

**Künstliche Intelligenz und Arbeit in Europa –
eine fertigkeitsbasierte Analyse berufsspezifischer Exposition**

Der Fakultät für Wirtschaftswissenschaften der

Universität Paderborn

zur Erlangung des akademischen Grades

Doktor der Wirtschaftswissenschaften

- Doctor rerum politicarum -

vorgelegte Dissertation

von

Marcel Riepe, M. Sc.

geboren am 08.03.1996 in Lippstadt

2025

Vorwort

Zunächst gilt mein großer Dank den Betreuern dieser Arbeit, ohne deren Engagement sowie die vertrauensvolle und wertschätzende Zusammenarbeit eine Erstellung dieser Arbeit nicht möglich gewesen wäre: Prof. Dr. Bernard Michael Gilroy, für seine kontinuierliche Unterstützung, wertvolle Gespräche und Anregungen, welche mich fachlich und persönlich sehr bereichert haben. Prof. Dr. Tobias Volpert, durch dessen langjährige Förderung und Fürsprache ich die Möglichkeit zur Erstellung dieser Arbeit sowie wertvolles Feedback und Unterstützung auf fachlicher, beruflicher und persönlicher Ebene erhielt.

Außerdem gilt mein besonderer Dank meinen Eltern und meinem Bruder, die mir auch in den Jahren meiner Ausbildung unmessbar wertvolle praktische und moralische Unterstützung zuteilwerden ließen.

This publication uses the ESCO classification of the European Commission.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis.....	V
Tabellenverzeichnis	VI
1 Einleitung.....	1
2 Künstliche Intelligenz.....	3
2.1 Definition.....	3
2.2 Bedeutung und Prognosen im Arbeitsmarktkontext	8
3 Fertigkeiten im Kontext technologischen Fortschritts.....	17
3.1 Technologischer Fortschritt.....	17
3.2 Fertigkeiten, Skill Obsolescence und Skill Mismatch	22
3.3 Auswirkungen von Qualification und Skill Mismatches sowie Skill Obsolescence	35
3.4 Künstliche Intelligenz, Mismatch und Obsolescence.....	38
3.5 Forschungsstand zu künstlicher Intelligenz und Berufsbildern.....	39
3.5.1 Brynjolfsson/Mitchell/Rock (2018).....	41
3.5.2 Felten, Raj und Seamans (2019/2021/2023a)	42
3.5.3 M. Webb (2020)	45
3.5.4 Paolillo et al. (2022)	47
4 Datensatz	49
5 Klassifikation	55
5.1 Kommunikation, Zusammenarbeit und Kreativität.....	57
5.1.1 Kommunikation, Zusammenarbeit und Kreativität.....	57
5.1.2 Verhandlungen führen	58
5.1.3 Herstellen und Pflegen von Kontakten sowie Bildung von Netzwerken	59
5.1.4 Lehre und Ausbildung.....	60
5.1.5 Informationen präsentieren	61
5.1.6 Beraten	62
5.1.7 Werbung, Verkauf und Kauf	64
5.1.8 Mündliche Einholung von Informationen	65
5.1.9 Zusammenarbeit mit anderen	66
5.1.10 Lösung von Problemen	67
5.1.11 Entwurf von Systemen und Produkten	68
5.1.12 Erstellung von künstlerischen, visuellen oder Schulungsmaterialien	69
5.1.13 Schreiben und Komponieren.....	71
5.1.14 Auftreten/Darbietungen und Unterhaltung	73
5.1.15 Benutzung mehr als einer Sprache	74

5.2 Informationskompetenzen	76
5.2.1 Informationskompetenzen	76
5.2.2 Durchführung von Studien, Ermittlungen und Untersuchungen	77
5.2.3 Dokumentation und Aufzeichnung von Informationen	80
5.2.4 Informationsmanagement.....	81
5.2.5 Verarbeiten von Informationen	82
5.2.6 Messung physikalischer Eigenschaften	84
5.2.7 Berechnen und Schätzen	85
5.2.8 Analyse und Auswertung von Daten.....	86
5.2.9 Überwachung, Inspektion und Prüfung	89
5.2.10 Beobachtung von Entwicklungen in einem Fachgebiet.....	90
5.3 Unterstützung und Pflege	92
5.3.1 Unterstützung und Pflege.....	92
5.3.2 Beratung	93
5.3.3 Gesundheitsfürsorge und medizinische Behandlungen	94
5.3.4 Schutz und Durchsetzung	95
5.3.5 Bereitstellung von Informationen sowie Unterstützung der Öffentlichkeit und der Kunden	96
5.3.6 Zubereitung von und Versorgung mit Speisen und Getränken	98
5.3.7 Erbringung von Pflegedienstleistungen	98
5.4 Managementfähigkeiten	100
5.4.1 Managementfähigkeiten	100
5.4.2 Entwicklung von Zielen und Strategien	101
5.4.3 Organisation, Planung und zeitliche Planung von Arbeiten und Tätigkeiten	102
5.4.4 Zuweisung und Kontrolle von Ressourcen.....	103
5.4.5 Ausübung von Verwaltungstätigkeiten.....	104
5.4.6 Führung und Motivation.....	105
5.4.7 Bildung und Entwicklung von Teams	105
5.4.8 Anwerbung und Einstellung	106
5.4.9 Beaufsichtigung von Personen.....	107
5.4.10 Treffen von Entscheidungen.....	109
5.5 Arbeiten mit Computern	111
5.5.1 Arbeiten mit Computern.....	111
5.5.2 Programmierung von Computersystemen.....	111
5.5.3 Aufbau und Schutz von Computersystemen	113
5.5.4 Zugreifen auf und Analyse von digitalen Daten.....	114

5.5.5 Nutzung digitaler Tools für die Zusammenarbeit, Inhaltserstellung und Problemlösung.....	115
5.5.6 Nutzung digitaler Tools für die Steuerung von Maschinen.....	116
5.6 Bereich Handhabung/Transport und Bewegung.....	118
5.7 Bau	119
5.8 Arbeiten mit Maschinen und Spezialausrüstungen.....	120
5.8.1 Arbeiten mit Maschinen und Spezialausrüstungen	120
5.8.2 Betrieb einer mobilen Anlage	121
5.8.3 Führen von Fahrzeugen	121
5.8.4 Bedienen von Wasserfahrzeugen	122
5.8.5 Bedienen von Maschinen und Apparaten für die Gewinnung und Verarbeitung von Rohstoffen	124
5.8.6 Bedienen von Maschinen für die Herstellung von Erzeugnissen	124
5.8.7 Einsatz von Präzisionsinstrumenten und -ausrüstungen	125
5.8.8 Installation, Wartung und Reparatur mechanischer Ausrüstungen	126
5.8.9 Installation, Wartung und Reparatur von elektrischen, elektronischen und Präzisionsausrüstungen	127
5.8.10 Betrieb von Flugzeugen	127
6 Ergebnisdiskussion, Vergleich und kritische Betrachtung	129
6.1 Ergebnisdiskussion.....	129
6.2 Vergleich mit bestehender Forschung	137
6.3 Kritische Betrachtung	143
6.3.1 Datensatz	143
6.3.2 Methode	144
6.4 Implikationen.....	148
6.5 Fazit	152
Literaturverzeichnis	VII
Anhang.....	XXXV

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Fertigkeitsgruppen des Berufs Datenanalytiker/-in	129
Abbildung 2: Fertigkeitsgruppen des Berufs Kontrolleur/-in Textilverarbeitung.....	130
Abbildung 3: Fertigkeitsgruppen der Berufe Gartenhilfsarbeiter/-in und Babysitter/-in	132
Abbildung 4: Verteilung der KI-Einflusswerte nach Anzahl der Berufe.....	133
Abbildung 5: Relative Verteilung der KI-Einflusswerte innerhalb der höchsten ISCO-Berufsgruppen.....	134
Abbildung 6: Verteilung der Arbeitnehmenden auf Berufe mit über- bzw. unterdurchschnittlich hohem KI-Einfluss nach Ländern	136

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Übersicht über relevante Forschungsbeiträge zum Einfluss künstlicher Intelligenz auf den Arbeitsmarkt	40
Tabelle 2: Berufe mit den niedrigsten und höchsten KI-Einfluss-Werten	131
Tabelle 3: Deskriptive Statistik der Berufe in den ISCO-Gruppen	134
Tabelle 4: Vergleich mit bestehender Forschung	137

1 Einleitung

Lange Zeit erfolgte die Adoption neuer KI-Technologien eher langsam und nur in wenigen Bereichen der Wirtschaft, beispielsweise im Zeitraum von 2006 bis 2016 (Gordon 2018). Noch im Jahr 2019 wurde KI als hauptsächlich durch maschinelles Lernen kostensenkende Innovation betrachtet (Furman und Seamans 2019, 173). Seit der Vorstellung von ChatGPT im Jahr 2022 entwickelte sich eine zunächst eher technisch geführte Diskussion zum Thema künstlicher Intelligenz zu einer breiten öffentlichen Debatte (S. Albrecht 2023). Schnell wurde künstliche Intelligenz als eine der führenden neuen Technologien des 21. Jahrhunderts bezeichnet (Naudé, Gries und Dimitri 2024, 22; Klinger, Mateos-Garcia und Stathoulopoulos 2018, 2–22; Eloundou et al. 2023, 22). Hierbei waren vor allem die rasanten Popularitätszuwächse bemerkenswert: Binnen 60 Tagen wuchs die Nutzerzahl der textgenerativen künstlichen Intelligenz, die unter dem Produktnamen ChatGPT bekannt wurde, von null auf 60 Millionen an (McAfee, Rock und Brynjolfsson 2023, 44). ChatGPT gilt somit als eine der am weitesten und schnellsten adoptierten technischen Neuerungen der Geschichte (Leonardi 2023). Mehr als 75 % der Unternehmen planen zudem, bis 2028 in die Nutzung von KI-Technologien einzusteigen (World Economic Forum 2023, 5). In einer anderen Befragung geben nur etwa 32 % der Unternehmen an, keine KI-Technologie zu übernehmen und wenig Wissen über die Technologie zu besitzen (Ransbotham et al. 2019, 3).

Die Sorgen bezüglich künstlicher Intelligenz nehmen mit zunehmender Verbreitung der Technologie seit 2021 deutlich zu (+12 Prozentpunkte); in Deutschland sehen aber 42 % der Befragten mehr Vorteile als Nachteile bei KI-Produkten (Ipsos 2023, 8–9). In Umfragen geben bis zu 75 % der Wissensarbeiter an, bereits künstliche Intelligenz bei der Arbeit zu nutzen (Microsoft und LinkedIn 2024, 5). Häufig genannt werden in öffentlicher sowie wissenschaftlicher Diskussion außerdem eine Automatisierung zahlreicher Arbeitsaufgaben (Manyika et al. 2017, 28), neue Herausforderungen auf dem Arbeitsmarkt und potenziell in der Arbeitsrealität vieler Menschen, zum Beispiel in Bezug auf die Arbeitszeit (Sousa und Wilks 2018, 404; Pringle 2024), globale BIP-Zuwächse (Rao und Verweij 2017, 4) und gesellschaftliche Umbrüche bis hin zum Verlust zahlreicher Arbeitsplätze (Manyika et al. 2017, 23) oder der faktischen Vernichtung des Sinns und der Notwendigkeit sämtlicher menschlicher Arbeit (K. Li 2019, 193–194).

Das Ziel dieser Arbeit ist es, einen Forschungsbeitrag zu diesen oft noch mit großer Unsicherheit belegten Erwartungen zu leisten. Hierbei soll es das Ziel sein, Arbeitsmarktauswirkungen zunehmender Fertigkeiten künstlicher Intelligenz gegenüber früheren Automatisierungswellen auf konkrete Berufe zu analysieren und Schlussfolgerungen daraus abzuleiten. Die vorliegende Arbeit definiert daher zunächst, was für die Zwecke dieser Untersuchung unter künstlicher Intelligenz zu verstehen ist und welche Prognosen in der Literatur für die weitere Entwicklung dieser Technologie und ihrer Auswirkungen auf Gesellschaft und Arbeitsmarkt abgegeben werden. Im Anschluss wird der Themenbereich der Fertigkeiten im Kontext allgemeinen technologischen Fortschritts beleuchtet, indem dessen Auswirkungen auf Fertigkeitsansprüche, den Fertigkeitsbestand von Arbeitnehmern und die Arbeitsmarktsituation in Form eines Literaturüberblicks betrachtet werden. Zudem wird der Forschungsstand zu den Auswirkungen künstlicher Intelligenz auf Berufe anhand zentraler Publikationen zusammengetragen. In den danach folgenden Kapiteln dieser Arbeit wird anhand eines dort näher vorgestellten Datensatzes der Europäischen Kommission in Verbindung mit Benchmarks und Literaturrecherche untersucht, welche Fertigkeitsgruppen durch künstliche Intelligenz beeinflusst bzw. betroffen sind, um daraus den Einfluss künstlicher Intelligenz auf konkrete Berufe des Datensatzes herzuleiten. Abschließend werden die wichtigsten Ergebnisse in Auszügen dargestellt und diskutiert, Implikationen abgeleitet sowie weiterer Forschungsbedarf aufgezeigt.

2 Künstliche Intelligenz

2.1 Definition

Der Begriff der künstlichen Intelligenz hat eine im Vergleich zu anderen gegenwärtig an Bedeutung gewinnenden Technologien lange Begriffshistorie. Eine der ersten Definitionen des Begriffs findet sich in einem Dokument zur Konferenz Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence aus dem Jahr 1955, laut welchem künstliche Intelligenz als erreicht gilt, wenn eine Maschine ein Verhalten zeigt, welches bei einem Menschen als intelligent bezeichnet werden könnte: „(...) making a machine behave in ways that would be called intelligent if a human were so behaving“ (McCarthy et al. 1955). Vereinfachend fasst McCarthy (2007) zusammen, dass künstliche Intelligenz die Wissenschaft und die Entwicklung von intelligenten Maschinen und insbesondere intelligenten Computerprogrammen sei.

