- SCHORK, S. (2024).** Vertrauen in Künstliche Intelligenz. Eine multi-perspektivische Betrachtung. 1. Auflage. Springer Vieweg, Wiesbaden - ISBN 978-3-658-43815-9
- STANFORD UNIVERSITY, MCKINSEY & COMPANY (2024).** Artificial Intelligence Index Report 2024. Verfügbar unter: https://aiindex.stanford.edu/wp-content/uploads/2024/05/HAI_AI-Index-Report-2024.pdf (Zugriff am 17. November 2024)

– Niklas Nösel –
Künstliche Intelligenz am globalen Arbeitsmarkt

STATCOUNTER (2024). Desktop Search Engine Market Share Worldwide: Oct 2024. Verfügbar unter: <https://gs.statcounter.com/search-engine-market-share/desktop/worldwide/#monthly-202410-202410-bar> (Zugriff am 10. November 2024).

STATISTA, XING, KUNUNU (2024). Arbeit und Beruf: Trends in der Arbeitswelt – Statista Trend Report zur Zukunft der Arbeit. Verfügbar unter: <https://de.statista.com/statistik/studie/id/62636/dokument/neue-arbeitswelt/> (Zugriff am 17. November 2024).

STATISTISCHES BUNDESAMT (2024a). Arbeits- und Lohnnebenkosten. Destatis. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Themen/Arbeit/Arbeitskosten-Lohnnebenkosten/_inhalt.html (Zugriff am 9. November 2024).

STATISTISCHES BUNDESAMT (2024b). Demografischer Wandel. Destatis. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Themen/Querschnitt/Demografischer-Wandel/_inhalt.html (Zugriff am 17. November 2024).

STATISTISCHES BUNDESAMT (2024c). Bevölkerungsvorausberechnung: Pflegekräftevorausberechnung. Destatis. Verfügbar unter: <https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Bevoelkerung/Bevoelkerungsvorausberechnung/pflegekraeftevorausberechnung.html> (Zugriff am 20. November 2024).

STATISTISCHES BUNDESAMT (2024d). Bildung, Forschung und Kultur: Altersverteilung der Lehrkräfte an allgemeinbildenden Schulen. Destatis. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Bildung-Forschung-Kultur/_Grafik/_Interaktiv/altersverteilung-lehrkraefte.html (Zugriff am 20. November 2024).

STATISTISCHES BUNDESAMT (2024e). Post-, Kurier- und Expressdienste: Branche boomt dank Onlinehandel, aber nicht alle profitieren. Destatis. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Themen/Querschnitt/post-kurier-expressdienste/_inhalt.html (Zugriff am 20. November 2024).

STATISTISCHES BUNDESAMT (2024f). Verdienste nach Branchen und Berufen: Bruttoverdienste und Arbeitszeiten, Ergebnisse für April 2023. Destatis. Verfügbar unter: <https://www.destatis.de/DE/Themen/Arbeit/Verdienste/Verdienste-Branche-Berufe/Tabellen/bruttomonats-verdienste-stichmonat.html> (Zugriff am 21. November 2024).

SWOBODA, W., SEIFERT, N. (2024). Digitale Innovationen in der Pflege.
1. Auflage. Springer Berlin, Heidelberg - ISBN 978-3-662-67913-5.

THWS (2024). Anwendungsbereiche der KI. Technische Hochschule Würzburg-Schweinfurt. Verfügbar unter: <https://ki.THWS.de/thematik/anwendungsbereiche-der-ki/> (Zugriff am 13. November 2024).

VATTENFALL (2024). Infowelt Energie: So funktioniert ein Smart Grid – Intelligente Stromnetze heben das volle Potenzial erneuerbarer Energien. Erfahren Sie, warum das Stromnetz der Zukunft dezentral ist. Verfügbar unter: <https://www.vattenfall.de/infowelt-energie/strom-ratgeber/smart-grid-einfach-erklart> (Zugriff am 17. November 2024).