Diese Herleitung künstlicher Intelligenz durch den Vergleich mit menschlicher Intelligenz geht unter anderem auf den Mathematiker und Informatiker Alan Turing zurück. Turing stellte 1950 das Imitation Game vor, ein bis heute im Zusammenhang mit Computern und künstlicher Intelligenz häufig zitiertes Gedankenexperiment, welches zu dem Schluss kommt, Maschinen seien dann als denkend zu bezeichnen, wenn ein Fragesteller aufgrund der zurückgegebenen Antwort nicht unterscheiden kann, ob diese von einem Menschen oder einer Maschine formuliert wurde (Turing 1950, 433–36). Sehr frühe Ansätze solcher Fragen beantwortender künstlicher Intelligenz umfassen Programme wie ELIZA, welches bereits im Jahr 1966 den Anschein der Verarbeitung von und Kommunikation mit natürlicher Sprache erzeugen konnte, indem es in schriftlichen Konversationen einen Psychotherapeuten imitieren sollte, ohne allerdings die Inhalte des Geschriebenen verstehen oder interpretieren zu können (Weizenbaum 1966). Die im Jahr 1950 von Turing aufgeworfene Frage „Can machines think?“ (Turing 1950, 433) musste damals entsprechend verneint werden.

Mit der Definition künstlicher Intelligenz über den Vergleich mit menschlicher Intelligenz geht die Problemstellung einher, dass das diesen Systemen oft als Eigenschaft zugeschriebene menschlich-intelligente Verhalten nicht klar definiert ist (Wisskirchen et al. 2017, 10) bzw. ähnlich wie auch der Begriff der menschlichen Intelligenz schwer in Kürze abzugrenzen ist (Samoili et al. 2021, 9). So finden sich bereits im Jahr 2007

zahlreiche unterschiedliche Definitionen von Forschenden im Bereich der künstlichen Intelligenz (Legg und Hutter 2007, 7–8). Dennoch lassen sich in der einschlägigen Literatur zahlreiche Begriffserläuterungen mit ähnlichen Ansätzen bündeln. Beispielsweise versteht die Encyclopedia of Psychology unter künstlicher Intelligenz jegliche Computer, die so programmiert sind, dass sie sich in einer Art und Weise verhalten, wie es bei Menschen mit selbigem Verhalten als intelligent gelten würde; auch das Erlernen von Vorgehensweisen aus vorhandenem Material zählt hierzu (Simon 1999). Holm und Lorenz (2022, 80) definieren künstliche Intelligenz als Begriff für Computersysteme, die Fertigkeiten haben, welche es ermöglichen, vorher nur durch menschliche Intelligenz ausführbare Aufgaben nun zu automatisieren oder zu augmentieren. Ähnlich definieren Furman und Seamans (2019, 186) künstliche Intelligenz als losen Begriff, welcher jegliche Technologien beschreibt, die menschenähnliche Intelligenz durch maschinelles Lernen und weitere Fertigkeiten wie eine Bild- und Sprachverarbeitung zeigen können. Als Beispiele für solche menschenähnliche Intelligenz werden in der Literatur weiterhin Beispiele wie logisches Schlussfolgern, Schachspielen, das Steuern von Fahrzeugen in komplexen Situationen sowie künstlerisches Schaffen genannt (Rossi 2016, 1); auch eine hohe Anpassungsfähigkeit an neue und diverse Situationen kann nach gängigen Definitionen als Teil der Kriterien für künstliche Intelligenz gesehen werden (Mateos-Garcia 2018, 5). Tiefgreifender werden die charakteristischen Fertigkeiten von Anwendungen mit künstlicher Intelligenz im weiteren Verlauf dieser Arbeit betrachtet.

Andererseits finden sich auch Sichtweisen, die fortschrittliche künstliche Intelligenz deutlich von menschlicher Intelligenz abgrenzen. Hier wird argumentiert, künstliche Intelligenz unterscheidet sich dahingehend grundlegend von menschlicher Intelligenz, dass letztere nicht nur auf logischen Operationen aufbaue, sondern weitere Charakteristika umfasse, die eine der menschlichen Intelligenz wirklich ebenbürtige künstliche Intelligenz unmöglich erscheinen lassen; Beispiele hierfür könnten Neugierde, Vorstellungskraft, Intuition, Erfahrung, Weisheit und Humor sein (Braga und Logan 2017).

Eine andere Definitions categorie künstlicher Intelligenz bezieht sich vordergründig auf die Abgrenzung von Computerprogrammen mit künstlicher Intelligenz zu denen ohne künstliche Intelligenz über rein technische Merkmale. So kann eine Anwendung mit künstlicher Intelligenz selbständig Probleme lösen, ohne auf einen bestimmten Auslöser oder auf eine bestimmte, fest vorprogrammierte Kommandoabfolge zu warten; sie

kann hierbei aus zur Verfügung gestellten Daten und Eingaben durch Beobachtungen lernen (van Rijmenam und Logue 2021, 129). KI-gestützte Anwendungen sind zudem oft so konzipiert, dass sie sich selbst verändern und weiterentwickeln können; dies ist ein Alleinstellungsmerkmal, welches bislang bei keiner anderen Technologie vorlag (Leonardi 2023, 50).

In einer ähnlich technisch argumentierenden Definition schlägt die High-Level Expert Group on AI der Europäischen Kommission vor, unter dem Begriff der künstlichen Intelligenz Software- und gegebenenfalls auch Hardwaresysteme zu subsumieren, die durch Datensammlung, Interpretation, logisches Denken oder Verarbeiten der gesammelten Informationen Entscheidungen bezüglich der besten Handlungsweise herleiten, um ein Ziel zu erreichen und die Fähigkeit besitzen, vergangene Aktionen zu nutzen, um ihre zukünftige Handlungsweise anzupassen (AI HLEG 2019, 6).

Zusätzlich fallen laut gängiger Definitionen weitere Felder wie das maschinelle Lernen, Machine Reasoning und Robotik unter den Sammelbegriff künstlicher Intelligenz (AI HLEG 2019, 6). Es existiert ebenso eine mögliche Unterteilung von künstlicher Intelligenz in ‚Robotic‘ und ‚Non-Robotic‘, wobei Letzteres maschinelles Lernen, Algorithmen und Big-Data-Analyse einschließt (Basu et al. 2023, 5). Maschinelles Lernen ist eine Technologie, die von künstlicher Intelligenz in Instanzen genutzt wird, um unter anderem durch Mustererkennung kleinere Subaufgaben zu bearbeiten (Taddy 2018, 1–2). KI-Modelle nutzen hierbei Daten und/oder menschliches Expertenwissen und lernen iterativ daraus (OECD 2022, 20–21).

A. Kaplan und Haenlein (2019, 17) verstehen unter künstlicher Intelligenz die Fertigkeit eines Systems, externe Daten korrekt zu interpretieren, aus diesen Daten zu lernen und diese erlernten Erkenntnisse zu nutzen, um spezifische Ziele und Aufgaben durch flexible Anpassung zu erreichen. Teil solcher Definitionen von künstlicher Intelligenz ist auch das Generieren neuer Daten als Ergebnis des Prozesses (Taddy 2018, 4). Auch Algorithmen mit maschinellem Lernen werden als künstliche Intelligenz bezeichnet (Kolleck und Orwat 2020, 7). Diese Sichtweisen unterstreichen die zentrale Bedeutung des maschinellen Lernens im Sammelbegriff der künstlichen Intelligenz.

Maschinelles Lernen gilt als Treiber der aktuell betrachteten, neuen Generation künstlicher Intelligenz (Taddy 2018, 1–2). Maschinelles Lernen bedeutet üblicherweise, dass ein Computerprogramm durch das Sammeln neuer Daten lernen und somit seine

eigene Vorgehensweise iterativ verbessern kann (Brynjolfsson und McAfee 2014). Während die Erstellung eines neuen Arbeitsablaufs oder dessen Anpassung an neue Situationen in der Vergangenheit aufwändige Programmierarbeit umfasste, lassen sich diese Aufgaben und Änderungen mit maschinellem Lernen nun mit deutlich geringerem Aufwand umsetzen (Brynjolfsson und T. Mitchell 2017, 1531). Computer sind durch künstliche Intelligenz insofern nicht mehr davon abhängig, genaue menschliche Instruktionen, beispielsweise durch explizite Programmierung, zu befolgen, sondern können aufgrund von Lernprozessen Entscheidungen fällen und mit diversen Situationen umgehen und ihre Vorgehensweise und Ausgaben (Outputs) anpassen (West 2018b, 17). KI-Systeme werden auf Grundlage großer Datenbestände trainiert; ihre Anwendbarkeit und Übertragbarkeit hängt in großem Maß davon ab, auf Basis welcher Daten sie trainiert wurden und ob der Anwendungsfall in ihren Daten ausreichend repräsentiert war (Mateos-Garcia 2018, 8–9). Generative künstliche Intelligenz ist auch deswegen neuartig, weil sie deutlich breitere Anwendungsfelder anstelle der bisher vorherrschenden spezialisierten Anwendungen hat; ihr Output ist neuartig und menschenähnlich und nicht ausschließlich beschreibend, zudem können Daten in vielfältigen Formaten (Text, Bilder, Audio etc.) verarbeitet und ausgegeben werden (Hatzius et al. 2023).

Weitere, in diversen Definitionen benannte Merkmale von Computerprogrammen mit künstlicher Intelligenz beziehen sich auf eine komplexe Umgebungswahrnehmung, eine Entscheidungsfindung einschließlich logischen Denkens mit gewisser Autonomie und die Erreichung spezifischer Ziele (Samoili et al. 2021, 10). Mit einer solchen Umweltwahrnehmung können entweder die reale Umwelt oder virtuelle Welten, beispielsweise das Agieren innerhalb von mit künstlicher Intelligenz betriebenen Anwendungen, gemeint sein (OECD 2019, 23). KI-Prozesse sind von außen schwer verständlich, schwer vorherzusagen und schwer erklärbar (Mateos-Garcia 2018, 9); entsprechend wird die innere Vorgehensweise von künstlicher Intelligenz häufig als Black Box beschrieben (Burrell 2015, 10; W. Samek, Wiegand und K.-R. Müller 2017, 1).

Diesbezüglich ist zu beachten, dass andere technologische Entwicklungen teilweise unter dem Begriff der künstlichen Intelligenz zusammengefasst werden, obwohl sie eher zu den Bereichen Robotik oder Automatisierung gehören (Lane und Saint-Martin 2021, 17–18). Dennoch sind KI-Algorithmen seit längerer Zeit präsenter, als Menschen es wahrnehmen (Rossi 2016, 2). Für die Zwecke dieser Arbeit werden Fertigkeiten, die

nicht von künstlicher Intelligenz, sondern von Robotern ausgeführt werden, nicht als KI-Fertigkeiten betrachtet; dieser Fokus ermöglicht eine differenziertere Betrachtungsweise verschiedener Automatisierungsentwicklungen und die abgegrenzte Untersuchung von den Effekten künstlicher Intelligenz auf dem Arbeitsmarkt.

2.2 Bedeutung und Prognosen im Arbeitsmarktkontext

In der wissenschaftlichen Literatur und der öffentlichen Diskussion herrschen jeweils teils sehr konträre Ansichten zum zukünftigen Potenzial bzw. zu zukünftigen Gefahren, welche für Arbeitnehmende und Unternehmen aus künstlicher Intelligenz erwachsen könnten. Dies ist unter anderem darin begründet, dass bislang nur sehr begrenzte Daten über die tatsächlichen Auswirkungen von künstlicher Intelligenz auf Arbeitsmärkte vorliegen (Acemoglu et al. 2020, 1). Künstlicher Intelligenz wird dennoch das Potenzial zugeschrieben, Arbeitsmärkte auch kurz- und mittelfristig erheblich disruptiv zu beeinflussen (Korinek und Stiglitz 2019, 350). Manche Unternehmen erwarten einen zukünftigen Personalabbau durch die zunehmende Verwendung von künstlicher Intelligenz im Unternehmensalltag. In ersten Studien hierzu hat sich ein solcher Abbau jedoch noch nicht in der Breite eingestellt, wie zunächst prognostiziert wurde. In einer Umfrage von McKinsey berichten mehr als ein Drittel der befragten Unternehmen einen Rückgang der Anzahl der Beschäftigten um weniger als drei Prozent, während nur fünf Prozent der Befragten von einer Veränderung (unabhängig davon, ob eine Zu- oder Abnahme der Zahl der Beschäftigten vorlag) von mehr als zehn Prozent berichten. Im Detail scheint eine gewisse Abhängigkeit von der betrachteten Branche zu bestehen. Wird die Frage an die Unternehmen jedoch mit einem mehrjährigen Ausblick gestellt, steigt die Anzahl der Befragten, die starke Auswirkungen in Form von Zu- oder Abnahme der Zahl der Beschäftigten durch die Auswirkungen der fortschreitenden Einbindung von KI im Arbeitsalltag erwarten, an (Cam, Chui und Bryce Hall 2019).

Acemoglu und Restrepo (2018a, 1) erwarten unter anderem eine von ihnen als Displacement Effect bezeichnete Entwicklung, bei welcher künstliche Intelligenz Arbeitnehmende in bestimmten Aufgaben ihrer Tätigkeit ersetzt, wodurch eine Substitution menschlicher Arbeit durch künstliche Intelligenz entsteht. Trajtenberg (2019, 176) zeigt die Gefahr großer Kündigungswellen insbesondere für solche Sektoren auf, deren bedeutende Fertigkeiten denen ähneln, in denen künstliche Intelligenz besonders erfolgreich agiert. Aufgrund der Fortschritte, welche im Bereich künstlicher Intelligenz erzielt wurden, wird teils auch prognostiziert, dass die Abgrenzung zwischen automatisierbaren und nicht-automatisierbaren Berufen schwieriger und somit kein Beruf mehr in allen seinen Facetten ‚unautomatisierbar‘ sein könnte (Z. Su, Togay und Côté 2021, 346).

Die Autoren McAfee, Rock und Brynjolfsson (2023, 44) nennen KI-Technologie revolutionär und gehen davon aus, sie sei für die Wirtschaft eine General Purpose Technology und damit ähnlich zu betrachten wie die Einführung von Elektrizität, der Dampfmaschine oder dem Internet. Die Auswirkungen dieses technologischen Wandels würden sich allerdings viel schneller einstellen als bei vorherigen Technologien. Dies wird unter anderem darauf zurückgeführt, dass künstliche Intelligenz keine vollständig neue physische Infrastruktur benötigt, sondern fast ausschließlich auf bestehender Infrastruktur aufbaut, während beispielsweise bei der Elektrifizierung zunächst Stromleitungen verlegt werden mussten. Manche Quellen vermuten sogar, dass klassische ökonomische Zusammenhänge wie die Beziehung zwischen Produktionsmenge und Beschäftigung durch künstliche Intelligenz in Zweifel gezogen werden könnten (Bruun und Duka 2018, 4).

Der Begriff der General Purpose Technology (GPT) beschreibt Technologien, welche sich weiterentwickeln sowie sich sukzessive in der Wirtschaft ausbreiten und in diesem Zuge generalisierte Produktivitätsgewinne erzeugen; dabei ist die Rolle der General Purpose Technology in der Regel eher eine, die wegbereitender Natur ist, als dass sie finale Lösungen darstellt (Bresnahan und Trajtenberg 1995, 84). Beispiele für vorherige Technologien, welche heute als General Purpose Technology betrachtet werden, sind die Dampfmaschine im Industrialisierungszeitalter, die Halbleiter im Informationszeitalter oder das Internet (Klinger, Mateos-Garcia und Stathoulopoulos 2018, 2–22; Agrawal, Gans und Goldfarb 2019a, 141); diese Beispiele verdeutlichen die hohe wirtschaftliche und gesellschaftliche Bedeutung solcher Technologien. Fortschritte in einer General Purpose Technology bringen auch neue Entwicklungsmöglichkeiten für bestehende Prozesse mit sich; sie bauen in der Regel auf anderen Innovationen bzw. einer anderen General Purpose Technology auf, da beispielsweise Transistoren ohne Elektrizität nicht möglich wären (Bresnahan und Trajtenberg 1995, 84). GPTs erschaffen neue, vorher schwer antizipierbare Berufe mit neuartigen Anforderungen an die Fertigkeiten der Menschen, die mit ihnen arbeiten (Vuorenkoski et al. 2018, 39). Begrifflich ist hierbei die Abgrenzung zum teils im KI-Bereich verwendeten Begriff GPT (z. B. als Teil des Produktnamens ChatGPT) wichtig, da dies für die technische Kategorie der „generative pre-trained transformers“ steht (OpenAI n.d.).

Die Betrachtung von künstlicher Intelligenz als mögliche General Purpose Technology wird in verschiedenen Publikationen differenziert besprochen. Künstliche Intelligenz

könnte aufgrund mehrerer empirischer Hinweise darauf eine General Purpose Technology darstellen (Cockburn, Henderson und S. Stern 2019). Auch Klinger, Mateos-Garcia und Stathoulopoulos (2018, 2–22) folgen dieser Sichtweise und erwarten weitreichende Veränderungen bis hin zur Prägung eines neuen Zeitalters. Ähnliche Argumentationen finden sich beispielsweise bei Soininvaara (2018, 10), Agrawal, Gans und Goldfarb (2019a, 139), Trajtenberg (2019, 176), Brynjolfsson, T. Mitchell und Rock (2018, 43) sowie Eloundou et al. (2023, 22). Weiterhin besteht die Vermutung, künstliche Intelligenz könne aufgrund einer, ggf. nur scheinbar, höheren Immateriellität gegenüber vergangenen General Purpose Technologys wie Dampf oder Strom mit entsprechenden Investitionen in spezialisierte Maschinen in ihrer Etablierung subtiler und schneller erfolgen (Mateos-Garcia 2018, 9–10).

KI-Anwendungen können potenziell tiefgreifende Veränderungen am Arbeitsmarkt hervorrufen, unter anderem bei veränderter Arbeitsmarktnachfrage nach spezifischen Fertigkeiten und bei der Verteilung von Arbeitern auf verschiedene Branchen und Berufsbilder (Frank et al. 2019, 6537). 46 % der Berufe könnten sich durch Automatisierung, ohne Betrachtung der neueren Entwicklungswellen künstlicher Intelligenz, in ihren Fertigkeitsansprüchen deutlich verändern (Nedelkoska und Quintini 2018, 116). Autor (2015, 4) sieht das Potenzial, dass die durch neue Rechenleistung möglich gewordenen Fertigkeiten künstlicher Intelligenz Arbeit in höherem Maße als vorherige Entwicklungen ersetzen könnte. Brynjolfsson, T. Mitchell und Rock (2018, 44–47) rechnen zwar mit einer Transformation zahlreicher Berufe, nicht jedoch mit einer vollständigen Ersetzung vieler Berufe durch künstliche Intelligenz. Aghion, B. Jones und C. Jones (2017, 47) erwarten mögliche Negativeffekte auf das Wirtschaftswachstum durch einen negativen Einfluss künstlicher Intelligenz auf zukünftige Innovationen unter anderem durch vereinfachte Imitation. K. Li (2019, 261) bezweifelt, dass technologischer Fortschritt und künstliche Intelligenz langfristig Arbeitsplätze schaffen können und geht von einem großen destruktiven Potenzial aus. Die OECD (2022, 28–29) sieht ein hohes Verdrängungspotenzial durch künstliche Intelligenz vor allem bei Aufgaben, die klar definierte Prozesse und Ergebnisse aus bestimmten Aufgaben umfassen (z. B. Buchhaltung, Aktuare), wobei dies nicht mit einer direkten Ersetzbarkeit des Berufs gleichzusetzen ist.

Eine hohe Bedeutung scheint jedoch der Anpassungsfähigkeit Mitarbeitender zugeschrieben zu werden; diese kann durch institutionelle Kontexte im jeweiligen Land

sowie Unterstützungsangebote im Unternehmen, beispielsweise in Form von Weiterbildungsmaßnahmen, gefördert werden (Ernst, Merola und Samaan 2018). Auch Wisskirchen et al. (2017, 19) prognostizieren, dass sich Arbeitsmärkte insofern ändern werden, dass die Stellen, welche überwiegend mit Routinetätigkeiten und einfachen Aufgaben beschäftigt sind, stark zurückgehen. Anteile der menschlichen Arbeit, für die künstliche Intelligenz (noch) kein gutes Substitut ist, könnten an Wert gewinnen; genauso könnte sich durch Produktivitätsgewinne auch die durch Menschen angebotene Arbeitsmenge zugunsten unbezahlter Aktivitäten verringern (Stevenson 2019, 195). Notwendige Anpassungen seitens betroffener Individuen und Volkswirtschaften werden insbesondere durch die hohe Geschwindigkeit des Wandels im Bereich künstlicher Intelligenz erschwert (Korinek und Stiglitz 2019, 387).

Acemoglu et al. (2020, 3) messen auf Branchen- und auf Berufsfeldebene keine signifikanten Auswirkungen des Einflusses von künstlicher Intelligenz auf Gehälter oder das Beschäftigungsniveau. Gleichzeitig betonen sie, dass ein Kontakt von Stellen zu künstlicher Intelligenz zu weniger Neueinstellungen führe, was nahelegt, dass zumindest in Teilen eine Automatisierung durch künstliche Intelligenz vorliegen könnte. Empirische Studien können zudem das Vorhandensein des Solow-Paradoxons für KI-Technologie nicht widerlegen; einige Studien kommen zu dem Schluss, dass künstliche Intelligenz andere und umfassendere Auswirkungen als frühere Technologien haben wird (Y. Lu und Yixiao Zhou 2021). Auch laut Brynjolfsson, Rock und Syverson (2017, 4–11) haben sich bislang kaum positive Effekte der KI-Fortschritte in Wirtschaftsdaten eingesetzt; als Ursachen hierfür werden überzogene Erwartungen, Messfehler durch verzögerte bzw. nicht angepasste Messmethoden, noch nicht abgeschlossene Anpassungsreaktionen der Wirtschaft und die damit verbundenen temporären Kosten sowie Verhaltensweisen konkurrierender Nutznießer vermutet.

Hannane, Demirci und X. Zhu (2024) messen in einer Untersuchung des Freelancer-Bereichs einen deutlichen Nachfragerückgang für durch künstliche Intelligenz leicht automatisierbar gewordenen Tätigkeiten wie einfache Schreib- und Grafikdienstleistungen von bis zu 30 Prozent, während komplexere Aufträge mit noch höheren Anforderungen besser vergütet werden. Acemoglu und Restrepo (2020) stellen für US-amerikanische Arbeitsmärkte einen Anstieg der aggregierten Arbeitsnachfrage durch einen Rückgang der Löhne infolge von Automatisierung und damit eine endogene Schaffung neuer Aufgaben, bei denen menschliche Arbeit einen komparativen Vorteil hat, fest,

während auf Aufgabenebene die Arbeitsnachfrage aufgrund der Substituierbarkeit zwischen Arbeit und Maschinen zurückgeht.

Gries und Naudé (2018) modellieren den Einfluss von künstlicher Intelligenz auf Arbeitsplätze, Ungleichheit und Produktivität über ein endogenes Wachstumsmodell; wenn Arbeitseinkommen nicht von den wirtschaftlichen Zugewinnen durch die Nutzung von und den Fortschritt im Bereich der KI-Technologie profitieren, kann der Konsum stagnieren und Wachstum eingeschränkt werden. Hierbei ist die Substitutionselastizität entscheidend, da rückläufige Beschäftigung, zurückgehende Löhne und ein geringerer Anteil der Arbeit an allgemeinen Einkommen folgen könnten.

Nach der Argumentation von Stevenson (2019, 191–94) führen disruptive technologische Neuerungen wie künstliche Intelligenz mit entsprechend starken disruptiven Effekten auf den Arbeitsmarkt kurzfristig zu Arbeitslosigkeit und einem Bedarf an Umschulungen für betroffene Berufsbilder; langfristig verändert sich der Arbeitsmarkt, jedoch geschieht dies in Bezug auf Arbeitslosigkeit und gearbeitete Stunden nicht so stark wie kurzfristig. Nach Gartner (2017) trifft die Erwartung vorübergehender Arbeitsplatzverluste durch Veränderungen in Berufsbildern und Wirtschaftsbereichen auf künstliche Intelligenz analog zu vorhergegangenen, transformativen Innovationen zu. Neue Technologien können vor allem dann weitere neue Arbeitsplätze schaffen, wenn sie Produktmärkte bedienen, die noch nicht gesättigt sind; dies ist vor allem bei Informationstechnologie der Fall (Bessen 2018, 35), die insbesondere die Nachfrage nach hochqualifizierter Arbeit erhöht (Bresnahan, Brynjolfsson und Hitt 2002, 371). Auch das Entstehen neuer Arbeitsplätze im High-Tech-Sektor führt grundsätzlich zu mehr neuen Arbeitsplätzen als bei Neuschaffungen von Arbeitsplätzen in den meisten anderen Sektoren. Jeweils etwa fünf zusätzliche Stellen werden außerhalb des High-Tech-Sektors geschaffen, wenn innerhalb des Sektors eine neue Stelle entsteht (Moretti 2010, 376), was auch positive Beschäftigungseffekte künstlicher Intelligenz begründen könnte.

Die Verwendung künstlicher Intelligenz kann zudem in Form von Assistenztools die Mitarbeiterproduktivität erhöhen (Brynjolfsson, Danielle Li und Raymond 2023, 14). Der Anteil hochrepetitiver Arbeitsaufgaben an der Arbeitszeit geht außerdem zurück, wenn Technologien am Arbeitsplatz eingesetzt werden, welche diese Aufgaben übernehmen können, während gleichzeitig mehr Zeit für komplexere Aufgaben

aufgewendet wird, die nicht vollumfänglich von neuer Technologie übernommen werden können. Dies kann eine zusätzliche Belastung für Arbeitskräfte darstellen (Yamamoto 2019).

Acemoglu und Restrepo (2018a, 11) sehen die reine Betrachtung künstlicher Intelligenz als entweder in großem Umfang Arbeitsstellen vernichtend oder Löhne und Beschäftigung stark erhöhend, wie sie in wissenschaftlicher und öffentlicher Diskussion oft erfolgt, als falsche Dichotomie an. Agrawal, Gans und Goldfarb (2018, 28) betonen, dass es auch nach Etablierung künstlicher Intelligenz weiterhin menschliche Arbeit geben werde. Automatisierung (und damit auch künstliche Intelligenz) ersetzt nicht nur menschliche Arbeit, sondern erhöht auch die Produktivität in solchen Aufgaben, die bereits von Maschinen übernommen werden (deepening of automation) durch Verbesserung der maschinell übernommenen Prozesse. Somit entsteht eine zusätzliche Nachfrage nach Arbeit aus erhöhter Produktivität in Bereichen, in denen bereits eine Substitution von Arbeit durch Kapital stattgefunden hat (Acemoglu und Restrepo 2018a, 8–9). Diese als Augmentation bezeichnete Unterstützung von Menschen, ohne die Aufgaben vollständig zu übernehmen, erzeugt für beide in Teilbereichen komparative Vorteile. So könnten Menschen komplexe soziale und kognitive Aufgaben, die Intuition benötigen, übernehmen, während künstliche Intelligenz auf Grundlage großer Datensammlungen bei der Entscheidungsfindung unterstützt (Jarrahi 2018, 584). Auch die Sprachfähigkeiten von Large Language Models könnten zahlreiche Aufgaben in dieser Weise beeinflussen (Eloundou et al. 2023).

Wilson, Daugherty und Morini-Bianzino (2017) sehen vor allem drei Berufsbilder, welche durch künstliche Intelligenz in Zukunft neu entstehen könnten. Erstens würden Trainer benötigt, welche künstliche Intelligenz beispielsweise durch Auswertung von Interaktionen in ihrer teils selbstevaluierenden Tätigkeit verbessern. Zweitens bilden Explainer eine Verbindungsstelle zwischen Technologieexperten, künstlicher Intelligenz und anderen Personen, wobei letztere beispielsweise Unternehmensentscheider sein können; sie erläutern die Arbeitsweise bestimmter KI-Modelle und verbessern die Anwendbarkeit und das Verständnis der Arbeit mit künstlicher Intelligenz. Die dritte Berufsgruppe, welche als Sustainer bezeichnet wird, begleitet den KI-Einsatz, überwacht ethische Fragestellungen und setzt sich mit Maßnahmen in diesbezüglichen Problemfeldern und den Outputs der Modelle auseinander. Diese Berufe benötigen jeweils konkrete Fertigkeiten, deren Arbeitsmarktnachfrage durch Entwicklungen im

Bereich der künstlichen Intelligenz erhöht wird; die Beispiele zeigen, dass auch völlig neue Stellen und Berufsbilder durch technologische Entwicklungen entstehen können.