VOGEL, L., LORENZ, A., PATES, R. (2024). Ostdeutschland: Identität, Lebenswelt oder politische Erfindung?
1. Auflage. Springer VS Wiesbaden - ISBN 978-3-658-43484-7.

VÖPEL, H. (2023). Die „unmenschliche“ Revolution – Künstliche Intelligenz als Schicksalstechnologie für Deutschland und Europa. Verfügbar unter: <https://www.wirtschaftsdienst.eu/inhalt/jahr/2023/heft/8/beitrag/die-unmenschliche-revolution-kuenstliche-intelligenz-als-schicksalstechnologie-fuer-deutschland-und-europa.html> (Zugriff am 20. November 2024).

– Niklas Nösel –
Künstliche Intelligenz am globalen Arbeitsmarkt

WEBER, E. (2024). Digitalisierung und Regulierung am Arbeitsmarkt. List Forum. Volume 50.
Verfügbar unter: <https://doi.org/10.1007/s41025-023-00253-2> (Zugriff am 22. November 2024).

WEF (2023a). The Future of Jobs Report 2023. World Economic Forum. Verfügbar unter:
https://www3.weforum.org/docs/WEF_Future_of_Jobs_2023.pdf (Zugriff am 20. November 2024).

WEF (2023b). The Future of Jobs Report 2023: Executive Summary. World Economic Forum. Verfügbar unter:
<https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-report-2023/in-full/executive-summary/>
(Zugriff am 20. November 2024).

WEF (2024). Why AI will not lead to a world without work. World Economic Forum. Verfügbar unter:
<https://www.weforum.org/stories/2024/08/why-ai-will-not-lead-to-a-world-without-work/>
(Zugriff am 20. November 2024).

ZEISS (2023). Digitalisierung: KI in der Industrie 4.0 – Technologien, die unsere Gesellschaft voranbringen. Carl Zeiss AG.
Verfügbar unter: <https://www.zeiss.de/corporate/c/stories/insights/ki-industrie-40.html> (Zugriff am 17. November 2024).

AUTOR

NIKLAS NÖSEL ist seit September 2025 Promotionsstipendiat der Westsächsischen Hochschule Zwickau (WHZ) und promoviert an der Technischen Universität Ilmenau im Fach Wirtschaftsinformatik (Dr. rer. pol.). Seit Dezember 2025 ist er in der Forschungsgruppe Industry Analytics zudem als wissenschaftlicher Mitarbeiter in einem drittmittelfinanzierten Forschungsprojekt tätig. Seine Forschungsschwerpunkte liegen in der Automatisierung beim langfristigen Betrieb digitaler Zwillinge in diskreten Produktionssystemen. Dabei beschäftigt er sich insbesondere mit Process Mining, datengetriebener Analyse sowie Materialflusssimulation in Produktion und Logistik. Seine Forschungsinteressen umfassen industrielle Informationssysteme und Produktionsmanagement mithilfe datengetriebener Entscheidungsunterstützungssysteme. Zuvor war er als Ingenieur im Qualitätsmanagement eines Automobilzulieferers tätig. Er erwarb den Bachelor of Engineering in Industrieller Produktion an der Staatlichen Studienakademie Glauchau sowie den Master of Science in Management und den Master of Engineering in Produktionsoptimierung an der Westsächsischen Hochschule Zwickau. In seinen bisherigen wissenschaftlichen Arbeiten beschäftigte er sich unter anderem mit statistischer Prozessregelung, Prüfprozessautomatisierung, der Entwicklung von Prognosemodellen für komplexe Laborprüfungen sowie mit makroökonomischen Analysen der Automobilindustrie. Seine E-Mail Adresse ist niklas.noesel@whz.de bzw. niklas.noesel@googlemail.com und seine Website ist <https://www.industry-analytics.de>.