Eine Veränderung der Verteilung von Aufgaben zwischen Kapital und Arbeit, wie sie durch technologische Neuerungen und auch durch künstliche Intelligenz entstehen könnte, führt zu einer zunehmenden Polarisierung des Arbeitsmarkts (Autor 2013). Auch Fertigkeiten kommt eine bedeutende Rolle bei der zunehmenden Polarisierung des Arbeitsmarkts (occupational polarization) zu (Alabdulkareem et al. 2018, 1). Informationstechnologie ist hierbei eine der Ursachen steigender Lohnungleichheit zwischen höher und niedriger qualifizierten Arbeitskräften (Bresnahan, Brynjolfsson und Hitt 2002, 371). Innovationen im Bereich der Informations- und Kommunikationstechnik können vor allem zu einer zunehmenden Polarisation des Arbeitsmarktes führen, indem Personen mit mittlerem Qualifikations- und Lohnniveau schlechter abschneiden als diejenigen mit jeweils hohem oder niedrigem Niveau; eine mögliche Erklärung hierfür ist die komplementäre Wirkung solcher Innovationen auf kognitive, nicht-routinierte Aufgaben (höhere Qualifikation) gegenüber der substitutiven Wirkung auf reine Routineaufgaben mit Ausnahme manueller Nicht-Routineaufgaben (Michaels, Natraj und van Reenen 2014, 74). Agrawal, Gans und Goldfarb (2019a, 151–152) erwarten eine überproportionale Erhöhung der Löhne der gut ausgebildeten und möglicherweise zudem einen Rückgang der Löhne weniger gut ausgebildeter Arbeitskräfte. Bereits jetzt wird ein Lohnaufschlag für KI-Fertigkeiten beobachtet, welcher deutlich höher ist als der für andere Fertigkeiten aus dem Bereich der Informationstechnologie (Alekseeva et al. 2019, 25).

Die Heterogenität, mit welcher verschiedene Berufe in unterschiedlichem Ausmaß von dem Einfluss künstlicher Intelligenz betroffen sind, führt auch zu unterschiedlicher Betroffenheit demografischer Gruppen, da diese sich nicht gleichmäßig auf die Berufsgruppen aufteilen (Felten, Raj und Seamans 2023b, 3). Dieser Umstand führt laut Pizzinelli et al. (2023, 23–25) unter anderem dazu, dass Frauen im Schnitt einem größeren KI-Einfluss ausgesetzt sind als Männer. Demgegenüber sieht M. Webb (2020, 43) klassisch eher männlich besetzte Berufe als höherem KI-Einfluss ausgesetzt als die klassisch weiblich betrachteten Berufe. Nach Albanesi et al. (2025) könnten hochausgebildete Frauen in Relation stärker von der Diffusion KI-basierter Technologien profitieren als Männer, während Aum und Y. Shin (2025) einen negativen Effekt

verschiedener digitaler Technologien, die unter anderem künstliche Intelligenz beinhalten, für Frauen feststellt.

Hochqualifizierte könnten zudem eher von KI-Automatisierung profitieren, da es ihnen leichter fällt, sich an neue Fertigkeitserfordernisse anzupassen, die durch technologischen Fortschritt entstehen (Agrawal, Gans und Goldfarb 2019a, 153). Außerdem wird die Lohnungleichheit erhöht, wenn der technologische Fortschritt vorrangig die Produktivität hochqualifizierter Arbeiter in Relation erhöht (Elsby, Hobijn und Sahin 2013, 31). Auch bestehen deutliche Unterschiede in den Zugangsmöglichkeiten zu digitalen Technologien, u. a. nach Einkommen oder Bildungsstand (West 2018a, 8). Dies kann ebenfalls dazu führen, dass bestimmte demografische Gruppen nicht im gleichen Umfang von Produktivitäts- und Wohlstandsgewinnen aus KI-Innovationen profitieren können. Zudem profitierten bereits in den letzten Jahrzehnten nicht alle Qualifikationsebenen gleichermaßen von Lohnzuwachsen, da diese überproportional denen am oberen und unteren Ende der Qualifikationsskala zugutekamen, weniger aber denen in der Mitte (Autor 2015, 5).

In der zweiten industriellen Revolution fand auch eine Polarisierung statt, da einerseits neue Stellen für Hochqualifizierte im Umgang mit neuen Maschinen geschaffen wurden, während andererseits auch neue Stellen für Unqualifizierte in Bereichen geschaffen wurden, die die Maschinen nicht erfüllen konnten; außerdem wurden manche Berufe auch fast vollständig obsolet (Chin, Juhn und Thompson 2006, 577). Vergangene Automatisierungswellen waren insofern auch nicht rein positiv, sondern brachten auch zunehmende Ungleichheit und eine abnehmende Erwerbsquote mit sich (Furman 2019, 317).

Weitere mögliche Auswirkungen einer zunehmenden Durchsetzung künstlicher Intelligenz gegenüber menschlicher Arbeit umfassen einen potenziellen Bedeutungsverlust des Faktors der Lohnkosten bei Standortentscheidungen internationaler Unternehmen Cowen (2019, 393), ein Anstieg von Arbeitszufriedenheit und Stresswahrnehmung am Arbeitsplatz (Yamamoto 2019), zunehmende Überwachung menschlicher Arbeit (Moore 2019, 3) sowie weniger Neueinstellungen in Bereichen mit bedeutsamem Kontakt zu künstlicher Intelligenz (Acemoglu et al. 2020, 3). Da Arbeit sowohl monetär als auch intrinsisch wertstiftend für Menschen ist, besteht auch eine Diskussion über Folgen eines möglichen rapiden Wandels der Arbeitswelt mit geringerem Bedarf an

menschlicher Arbeit über die rein ökonomische Betrachtung hinaus, da Automatisierung Menschen den Zugang zu solcher wertstiftender Arbeit erschweren könnte (Spencer 2023, 279). Diesbezüglich erfolgt eine genauere Betrachtung der Theorien technologischen Fortschritts im folgenden Kapitel.

3 Fertigkeiten im Kontext technologischen Fortschritts

3.1 Technologischer Fortschritt

Technologischer Fortschritt ist ein in der Arbeitsmarktforschung seit langem prominent betrachtetes Phänomen. Die letzten 150 Jahre ökonomischen Fortschritts wurden vorergründig durch Automatisierung als Ergebnis technologischen Fortschritts angetrieben, beginnend mit der Dampfmaschine und Elektrizität in der Produktion der industriellen Revolution (Aghion, B. Jones und C. Jones 2017, 5). Die Einführung neuer Technologien ist jeweils mit einem Schock verbunden, welcher dazu führt, dass sich die Aufgaben und Prozesse eines Berufs verändern und kurzfristig weniger genau definiert sind (Bartel und Lichtenberg 1987, 2). Die Diffusion neuer Technologien ist hierbei jedoch nicht ein einzelnes Ereignis, sondern ein Anpassungsprozess mit einer von verschiedenen Determinanten abhängigen Geschwindigkeit (Griliches 1957). Beispielsweise können Rezessionen Katalysatoren für technologischen Wandel bzw. daraus entstehende Veränderungen für Arbeitnehmer sein (Hershbein und Kahn 2018). Zwei typische Befürchtungen angesichts technologischen Wandels sind die weitreichende Substitution menschlicher Arbeitskraft durch Maschinen, insbesondere in kurzfristiger Betrachtung, sowie moralische Bedenken bezüglich der jeweiligen Innovationsprozesse. Beispielsweise wurden solche Veränderungen der Natur der Arbeit in der industriellen Revolution (Mokyr, Vickers und Ziebarth 2015, 32) von der Manufakturarbeit hin zur routinebasierten Fabrikfertigung beobachtet. Dieser für die industrielle Revolution zentrale Prozess führt dann zu einer Abnahme der relativen Bedeutung des Faktors Arbeit im Produktionsprozess zugunsten des Faktors Kapital, wenn der Treiber von Produktivitätssteigerungen die fortschreitende Automatisierung von Arbeitsschritten ist (Acemoglu und Restrepo 2019, 27).

Eine solche, potenziell weitreichende Automatisierung von Arbeitsschritten und der damit verbundene Bedeutungsrückgang für den Produktionsfaktor Arbeit führt zu gesellschaftlichen und fachlichen Diskussionen über den Wandel der Arbeit und die zukünftige Entwicklung in diesem Bereich; Wassily Leontief sah schon im Jahr 1983 die Gefahr, dass die Rolle des Menschen als Produktionsfaktor durch den mit zunehmender Geschwindigkeit verlaufenden technologischen Fortschritt ähnlich stark an Bedeutung verlieren werde wie die des Pferdes in der Agrarwirtschaft und rechnete mit einer

drastischen Reduktion der Arbeitszeit zugunsten von mehr Freizeit durch den vermehrten Einsatz von Maschinen (Leontief 1983, 3–4). Bereits im Jahr 1961 wurde zudem öffentlichkeitswirksam über das Problem „Not Fired, Just Not Hired“ (Time 1961) im Kontext der Automatisierung menschlicher Arbeit berichtet, da unter Experten selbst bei Wirtschaftswachstum der Arbeitsplatzverlust durch ein Ende der zusätzlichen Schaffung von Stellen zugunsten weiterer Maschinen befürchtet wurde; so komme es zwar nicht in großem Ausmaß zu Kündigungen, aber zu weniger Neueinstellungen infolge des technologischen Fortschritts.

Technologische Neuerungen der letzten zweihundert bis fast fünfhundert Jahre haben menschliche Arbeit trotz damaliger und auch jüngerer Befürchtungen und Prognosen nicht obsolet werden lassen und keine, wie teils vorhergesagt, weitreichende Massenarbeitslosigkeit verursacht (Illéssy und Makó 2020, 114); während die Arbeitslosenquote zwar Fluktuationen unterliegt, ist sie durch technologischen Wandel nicht langfristig angestiegen (Autor 2015, 4). Nichtsdestotrotz wecken Computertechnologie und künstliche Intelligenz ähnliche Befürchtungen wie frühe Erfindungen von Produktionsmaschinen, unter anderem vor signifikanten Lohnrückgängen, steigender gesellschaftlicher Ungleichheit und weitreichender Arbeitslosigkeit (Aghion et al. 2022; K. Li 2019; Furman und Seamans 2019; Agrawal, Gans und Goldfarb 2019a).

Parallel zur Betrachtung des technologischen Fortschritts als rein substituierendem Prozess für Arbeitskraft wird dieser Wandel der Produktion ebenfalls mit dem erhöhten Wohlstand, großflächig beispielsweise infolge der industriellen Revolution, assoziiert. Aus technologischem Fortschritt erwachsende Automatisierung von Arbeitsschritten erhöht insofern die Produktivität eines Produktionsprozesses, als dass sie Arbeit komplementieren kann, was zu höherer Produktion und damit auch höherer Arbeitsnachfrage führt (Autor 2015, 5; Chiacchio, Petropoulos und Pichler 2018). Dies bedingt einen Wandel nicht nur auf der Ebene der gesamten Produktion, sondern auch individueller Berufsbilder; so existieren die meisten Berufe des 18. Jahrhunderts heute nicht mehr oder nur in einer kaum vergleichbaren Form; dafür sind neue Berufsbilder entstanden, die in der damaligen Wirtschaftsstruktur unvorstellbar schienen (Furman 2019). Technologischer Fortschritt kann somit zwar auf kurze Sicht Arbeitslosigkeit bedeuten, wird auf lange Sicht durch Anpassungen aber einen vielfach größeren Wohlstand bringen (Keynes 1931, 358–73).

Automatisierung führt zu Umbrüchen auf dem Arbeitsmarkt, was wiederum initial zu Einkommensungleichheit und Verdrängung von Arbeit führen kann (Jackson und Kanik 2019). 275.000 Stellen im deutschen Fertigungssektor gingen so in dem Zeitraum von 1994 bis 2014 aufgrund von Automatisierung verloren; dieser Verlust wurde jedoch durch neugeschaffene Stellen im Dienstleistungssektor mindestens ausgeglichen oder sogar leicht übertrffen (Dauth et al. 2017, 42). Durch Technologie erhöhte Produktivität führt zu manchen Zeitpunkten und in manchen Branchen zu einem Beschäftigungszuwachs, während dies in anderen Branchen und zu anderen Zeitpunkten zu Beschäftigungsverlusten führen kann; ob Produktivitätsgewinne zu einem ausreichenden Anstieg des Umsatzes führen, hängt dabei auch mit der Nachfrageelastizität auf dem Produktmarkt zusammen (Bessen 2018, 34). Durch Automatisierung findet zudem eine Verschiebung zwischen Sektoren statt; wenn beispielsweise Maschinen in Produktionsprozessen niedrigqualifizierte Arbeitskräfte mit Routinetätigkeiten ersetzen, konnten diese Personen lange in einem wachsenden Dienstleistungssektor Beschäftigung finden (Prettner und Strulik 2017, 27). Dauth et al. (2017, 43) stellen außerdem fest, dass vergangene Automatisierung durch Roboter zwar die Produktivität der Arbeit erhöht hat, nicht jedoch die Durchschnittslöhne. Elsby, Hobijn und Sahin (2013, 1) weisen auf einen Abwärtstrend des Arbeitsanteils an den Einkommen hin. Dies lässt sich etwa zur Hälfte durch günstigere Preise für Investitionsgüter erklären (Karabarbounis und Neiman 2014).

In der zweiten industriellen Revolution ließ sich ein durch die technologischen Neuerungen begründeter Nachfrageanstieg nach Hochqualifizierten nachweisen; neue hochqualifizierte Berufe entstanden durch den Umgang mit fortschrittlicheren Maschinen, die besondere Fertigkeiten erforderten (Chin, Juhn und Thompson 2006, 577). Fertigkeitsabhängige Technologieschocks erhöhen insbesondere die relative Produktivität solcher höherqualifizierter Arbeiter (Mortensen und Pissarides 1999, 249). Hochqualifizierte Arbeitnehmer könnten einen komparativen Vorteil bei der Implementierung neuer Technologien am Arbeitsplatz haben; bessere Bildung könnte es Arbeitnehmern ermöglichen, sich schneller anzupassen und damit Potenziale neuer Technologien schneller zu verwirklichen (Bartel und Lichtenberg 1987, 3). Höherqualifizierte können außerdem die negativen Auswirkungen auf Löhne durch substituierende Automatisierung durch Berufswechsel besser ausgleichen als mittel- und niedrigqualifizierte Personen (Fossen und Sorgner 2022, 12).

Technologischer Wandel verändert in erster Linie Berufe und ihren Inhalt; weniger oft werden Berufe komplett ersetzt bzw. neue Berufe geschaffen (Cedefop 2017, 2). Ebenso verschieben sich die Aufgabenanteile verschiedener Berufe; so gewinnen durch Automatisierung klassischerweise Aufgaben an Bedeutung, die das Überwachen von in Rahmen besagter Automatisierung eingesetzten Maschinen beinhalten (Arntz, Gregory und Zierahn 2016, 23). Automatisierung führte somit in der Vergangenheit in jenen Berufsfeldern, die stark von dem technologischen Fortschritt betroffen waren, zu einem Rückgang von Routineaufgaben und zu einem Anstieg analytischer und interaktiver Aufgaben und damit zu einem Wandel der Fertigkeitsansprüche, die ein betroffenes Berufsbild an die Arbeitnehmenden stellt (Spitz-Oener 2006, 252–253). Dies bedingt eine Veränderung der Arbeitsnachfrage, welche für bestimmte, durch technologischen Wandel an Bedeutung gewinnende Fertigkeiten steigt und für solche Fertigkeiten, die zu größerem Teil durch Maschinen übernommen werden können, sinkt (Autor, Levy und Murnane 2003). Die Auswirkung technologischer Neuerungen auf Beschäftigung hängt hier zu einem wichtigen Teil davon ab, ob es weitere Aufgaben gibt, die von diesen Neuerungen nicht ersetzt werden können (Agrawal, Gans und Goldfarb 2019b, 90); die Geschwindigkeit des technologischen Wandels ist für die Stärke seiner Auswirkungen allerdings nicht entscheidend (Bessen 2019, 301). Die Einführung neuer Technologien und die damit verbundenen veränderten Berufsbilder erfordern das Vorhandensein entsprechend komplementärer Fertigkeiten auf dem Arbeitsmarkt (Acemoglu 1998). Acemoglu und Restrepo (2018a, 13) verstehen diesbezüglich unter dem Reinstatement Effect Aufgaben und Aktivitäten, welche entstehen, weil menschliche Arbeit durch die Effekte der Automatisierung einen komparativen Vorteil bei diesen erlangt.

Die als Computerisation bezeichnete, moderne Automatisierung infolge der flächendeckenden Einführung von Computertechnologie an Arbeitsplätzen führte ebenfalls zu einer solchen Verschiebung der Aufgaben in bereits vorher vorhandenen Berufsbildern (u. a. Autor, Levy und Murnane (2002, 446)). Computerisation hat als Folge Arbeitsaufgaben niedrigqualifizierter Arbeiter tendenziell substituiert, während sie für hochqualifizierte Tätigkeiten im abstrakten, kreativen und problemlösenden Bereich vordergründig als komplementär gilt (Autor und Dorn 2013, 1590).

Computer substituieren menschliche Arbeit in einigen Bereichen kognitiver und manueller Routineaufgaben (Autor, Levy und Murnane 2003, 1280). Die klassische

Betrachtung von Computerisation erwartet bei der Erledigung von Aufgaben oder Teilaufgaben, die von Computern übernommen werden können, eine klare Wenn-Dann-Abfolge mit eindeutig formulierbaren Schritten und ohne höhere kognitive Ansprüche, wodurch Problemlösung ohne bekannte Lösungswege als weitestgehend nicht durch Computer durchführbar galt (Autor, Levy und Murnane 2002, 436). Nach dem Einbringen solcher neuer Technologien am Arbeitsplatz verschieben Arbeitnehmer die Zusammensetzung ihrer Arbeitszeit und teilen weniger Zeit Routineaufgaben (oder allgemeiner: automatisierbaren Aufgaben) und mehr Zeit für zur neuen Technologie komplementäre Tätigkeiten zu (Arntz, Gregory und Zierahn 2016, 23). Insofern wird allgemein durch die Übernahme dazu geeigneter Aufgaben durch Computer eine Produktivitätssteigerung erwartet. Beispielsweise hat Buchhaltungssoftware einen gewissen Anteil der vorher zeitaufwändigen Aufgaben eines Buchhalters ersetzt, weil die Software schneller und günstiger in der Abarbeitung dieser Arbeitsaufgaben war; dadurch wurde die Produktivität der Buchhalter insgesamt erhöht (Agrawal, Gans und Goldfarb 2019b, 90).

Direkte Computernutzung am Arbeitsplatz kann als weiteres Beispiel solcher Automatisierung angeführt werden. Sie führte von 1984 bis 1989 zu einem Lohnanstieg von 10 bis 15 % gegenüber denjenigen, die keine direkte Computernutzung vornahmen. Da Computer aber zu dieser Zeit mit höherer Wahrscheinlichkeit von hochqualifizierten Arbeitnehmern verwendet wurden, erhöhte diese neue Technologie indirekt die Rendite von Bildungsinvestitionen (A. B. Krueger 1993, 54–55). Sie führte somit dazu, dass nicht in allen Lohnschichten im gleichen Umfang von der Neuerung profitiert wurde.

3.2 Fertigkeiten, Skill Obsolescence und Skill Mismatch

In der Betrachtung der Folgen technologischen Fortschritts bzw. der Automatisierung von Anteilen der Arbeit spielt der Wandel von Fertigkeitsangebot und -nachfrage eine bedeutende Rolle. So verändert sich durch Arbeitsmarktentwicklungen wie beispielsweise den technischen Fortschritt typischerweise nicht die Nachfrage nach kompletten Berufsfeldern, sondern die Nachfrage auf der feineren Ebene spezifischer Fertigkeiten, Aufgaben und spezifischen Wissens (Alabdulkareem et al. 2018, 1).

Eine grundlegende Definition von Fertigkeiten nach C. Shah und Burke (2003, 5) bezeichnet eine Fertigkeit (*skill*) als Fähigkeit (*ability*), „to perform a productive task at certain level of competence“. Je nach verwendeter Literaturquelle werden die Begriffe Fertigkeit (*skill*) und Fähigkeit (*ability*) auch synonym verwendet (siehe bspw. Alabdulkareem et al. (2018)). Für die Zwecke dieser Arbeit wird in der weiteren Betrachtung der Begriff der Fertigkeit (*skill*) verwendet; eine Ausnahme hiervon stellen Zitate und andere übernommene Begriffe dar, etwa aus dem später verwendeten Datensatz.

Weiter betrachten C. Shah und Burke (2003) eine Fertigkeit im Zusammenhang mit einer konkreten Arbeitsaufgabe, sodass eine Person, die die korrespondierende Fertigkeit zu einer an sie gestellten Arbeitsaufgabe nicht besitzt, diese entweder gar nicht oder weniger produktiv als jemand mit der entsprechenden Fertigkeit erledigen kann. Wandeln sich also die Arbeitsaufgaben einzelner Stellen, werden hierdurch entweder neue Fertigkeiten von einer bislang ohne diese Arbeitsaufgabe ausgestattete Stelle nachgefragt oder bislang von einer solchen Stelle nachgefragte Fertigkeiten nun für die Erledigung der Aufgaben überflüssig, wenn die korrespondierende Aufgabe entfällt. Nach Definition der OECD zählen zu den Skills für die Arbeitserledigung relevante Fertigkeiten wie beispielsweise die Problemlösungsfertigkeit und EDV-Fertigkeiten (OECD 2016b).

Fertigkeiten können durch formelle Bildungsprogramme erlangt werden. Mittels Daten über formelle Qualifikationen lassen sich Fertigkeiten von Arbeitnehmern grundsätzlich näherungsweise bestimmen; diese Bestimmung ist allerdings nicht sehr zuverlässig, da unter Absolventen gleicher Bildungswege eine deutliche Heterogenität in Bezug auf individuell vorhandene Fertigkeiten und ihre Qualität bestehen kann. Beispiele hierfür sind unterschiedliche Studienfächer, unterschiedlich gute individuelle Leistungen

während der Bildungsteilnahme und das Fehlen bzw. Vorhandensein auf anderweitigen Wegen erworbener Fertigkeiten, wie beispielsweise durch Arbeitserfahrung oder Aktivitäten in der Freizeit (Quintini 2011, 11). Die letzten Punkte stellen Möglichkeiten des Fertigkeitserwerbs außerhalb formeller Bildungsgänge dar. Auf dem Arbeitsmarkt sind auf diese Weise informell erworbene Kenntnisse schwierig objektiv zu messen und vonseiten der Arbeitgeber schwierig zu beobachten (de Grip 2024).

Nach dem Erwerb neuer Fertigkeiten, beispielsweise durch formelle Bildungsgänge, durch Arbeitserfahrung oder in der Freizeit, bleibt der Wert dieser nicht zwingend konstant. Beispielsweise können sich Fertigkeiten, die früh im Berufsleben durch Bildungsmaßnahmen erworben werden, verschlechtern, wenn sie nicht regelmäßig verwendet werden oder durch neue Bildungsmaßnahmen erneuert werden (Quintini 2011, 11).

Ebenfalls können technologische Schocks eine Ursache für rapiden Wertverlust einzelner Fertigkeiten bzw. Fertigkeitsgruppen sein (Horton und Tambe 2020, 40). Die Übernahme von Arbeitsaufgaben durch Maschinen oder andere Formen der Automatisierung führen zu einer Verschiebung der Tätigkeiten, die an einem Arbeitsplatz erledigt werden müssen (Manyika et al. 2017, 77). Wenn bislang von Menschen erledigte Arbeitsschritte im Zuge der Automatisierung von Maschinen bzw. Computerprogrammen übernommen und die zuvor von Menschen erlernten und zur Aufgabenerledigung eingesetzten Fertigkeiten auf dem Arbeitsmarkt nicht mehr im selben Umfang nachgefragt werden, bedeutet dies einen Wertverlust; die Nachfrage des Arbeitsmarkts nach bestimmten Skills verschiebt sich also, wenn sich Technologie weiterentwickelt (Autor, Levy und Murnane 2003, 1322). Eine solche Verschiebung in den Arbeitsaufgaben ist im Laufe eines Arbeitslebens üblich (Desjardins und Rubenson 2011, 16).

Der Wandel von Berufen durch Digitalisierung hat unterschiedliche Auswirkungen auf verschiedene Berufsbilder. So können Berufe durch transformative Effekte eine Veränderung ihrer Arbeitsaufgaben erfahren (Fossen und Sorgner 2019, 11–12). Durch eine veränderte Zusammensetzung der Arbeitsaufgaben kann sich die gesamte Natur eines Berufs ändern, indem durch einen Wegfall weniger anspruchsvoller Routinetätigkeiten der Gesamtanspruch der Stelle steigt (Autor 2013, 196). Technologischer Fortschritt kann insofern dazu führen, dass Menschen, die bereits vor dem Eintritt der Innovation beschäftigt waren, unterqualifiziert erscheinen; dies muss aber in Bezug

auf die Fertigkeiten aufgrund des möglichen informellen Erwerbs dieser nicht zwingend zutreffen (Desjardins und Rubenson 2011, 16).

Ähnlich wie Flugzeugpiloten, deren Alltag mittlerweile zu einem substanziellen Anteil aus der Überwachung automatisiert ablaufender Prozesse (u. a. Autopilot) besteht, ist zu erwarten, dass auch in anderen Bereichen die Aufgabenzusammensetzung hin zur Überwachung (teil-)automatisierter Vorgänge verschoben wird. Auch die relative Zeit-einteilung der Arbeitskräfte ändert sich, wenn weniger Zeit für automatisierbare und mehr Zeit für nicht automatisierbare Tätigkeitsbestandteile aufgewendet wird (Ernst, Merola und Samaan 2018, 9). Des Weiteren kann der Zeitanteil für Routinetätigkeiten reduziert und der Anteil komplexerer Tätigkeiten erhöht werden (Yamamoto 2019).

Die Folge aus dieser Transformation kann ein Anstieg der Qualifikationserfordernisse und Fertigkeitsanforderungen sein, wenn durch die Verschiebung der Aufgaben höhere analytische Fertigkeiten oder Fertigkeiten der Problemlösung erforderlich werden; andererseits kann auch ein Rückgang der Qualifikationserfordernisse entstehen, wenn mit diesen zusammenhängende Aufgaben vollständig automatisiert werden (Milanez 2023, 60). Berufe, bei denen ein hoher Anteil an KI-verbundenen Fertigkeiten enthalten ist, enthalten in der Regel auch anspruchsvollere kognitive Fertigkeitsansprüche (L. Samek, Squicciarini und Cammeraat 2021, 43), was nahelegt, dass der Eintritt von künstlicher Intelligenz diese Fertigkeiten eher nicht ersetzt, aber Fertigkeiten geringeren Anspruchs durch künstliche Intelligenz übernommen werden könnten (Milanez 2023). Der daraus folgende, paradox erscheinende Bedeutungsgewinn menschlicher Arbeit in einem Produktionsprozess durch Teilautomatisierung menschlicher Tätigkeiten wird auch als Ironie der Automatisierung bezeichnet (Bainbridge 1983, 775).

Eine direkte Folge aus dem dargestellten Wandel der Arbeitsaufgaben und der daraus erwachsenden, sich verändernden Nachfrage nach zur Aufgabenerledigung benötigten Fertigkeiten ist die Skill Obsolescence. Skill Obsolescence bezeichnet den Prozess der Wertminderung von Fertigkeiten (van Loo, de Grip und de Steur 2001, 121) und entspricht somit einer fortschreitenden Veraltung der Bildung von Arbeitnehmenden (Neuman und Weiss 1995, 954). Ben-Porath (1967) modelliert die Skill Obsolescence als Negativeffekt auf die Veränderungsrate des Humankapitalbestands. Nach Holtmann (1972) wird Skill Obsolescence im Kontext technischen Wandels als Lücke

zwischen dem, was eine Person zum Betrachtungszeitpunkt weiß und dem, was sie für die Arbeit mit einer neuen Technologie wissen müsste, definiert.

Skill Obsolescence wird häufig durch Befragungen gemessen, bei denen Selbsteinschätzungen abgefragt werden; in der Literatur wird sie häufig bezüglich ihrer Determinanten untersucht (McGuinness, Pouliakas und Redmond 2017, 7–16). Nach de Grip und van Loo (2002) wird eine Einteilung des Skill Obsolescence in fünf verschiedene Kategorien vorgenommen. Zwei dieser Kategorien sind technischer Obsoleszenz, drei wiederum ökonomischer Obsoleszenz zugehörig. Die technische Obsoleszenz umfasst Veränderungen aufseiten der Arbeitnehmer durch Abnutzung (wear), also Umstände wie den natürlichen Alterungsprozess, durch Krankheit oder durch Verletzungen, die die wirtschaftliche Nutzbarkeit einzelner Fertigkeiten der Arbeitnehmer einschränken. Zudem schlagen die Autoren die Subkategorie Atrophie (atrophy) vor, womit ein Wertverlust einzelner, bei Arbeitnehmern bestehender Fertigkeiten durch keine oder unzureichende Nutzung im Arbeitsalltag bezeichnet wird. Im Kontext der ebenfalls in dieser Arbeit thematisierten Automatisierung kann eine solche Atrophie eintreten, wenn gewisse Fertigkeiten aufgrund der Übernahme durch Maschinen oder Computeranwendungen nur noch selten genutzt werden. Es gibt jedoch oft keine eindeutigen Ergebnisse bei der Frage, ob Fertigkeitsverlust eine Folge aus technologischem Fortschritt ist (Spennner 1983).

McGuinness, Pouliakas und Redmond (2017, 7) bezeichnen die oben in der Kategorie Wear mit dem natürlichen Altersprozess umschriebene Obsoleszenz als Physical Obsolescence und verstehen darunter einen durch den menschlichen Alterungsprozess bedingten Verlust des Werts einer Fähigkeit, was vorrangig manuelle Fertigkeiten betrifft. Verlieren Fertigkeiten demgegenüber an Wert, weil sich technologische oder wirtschaftliche Rahmenbedingungen der Beschäftigung ändern, ist dies der Kategorie der Economic Obsolescence zugehörig.

Nicht alle Branchen und Berufe sind von der Fertigkeitsobsoleszenz gleichermaßen betroffen. Berufsfelder unter anderem im MINT-Bereich scheinen stärker betroffen, da dort schnellerer Wandel stattfindet, der neue Fertigkeiten erfordert (Deming und Noray 2020, 2001). Außerdem ist der Wertverlust erworbener Kenntnisse höher, je höher das initiale Bildungsniveau einer Person ist (Murillo 2011). Des Weiteren sind solche Fertigkeitsgruppen, die auf Berufserfahrung beruhen, weniger stark vom Wertverlust

durch Obsoleszenz betroffen als Fertigkeiten, deren Kernbestandteil technisches Wissen, zum Beispiel Computerprogrammierung, ist (Janßen und Backes-Gellner 2009).

Werden die Folgen aus einer Skill Obsolescence bezüglich der Beschäftigungsverhältnisse einzelner Arbeitsanbieter betrachtet, lässt sich feststellen, dass sich Skill Obsolescence auf zwei Weisen manifestieren kann. Arbeitnehmende verlieren entweder ihre Stelle und scheiden anschließend gegebenenfalls auch vollständig aus der Beschäftigung aus, da sich der Markt insofern verändert hat, dass ihre zuvor zentralen Fertigkeiten obsolet geworden sind; oder zweitens, indem sie ihre aktuelle Stelle nicht verlieren, was insbesondere bei Veränderungen auf Unternehmens-, Branchen- oder Berufsebene der Fall sein kann (van Loo, de Grip und de Steur 2001, 131). Auch nach der Darstellung der Skill Obsolescence als dynamisches Modell von Allen und de Grip (2012, 3242–3243) führt deren Existenz nicht per se zu einer erhöhten Wahrscheinlichkeit zum Verlust der Stelle für betroffene Arbeitnehmer. Eine Studie legt jedoch nahe, dass redundante Fertigkeiten bei tatsächlich erfolgendem Arbeitsplatzverlust dazu führen, dass die weitere Erwerbsbiografie betroffener Personen durch dauerhaft gesenkte Löhne geprägt ist (Neffke, Nedelkoska und Wiederhold 2024), womit ebenfalls die Bedeutung der Betrachtung der Skill Obsolescence im Kontext technologischen Wandels begründet werden kann. Zudem verringert Skill Obsolescence die Rendite der eigenen, bereits gesammelten Berufserfahrung (Deming und Noray 2020, 2000–2001), da die im Rahmen bisheriger Berufstätigkeit erlernten Fertigkeiten weniger oder gar nicht mehr auf dem Arbeitsmarkt nachgefragt und somit entlohnt werden. Eine solche Betrachtung von Skill Obsolescence im Kontext rapiden technologischen Wandels wird auch als Begründung für die Notwendigkeit lebenslangen Lernens in damit konfrontierten Berufen herangezogen (de Grip und van Loo 2002).

Ausgehend von einem solchen Missverhältnis zwischen auf dem Arbeitsmarkt angebotenen und dort nachgefragten Fertigkeiten durch sich wandelnde Voraussetzungen lässt sich festhalten, dass Skill Obsolescence Mismatches des Humankapitals erzeugen kann (McGuinness, Pouliakas und Redmond 2017, 2; 2018, 986). Skill Mismatch beschreibt hierbei den Zustand, bei dem die Fertigkeiten von Arbeitnehmenden entweder die Anforderungen der Arbeitgeber übersteigen oder hinter diesen zurückbleiben (Handel 2003, 137). Die International Labour Organization (ILO) definiert Skill Mismatch als eine Beschäftigungssituation, in der während eines Referenzzeitraums die Fertigkeitsansprüche der Stelle nicht zu den Fertigkeiten passen, die der Arbeitnehmer

vorweisen kann, der an dieser Stelle aktuell angestellt ist; dies kann entweder darin begründet liegen, dass Fertigkeiten vorhanden sind, die nicht benötigt und nicht verwendet werden (Overskilling), oder darin, dass Fertigkeiten fehlen, welche zur Ausführung der Tätigkeit benötigt werden (Underskilling) (Stoevska 2018, 13).

Dieses Mismatch-Konzept baut auf dem Matching-Modell auf. Das Matching-Modell ist wiederum den suchtheoretischen Modellen des Arbeitsmarkts zugehörig (Rogerson, Shimer und Wright 2005, 967). Die suchtheoretischen Modelle des Arbeitsmarkts gewannen als Alternative zur neoklassischen Arbeitsangebotstheorie seit den 1970er Jahren an Popularität und behandelten die bislang unberücksichtigten Annahmen aktiver Suche nach Arbeit durch arbeitslose Personen ohne tatsächlichen Sucherfolg sowie unvollständiger Information (Faggian 2021, 482). Während suchtheoretische Modelle zusätzlich zum Arbeitsmarkt noch zahlreiche weitere Anwendungsfelder finden, soll hier, wie in anderen Arbeiten üblich, ein reiner Fokus auf den Arbeitsmarkt gelegt werden (Rogerson, Shimer und Wright 2005, 960). Ein weiteres Beispiel für prominent betrachtete Analogien des Matching-Modells stellt unter anderem der Heiratsmarkt als gegenseitige Partnersuche dar (Burdett und Coles 1999).

Im Arbeitsmarktkontext ist Sucharbeitslosigkeit eine Arbeitslosigkeit, die aus der rationalen Überlegung einzelner entsteht, verfügbare Lohnangebote abzulehnen, um weiter nach besseren Angeboten zu suchen (J. Albrecht und Axell 1984, 824). Im Matchingprozess finden bilaterale Verhandlungen zwischen vakanten Arbeitsplätzen und verfügbaren Arbeitsanbietern statt, das Verhandlungsergebnis stellen die Löhne dar (Mortensen und Pissarides 1994, 398). Somit ist in der Suchtheorie die Suche nach Arbeit ein dynamischer Prozess (Faggian 2021, 482).

Jovanovic (1979, 974) stellt drei zentrale Annahmen des Job-Matching-Ansatzes auf. Erstens ist die Problemstellung, eine optimale Zuteilung von potenziellen Arbeitnehmenden auf Arbeitsplätze zu erreichen, wenn sich Arbeitnehmende in ihrer Produktivität bei einer bestimmten zu erfüllenden Aufgabe unterscheiden, und andererseits für jede Person eine Verteilung der Produktivität auf Arbeitsplätze besteht, die nicht einer Dirac-Verteilung entspricht. Zweitens formuliert Jovanovic die Annahme, dass Arbeitgeber mit Arbeitnehmenden individuelle Verträge abschließen und damit solche, die besser zu den Anforderungen passen und daher produktiver sind, über bessere Bezahlung prämieren können, was zu einer Signalwirkung zugunsten optimaler Matches

führt. Drittens wird angenommen, dass auf dem Arbeitsmarkt beidseitig unvollständige Information in Bezug auf den genauen Ort der optimalen Zuteilung herrscht. Befindet sich eine Person in einem Vertragsverhältnis, welches nicht einer optimalen Zuteilung entspricht, kann also der Abschluss eines neuen Vertrages an anderer, optimaler Stelle wünschenswert sein und somit kann durch Informationssammlung im Zeitverlauf Fluktuation entstehen.

Die grundlegende Matchingfunktion lautet $M = m(U, V)$ (Petrongolo und Pissarides 2001, 392). Die Funktion m ist stetig, nicht-negativ, für beide Argumente steigend und konkav; es gilt $m(u, 0) = m(0, v)$ für alle (u, v) (Rogerson, Shimer und Wright 2005, 968). $m()$ ist eine unspezifizierte Funktion, U stellt die Anzahl arbeitsloser Personen auf der Suche nach Arbeit, V die Zahl der gegenwärtig vakanten Positionen und M die Anzahl der Matches zwischen beiden zuvor genannten Mengen dar (Faggian 2021, 488). Es kann angenommen werden, dass m konstante Skalenerträge aufweist (Rogerson, Shimer und Wright 2005, 973). Die Anzahl der Kontakte zwischen potenziellen Arbeitsanbietern und -nachfragern ist von der Matchingtechnologie $M = m(U, V)$ als exogene Spezifikation gegeben; es existiert hierbei kein komplett einheitlich verwendetes Suchmodell, da beispielsweise Unterschiede im Matchingprozess angenommen werden (Rogerson, Shimer und Wright 2005).

Die Matchingfunktion wird als wichtigste Entwicklung innerhalb der Job Search Theory bezeichnet und ihre wissenschaftliche Bedeutung in diesem Bereich durch die Verleihung des Nobelpreises an Dale Mortensen, Peter Diamond und Christopher Pissarides im Jahr 2010 für grundlegende Arbeit in diesem Bereich unterstrichen (Faggian 2021, 482). Die Grundidee der Matchingfunktion ist es, dass sie einen komplexen Prozess von Akteuren modelliert, die gegenseitige Suchanstrengungen (bspw. Stellenanzeigen veröffentlichen und durchsuchen) unternehmen, um am Ende zusammenzutreffen (Petrongolo und Pissarides 2001, 391).

Petrongolo und Pissarides (2001, 399) beschreiben Mismatch weiter als empirisches Konzept, welches auf einer Heterogenität mehrerer Dimensionen auf dem Arbeitsmarkt aufbaut; hierbei spielen Fertigkeiten eine Rolle, da bei großen Differenzen zwischen auf dem Arbeitsmarkt vorhandenen Fertigkeiten und von Unternehmen gesuchten Fertigkeiten die Suche nach einem guten Match aufwändiger wäre; weitere übliche Dimensionen sind die Branchendimension (aufgrund branchenspezifischer

Fertigkeiten) und der Ort (aufgrund nicht-perfekter Arbeitsmobilität). Es ist außerdem möglich, dass Arbeitnehmer freiwillig ein Mismatch-Arbeitsverhältnis eingehen, weil sie beispielsweise in ihre Berufserfahrung investieren möchten oder auf Arbeitnehmerseite intrinsische Gründe wie eine höhere Zufriedenheit durch mehr soziale Verantwortung in einem Beruf mit anderen Ansprüchen oder eine mangelnde Verfügbarkeit passenderer Stellen bei gleichzeitig zu aufwändig erscheinender Suche die Ursache sein können (Hartog 2000, 140; Mavromaras et al. 2013, 383; Quintini 2011, 12). Auch die Art des Ausbildungswegs beeinflusst die späteren Arbeitsmarktergebnisse bezüglich des Anteils der Match-Arbeitsverhältnisse, da sich die Chancen auf einen Arbeitsplatz, der ein individuelles Match mit ihren Fertigkeiten darstellt, für Universitätsabsolventen besser als für Absolventen einer schulischen oder dualen Ausbildung darstellen (Rohrbach-Schmidt und Tiemann 2011, 6). Demgegenüber berichten Marinescu und Rathelot (2018), dass eine geographische Diskrepanz zwischen suchenden Arbeitsanbietern und -nachfragern, die die Bildung eines Matches stören könnte, eine eher geringe Rolle unter den Determinanten von Arbeitslosigkeit spielt.

Allen und Weert (2007, 61) betrachten Mismatch anhand zweier Ebenen: Fertigkeiten (Skill Mismatch) und Bildungsniveau (Education bzw. Qualification Mismatch); ähnlich kategorisiert dies die ILO (Stoevska 2018, 12). Zu der Beziehung zwischen den verschiedenen Kategorien des Mismatch bestehen unterschiedliche Ergebnisse; so sehen F. Green und McIntosh (2007) eine geringe Korrelation von Education Mismatch und Skill Mismatch. Allen und Weert (2007, 61) bezeichnen Qualifikations-Matches als weder notwendige noch hinreichende Bedingung für ein entstehendes Fertigkeiten-Mismatch und folgern hierzu, die Phänomene seien getrennt zu beachten. Ähnlich argumentieren Mavromaras et al. (2013, 383). Demgegenüber bestehen auch Annahmen, die eine Beziehung zwischen Qualifikations- und Fertigkeits-Matches (Education und Skill) nahelegen, da Personen, die unter ihrem Bildungsniveau oder außerhalb ihres Bildungsfachs arbeiten, ihre Fertigkeiten weniger verwenden als Personen in einem Match (Allen und Weert 2007, 72).

Qualifikations-Mismatch wird grundlegend als das Resultat aus einem Unterschied zwischen den Qualifikationen, die die Arbeit einer Person erfordert, und den Qualifikationen, die diese Person vorweisen kann, definiert (Quintini 2011, 10). Hierbei wird in der Regel eine Betrachtung formaler Qualifikationen vorgenommen (Rohrbach-Schmidt und Tiemann 2011, 4), wozu Qualifikationsstufen wie Schulabschlüsse,

Ausbildungsabschlüsse, akademische Abschlüsse und Ähnliches zählen. Qualifikationsmismatch existiert diesbezüglich entweder durch unpassendes Niveau der Bildung (Über- bzw. Unterqualifikation) oder über die Fachrichtung der Bildungsmaßnahme (Field-of-Study-Mismatch) (Stoevska 2018, 13). Es besteht eine enge Verknüpfung zwischen den Eigenschaften eines Bildungssystems und den Mismatches auf dem Arbeitsmarkt, da ein Über- oder Unterangebot bestimmter Qualifikationsniveaus und -felder zu einer erhöhten Anzahl von Mismatches aufgrund von mangelnder Verfügbarkeit passenderer Alternativen führen kann (Wolbers 2003, 250).

Während in der Literatur die Begriffe *Qualifications* (Qualifikationen) und *Skills* (Fertigkeiten) oft fast gleichwertig verwendet werden, stellen gleiche erlangte Qualifikationen nicht zwingend auch gleiche persönliche Fertigkeiten dar; insofern sind formelle Qualifikationen kein perfektes Messinstrument für die Fertigkeiten einer Person und ein bestehender Qualification Mismatch muss nicht zwingend auch ein Skill Mismatch für die konkrete Arbeitsstelle bedeuten. Es besteht zudem häufig eine Fertigkeitsheterogenität unter Arbeitern mit denselben Qualifikationen (Quintini 2011, 10–12).

Eine bedeutsame Unterkategorie des Qualification-Mismatch stellt der Field-of-Study-Mismatch dar. Ein Field-of-Study-Mismatch tritt dann auf, wenn Arbeitnehmende in einem Beruf arbeiten, welcher vom Qualifikationsniveau nicht zwingend über oder unter dem von ihnen vorgewiesenen Niveau liegt, aber üblicherweise Qualifikationen aus einem anderen Fachbereich erfordert (OECD 2016b). Im Fall von Field-of-Study-Mismatches passt also zwar möglicherweise das Bildungsniveau der Arbeitnehmenden zu den Anforderungen der Stelle, der Abschluss wurde jedoch in einem nicht zur Aufgabenbedeutung passenden Fach erlangt, beispielsweise im Fall eines Anglistik-Absolventen, welcher als Statistiker arbeitet (Sloane 2003, 7–8). Eine weitere Bezeichnungsmöglichkeit für den Field-of-Study-Mismatch lautet horizontales Mismatch (Montt 2017, 1), während ein Mismatch nach Bildungsniveau in diesem Kontext auch als vertikales Mismatch bezeichnet wird.

Eine wiederholt geäußerte Kritik an der Betrachtungsweise von Qualifikationsniveaus und deren Abgleich mit Einstellungsvoraussetzungen der später erlangten Stellen zur Bestimmung eines Arbeitsverhältnisses als Match oder Mismatch ist die hohe Wahrscheinlichkeit des Auftretens von Messfehlern. Gegenüber der Beobachtung von Bildungsniveaus könnte eine Betrachtung von individuell vorhandenen Fertigkeiten

weniger Messfehlern unterliegen, da Einstellungsvoraussetzungen nicht immer auch den tatsächlichen, alltäglichen Ansprüchen der Berufe entsprechen und da andere Wege, Fertigkeiten zu erlernen, nicht gemessen werden (Mavromaras und McGuinness 2012, 619). Hierbei wird betont, dass beruflich benötigte bzw. eingesetzte Fertigkeiten zwar durch formale Bildung, aber auch informell, beispielsweise in der Freizeit, oder durch Berufserfahrung erlangt werden können (C. Shah und Burke 2003, 5). Fertigkeiten der Arbeitenden verändern sich unter anderem auch durch Fort- und Weiterbildung sowie informelles Lernen während der Tätigkeit, was im Verlauf eines Berufslebens zu Verschiebungen bei den individuell vorhandenen Fertigkeiten führen kann (Allen und de Grip 2007, 7), während die formelle Qualifikation unverändert und damit die Veränderung des Verhältnisses zwischen Arbeitsplatzanforderungen und vorhandener Ausstattung der Arbeitskräfte unbeobachtet bliebe. So lässt sich auch die teils temporäre Natur von Mismatches abbilden, da diese unter anderem durch Berufserfahrung abgeschwächt bzw. behoben werden können (Hartog 2000, 139).

Skill Mismatch variiert auf Grundlage struktureller Unterschiede in Arbeitsangebot und -nachfrage sowie aufgrund zyklischer Faktoren (McGowan und Andrews 2015, 14). Es ist sowohl schwer, einerseits die genaue Fertigkeitsausstattung einzelner Arbeitnehmender zu einem bestimmten Zeitpunkt, als auch andererseits die genauen Fertigkeitsansprüche eines Arbeitsplatzes an eine bestimmte Person zu messen (Handel 2003, 150); hilfsweise werden die vorhandenen Fertigkeiten anhand der absolvierten Menge der Bildung gemessen, wobei der Einbezug von Prüfungsergebnissen zudem Aussagen über die Qualität der erhaltenen Bildung zulässt (Handel 2003, 150). Hierbei treten jedoch gegebenenfalls ähnliche Messfehler wie beim Qualification Mismatch auf. Eine andere Erhebungsmethode zielt auf Befragung und Selbsteinschätzung von Angestellten bezüglich ihrer vorhandenen und benötigten Fertigkeiten ab (Mavromaras, McGuinness und Fok 2009, 62).

Mismatch-Arbeitsverhältnisse bzw. Arbeitsverhältnisse, die kein perfektes Match darstellen, bestehen, weil unvollständige Information, Anpassungskosten, die Arbeitsmarktlage oder persönliche Präferenzen einem perfekten Match entgegenstehen (Quintini 2011, 12). Die Betrachtung von Mismatch-Arbeitsverhältnissen als nicht-optimalem Marktergebnis ist aufgrund ihrer in verschiedener Hinsicht nachteiligen Auswirkungen wichtig für die Betrachtung eines Arbeitsmarkts und seiner Funktionsfähigkeit. Wenn einige Stellen nicht mit Menschen besetzt werden können, die mit hierfür

passenden Fertigkeiten ausgestattet sind, und andererseits Stellen mit Personen besetzt sind, die nicht dem benötigten Fertigkeitsniveau der Stelle entsprechen, ist dies ein Ausdruck unzureichender Allokationsfähigkeit durch den Arbeitsmarkt (OECD 2016a, 22). Skill Mismatch bzw. Overskilling kann in der Folge negative Wohlfahrtsefekte erzeugen (Mavromaras et al. 2010).

Die Entwicklung des Skill Mismatch hängt auf der einen Seite davon ab, ob mehr oder weniger Menge und Qualität von Bildung durch die Arbeitenden erlangt wird; auf der anderen Seite verändern sich im Zeitablauf auch die Ansprüche der Arbeitgeber und der Stellen. Je nachdem, ob diese Anforderungen schneller oder langsamer steigen bzw. sinken als die vorhandenen Fertigkeiten oder ob sie alternativ stagnieren, verändert sich die Diskrepanz zwischen beiden Marktseiten und damit auch der Umfang des Skill Mismatch (Handel 2003, 143). In diesem Kontext kann antizipierter technologischer Wandel zu frühzeitigen Veränderungen bei Einstellungsanforderungen führen, wenn neue Fertigkeiten verlangt werden, um mit aktuellen und zukünftigen Neuerungen am Arbeitsplatz umzugehen (Desjardins und Rubenson 2011, 16).

Der genaue Mismatch-Umfang auf dem Arbeitsmarkt ist in der Literatur umstritten (McGuinness und Sloane 2011, 130). Die Inzidenz des Skill Mismatch ist länderspezifisch unterschiedlich; dieser Umstand lässt sich anteilig auf unterschiedliche Arbeitsmarktpolitik zurückführen (McGowan und Andrews 2015, 9). Rohrbach-Schmidt und Tiemann (2011, 5–6) berechnen für Deutschland einen Match-Anteil in Bezug auf Fertigkeiten von 81,6 %, demgegenüber 4,6 % in Bezug auf Fertigkeiten Unterqualifizierte und 13,8 % Überqualifizierte, womit die Autoren den Mismatch-Anteil für Deutschland als vergleichsweise niedrig einschätzen. Hervorzuheben sind aber für bestimmte Gruppen höhere Anteile, beispielsweise für die Altersgruppen zwischen 15 und 24 Jahren und über 65 Jahren sowie für Menschen mit Migrationshintergrund.

Auch andere Determinanten beeinflussen die Wahrscheinlichkeit, sich in einem Mismatch-Arbeitsverhältnis zu befinden; so ist diese Wahrscheinlichkeit etwa in kleineren Unternehmen erhöht (Wolbers 2003, 257). Überqualifiziert sind diesbezüglich überwiegend Personen mit tertiärem Bildungsabschluss und oft solche mit Universitätsabschluss, während die meisten Unterqualifizierten keine nachschulischen Abschlüsse erlangt haben (Ryan und Sinning 2011, 8).

Im Zeitverlauf betrachtet ist das länderübergreifende, durchschnittliche Skill Mismatch zwischen 2005 und 2010 unverändert geblieben, was jedoch deutliche Veränderungen auf Ebene einzelner Länder verdeckt; so erfolgten große Rückgänge beispielsweise in Frankreich, in der Türkei und in Österreich und Anstiege unter anderem in Tschechien, in Griechenland und in Lettland (OECD 2016a, 17). Dies deutet auf große länderspezifische Unterschiede hin, wodurch Ergebnisse und Prognosen länder- oder regionenspezifisch erhoben werden müssen.

Von den bisher behandelten Begriffen ist der der Skill Shortages abzugrenzen. Skill Shortages (Fertigkeitsdefizite) unterscheiden sich vom Skill Mismatch insofern, als dass Skill Shortages in Sektoren auftreten, in denen Arbeitgeber keine passend qualifizierten Arbeitnehmer finden. Hierbei kommt in der Regel (zunächst) kein Arbeitsverhältnis zustande, während bei Mismatch ein nicht perfekt passendes Arbeitsverhältnis zustande kommt (Desjardins und Rubenson 2011, 13). Skill Shortages werden daher in der Regel in Form von unbesetzten und schwer zu besetzenden Vakanzen gemessen (McGuinness, Pouliakas und Redmond 2018, 985–986). Sie können zyklisch, strukturell und/oder geographisch bedingt auftreten (Desjardins und Rubenson 2011, 13) und werden u. a. durch Faktoren wie technologische Neuerungen, Rohstoffpreisänderungen oder demografische Veränderungen verursacht (C. Shah und Burke 2003, 11).

In der politischen und akademischen Diskussion spielt mittlerweile eine nuanciertere Betrachtung von Skill Gaps (Fertigkeitslücken) und Unternutzung vorhandener Fertigkeiten eine Rolle, während früher der Fokus auf Überqualifikation und Skill Shortages lag (Desjardins und Rubenson 2011, 10). C. Shah und Burke (2003, 7–9) unterscheiden Skill Shortages als einen Nachfrageüberschuss nach bestimmten Fertigkeiten, also einen Mangel an qualifizierten und verfügbaren Arbeitskräften in diesem Bereich, während Skill Gaps sich nicht auf formale Bildung und Qualifikation, sondern auf allgemeinere Fertigkeiten wie interpersonelle Fertigkeiten oder Fertigkeiten im Umgang mit Computern beziehen. Skill Gaps gehen oft mit dem systematischen Fehlen bestimmter Fertigkeiten über ganze Populationskohorten hinweg einher (Cappelli 2015, 254). Solche Skill Gaps erhöhen ebenfalls die Arbeitskosten und schaden der Produktivität, da der Output pro Arbeiter verringert wird; zudem entstehen Kosten auf Firmenebene, da zusätzliche Ausgaben für Rekrutierung und Weiterbildung entstehen (McGuinness, Pouliakas und Redmond 2018, 986). Skill Gaps gehen zudem mit

veränderten Berufslaufbahnentscheidungen einher, da beispielsweise bei durch unerwartet schnellen technologischen Wandel verursachten Skill Gaps besonders betroffene, ältere Arbeitnehmer dazu veranlasst werden, früher in den Ruhestand zu gehen, da die erforderlichen Umschulungsmaßnahmen nicht lohnenswert wären (Bartel und Sicherman 1993).

Nach Agrawal, Gans und Goldfarb (2019a, 153) haben sich Arbeiter mit vergleichsweise hohem Bildungsstand bei vergangenen technologischen Neuerungen leichter mit Anpassungen an neue Fertigkeitserfordernisse getan (z. B. Buchhalter bei Computer-Einführung) als Arbeiter mit niedrigerem Bildungsstand (z. B. einfache Fabriktätigkeiten bei Automatisierung). Technologische Neuerungen wie Breitband-Internetzugänge erhöhen die Produktivität von ausgebildeten Angestellten (insbesondere mit Studienabschlüssen), während Angestellte ohne Sekundarschulabschluss eine geringere Grenzproduktivität erreichen (Substitution von Stellen); diese Unterschiede zwischen den Effekten auf Arbeitnehmende mit höherem bzw. niedrigerem Fertigkeitsniveau stellen einen Skill Bias (Fertigkeitsverzerrung) dar und führen zu Verschiebungen in der relativen Arbeitsproduktivität (Akerman, Gaarder und Mogstad 2013, 39).

Im Kontext der in dieser Arbeit betrachteten künstlichen Intelligenz ist festzuhalten, dass eines der häufigsten Hindernisse bei der Implementation von künstlicher Intelligenz der Mangel an mit passenden Fertigkeiten ausgestatteten Mitarbeitenden ist. Dies gilt sowohl bei der Verfügbarkeit der Fertigkeiten bei bereits beschäftigten Mitarbeitenden als auch bei der Suche nach neuen Mitarbeitenden (Kazakova et al. 2020, 11).

Als hierzu gegenläufiger Effekt ist die De-Skilling Automation zu nennen. De-Skilling Automation tritt dann auf, wenn besondere und spezialisierte Fertigkeiten in bestimmten Bereichen nicht mehr benötigt werden, um eine Aufgabe durchzuführen, da diese auch ohne die Fertigkeit (durch niedriger bezahlte Arbeitnehmer) mithilfe von Technologie erfüllt werden kann; so werden hochausgebildete Spezialisten gegebenenfalls schlechtergestellt und entsprechende Fertigkeiten auf dem Arbeitsmarkt weniger oder gar nicht mehr nachgefragt (Agrawal, Gans und Goldfarb 2023, 157–158). Manche, aber nicht alle Arbeitnehmer können durch einen Berufswechsel in einen weniger durch Automatisierung betroffenen Beruf die Folgen niedrigerer Arbeitsnachfrage abschwächen (Fossen und Sorgner 2022, 12).

3.3 Auswirkungen von Qualification und Skill Mismatches sowie Skill Obsolescence

Zu den weiteren Auswirkungen eines Qualifikations-Mismatches stellen Sattinger und Hartog (2013, 53–55) einen Lohnabzug für Überqualifikation gegenüber passend Qualifizierten und einen Lohnbonus für Unterqualifizierte gegenüber passend Qualifizierten fest. Nach Messinis und Olekalns (2007, 300) verdienen Unterqualifizierte mehr als Personen mit dem gleichen Qualifikationsniveau, die aber eine Beschäftigung mit für das eigene Qualifikationsniveau passenden Qualifikationsanforderungen innehaben; Überqualifizierte verdienen demzufolge außerdem tendenziell mehr als Beschäftigte mit vergleichbaren Tätigkeiten und geringerer Bildung. Die Erträge der für eine Stelle formell benötigte Bildung sind dabei höher als die Erträge tatsächlich vorgewiesener Bildung (Hartog 2000, 135). Fertigkeits-Mismatches erzeugen allgemein Kosten für die gesamte Wirtschaft unter anderem durch niedrigere Löhne, geringere Produktion und höhere Einstellungskosten (OECD 2016a, 11–15). Mismatching wurde in der Vergangenheit unter anderem als strukturelle Erklärung für Arbeitslosigkeit herangezogen, wenn die Humankapitalausstattung der Arbeiter aufgrund von technologischem Wandel nicht mehr zu den Arbeitsplatzansprüchen passt (Schettkat 1992, 121–122).

Weitere nennenswerte Auswirkungen von Qualifikations-Mismatches finden sich im Bereich der Arbeitsproduktivität und -gestaltung. So stellen Verhaest und Omey (2006, 428–429) fest, dass sich ein Qualifikations-Mismatch, sowohl bei Unter-, als auch bei Überqualifikation, negativ auf die Arbeitsproduktivität von Arbeitskräften auswirkt. Arbeitnehmende in einem Mismatch-Arbeitsverhältnis üben außerdem überdurchschnittlich häufig Routinetätigkeiten aus (Rohrbach-Schmidt und Tiemann 2011, 6–7). Dieser Umstand könnte einerseits auf eine Nichteignung von Unterqualifizierten für komplexere Tätigkeiten hindeuten, andererseits aber auch eine Selektion bestimmter Arbeitskräfte für individuell unterschiedlich ausgestaltete Stellen bedeuten.

Des Weiteren finden sich in der Literatur Hinweise auf eine geringere Arbeitszufriedenheit unter Personen, die in einem Mismatch bezüglich ihrer formellen Qualifikationen angestellt sind. Überqualifizierte Arbeitnehmer weisen eine geringere Arbeitszufriedenheit auf als solche Arbeitnehmer, die sich in einem Qualification-Match-Arbeitsverhältnis befinden (Verhaest und Omey 2006, 428–429); dies gilt unter anderem auch für Hochqualifizierte wie Promovierte (K. A. Bender und Heywood 2006). Weitere

Untersuchungen beschäftigen sich außerdem mit Mismatch-Folgen für Selbständige (K. A. Bender und Roche 2013) oder für Beschäftigte in Berufen, die sich im Zeitverlauf von vergleichsweise geringen Fertigkeitsansprüchen zu höheren Ansprüchen gewandelt haben (Borghans et al. 1999), was ebenfalls wachsende Mismatch-Quoten begründet (Bughin et al. 2018, 12).

Ein großer Teil der Lohnauswirkungen von Qualifikations-Mismatches geht diesbezüglich auf fehlende oder überflüssige Fertigkeiten zurück (Levels, van der Velden und Allen 2014, 977). Guvenen et al. (2015) stellen langfristig persistente und starke Einkommenseffekte eines Mismatches fest; auch für spätere Beschäftigungsverhältnisse wird ein stark negativer Einkommenseffekt festgestellt, sodass auch ein vorübergehendes Mismatch in seinen Auswirkungen häufig nicht durch einen Stellenwechsel behoben werden kann.

Im Bereich der fertigkeitsbezogenen Mismatches ist deren Häufigkeit auf Arbeitsmärkten ein erklärender Faktor für länderspezifisch unterschiedliche Arbeitsproduktivität (McGowan und Andrews 2015, 12). Zu den Folgen von Skill Mismatch wird regelmäßig neben einer geringeren Produktivität der Arbeiter auch eine höhere Arbeitsunzufriedenheit festgestellt (Mavromaras et al. 2013, 393; F. Green und Y. Zhu 2010; OECD 2016a, 12). Zu ähnlichen Ergebnissen bezüglich der individuellen Arbeitszufriedenheit kommen McGuinness und Sloane (2011) in einer Analyse des Arbeitsmarkts des Vereinigten Königreichs.

Studien legen nahe, dass eine Überqualifikation für die Höhe der Löhne nachteilig sein kann, während eine zu hohe Fertigkeitsausstattung (außer der Überqualifikation) keine zusätzlichen negativen Effekte zu erzeugen scheint (Ryan und Sining 2011, 8). Eine Untersuchung von Mavromaras, McGuinness und Fok (2009) zeigt, dass Arbeitnehmende, welche deutlich mehr Fertigkeiten erworben haben, als sie zur Erledigung ihrer beruflichen Aufgaben benötigen, einen Lohnabzug von etwa zehn Prozent erleiden, wobei dieser für durch Berufsausbildung Qualifizierte deutlich geringer ist als für Universitätsabsolventen.

In den meisten Fällen ist zu erwarten, dass sich Skill Obsolescence letztendlich auch in Verdienstprofilen der individuellen Personen niederschlagen wird (de Grip und van Loo 2002, 17). Leistungs- und Produktivitätseinbußen durch Mismatches können zudem zu geringerer Arbeitsplatzsicherheit bis zum Arbeitsplatzverlust beitragen (Allen

und de Grip 2007, 5). Zudem erhöht ein Skill Mismatch die Wahrscheinlichkeit eines Berufswechsels betroffener Personen in Form höherer freiwilliger und unfreiwilliger Mobilität (Guvenen et al. 2015; McGuinness und Wooden 2009).

Als mögliche Gegenmaßnahmen, die zur Abschwächung negativer Auswirkungen veralteter Fertigkeitsprofile eingesetzt werden können, gelten eine Bereitschaft zu interner und externer Mobilität sowie eine Kapazität zu erhöhter Mobilität, eine Weiterbildungsbereitschaft bzw. eine entsprechende Bereitschaft zu neuen Humankapital-Investitionen sowie die Kapazität dazu und die vorhandene Flexibilität, auch berufsfremde Tätigkeiten auszuüben (van Loo, de Grip und de Steur 2001, 125–126). Skill Obsolescence durch (wahrgenommenen) technologischen Wandel führt des Weiteren zu erhöhter Fortbildungsteilnahme (Allen und de Grip 2012, 3243).

3.4 Künstliche Intelligenz, Mismatch und Obsolescence

Änderungen in den Fertigkeitsprofilen einer Arbeitsstelle aufgrund von Veränderungen der eingesetzten Technologien können zu einer Verbesserung oder Verschlechterung der Profilübereinstimmung zwischen Arbeitsanbietern und -nachfragern führen (Allen und de Grip 2007, 5). Ein Mismatch zwischen den Anforderungen der neuen Technologie, in diesem Fall der künstlichen Intelligenz im Arbeitskontext, und den vorhandenen Fertigkeiten der Personen auf dem Arbeitsmarkt oder in Beschäftigungsverhältnissen, die von künstlicher Intelligenz beeinflusst werden, führt zu verschiedenen negativen Auswirkungen wie geringeren Produktivitätsgewinnen, langsameren Anpassungsreaktionen der Arbeitsnachfrage und höherer Ungleichheit (Acemoglu und Restrepo 2018a, 10).

Im Gegensatz zum herrschenden wissenschaftlichen Konsens bei anderen produktivitätssteigernden Technologien wird angenommen, dass der zusätzliche Output pro Arbeiter zwar ansteigt, dies jedoch nicht zu einem proportionalen Anstieg der Arbeitsnachfrage führen wird. Die Autoren sehen hier eine Entkopplung, die sich auch auf Löhne niederschlagen kann (Acemoglu und Restrepo 2018a, 1).

Künstliche Intelligenz kann Arbeitsschritte automatisieren, die bislang deswegen nicht automatisiert wurden, weil sie nicht in klar programmierbare Regelabfolgen zu fassen sind, da künstliche Intelligenz durch maschinelles Lernen selbst anhand von Beispielen lernen kann (Brynjolfsson, Danielle Li und Raymond 2023, 1). Einige Fertigkeiten, die zeitaufwändig erworben wurden, können durch künstliche Intelligenz redundant werden; von neu rekrutierten Personen werden diese Fertigkeiten nicht mehr verlangt und bereits beschäftigte Personen wenden diese Fertigkeit nicht mehr an (Milanez 2023, 67–69).

3.5 Forschungsstand zu künstlicher Intelligenz und Berufsbildern

Quelle	Fragestellung/Zielgröße	Methode	Umfang Bezugsgröße	Anzahl Berufe	Hohe Werte (Bsp.)	Niedrige Werte (Bsp.)
Brynjolfsson/Mit- chell/Rock (2018)	Aufgabenbasierter Ansatz (task-based); 2.069 Aktivitäten (Direct Work Activities) werden jeweils hinsichtlich ihrer Eignung für maschinelles Lernen beurteilt (Suitability for Machine Learning, SML)	Antworten aus einer Crowdsourcing-Plattform; Befragte beurteilen indirekt die Eignung verschiedenen Aufgaben für maschinelles Lernen	2.069 Ak- tivitäten	964	Concierge, technische/-r Zeichner/-in, Bestatter/-in, Kreditgenehmiger/-in, Maklerangestellte	Massagetherapeut/-in, Tierwissenschaftler/-in, Archäologe/Archäologin, Sprecher/-in für öffentliche Durchsagen und andere Sprecher/-innen, Gipser/-in und Stuckateur/-in
Felten/Raj/ Seamans (2019)	fähigkeitsbezogener Ansatz (ability-based); entwickeln eine neue Messgröße für den Einfluss von künstlicher Intelligenz auf den Arbeitsmarkt, welche sie in Form eines AI Occupational Impact (AIOI) ausdrücken	1.800 Umfrageantworten von Teilnehmern eines Crowdworkingdienstes werden in einer Matrixtabelle, welche EFF-Fortschriffsdaten zu künstlicher Intelligenz mit O*NET-Berufsdaten verbindet, verknüpft	52 menschli- che Fä- higkeiten	742	Bauingenieur/-in, Wirtschaftsprüfer/-in, Aktuar/-in, Maschinenbauingenieur/-in, Budget-Analyst/-in, Chemieingenieur/-in, Kartograf/-in und Photogrammetrist/-in, Statistiker/-in und Astronom/-in	Tänzer/-in, Fitnesstrainer/-in und Aerobictrainer/-in, Helfer/-in für Maler/-innen, Tapetierer/-in, Gipser/-in und Stuckateur/-in, Maurer/-in und Steinmetz/-in, Speisesaal- und Cafeteria-Bediens- tete und Hilfsbarkeeper, Athlet/-in, (Ver-)Packer/-in, Dachdeckergehilfen sowie Massagetherapeut/-in
Felten/Raj/ Seamans (2021)	fähigkeitsbezogener Ansatz (ability-based) ähnlich zu Felten/Raj/Seamans (2019); Industry Exposure (AIIE): branchenbezogene Analyse der Betroffenheit durch künstliche Intelligenz, Geographic Exposure (AIGE): Analyse der Betroffenheit nach geografischer Region	Crowd-Sourced-Datensatz aus den Umfrageantworten von Gig-Workern; Berechnung des Zusammenhangs zwischen Fähigkeit (ability) und Anwendungsbereich i. V. m. O*NET-Daten		774	AIIE (Branchen): Wertpapier-/Finanzbranche, Rechnungswesen/Buchhaltung, Versicherungen und Pensionskassen, juristische Dienstleistungen	AIIE (Branchen): Unterstützende landwirtschaftliche Tätigkeiten, Gebäudedienstleistungen, Bauunternehmen, Schlachtung und Verarbeitung

					AIGE (Gebiete): Überwiegend urbane Countys, u. a. Boston, New York City, Philadelphia, Baltimore, Washington D. C., Bay Area (Cal.)	AIGE (Gebiete): Häufiger ländliche Gegenden, aber mit gewisser Heterogenität
Felten/Raj/Seamans (2023a)	Siehe Felten/Raj/Seamans (2019) und Felten/Raj/Seamans (2021); Erweiterung um neue Entwicklungen des Bereichs Large Language Modeling (LLM)	Siehe Felten/Raj/Seamans (2019) und Felten/Raj/Seamans (2021)		Telefonverkäufer/-in, Sprachlehrer/-in (postsekundär), Geschichtslehrer/-in (postsek.), Rechtslehrer/-in (postsek.), Philosophie- und Religionslehrer/-in (postsek.)	Bügler/-in für Textilien, Helfer/-in von Maurer/-innen/Steinmetzen/Steinmetzinnen und Fliesenlegern/Fliesenlegerinnen, Tänzer/-in, Holzfäller/-in, Betonstahlbieger/-in und -flechter/-in	
M. Webb (2020)	Aufgabenbezogen (task-based); Substitution von Berufen durch künstliche Intelligenz, Exposure Score für Berufe	Untersuchung von Überschneidungen zwischen Patenttexten und Aufgabenbeschreibungen von Berufen	Patentaktivität für verschiedene Aufgaben	964	Klinische/-r Labortechniker/-in, Chemieingenieur/-in, Optiker/-in, Kraftwerkspersonal und Disponent/-in	Tierpfleger/-in (außer auf Farmen), Arbeitende in der Lebensmittelzubereitung, Postzusteller/-in, Dozent/-in an Colleges sowie Künstler/-in und Unterhaltungskünstler/-in
Paolillo et al. (2022)	fähigkeitsbezogener Ansatz (ability-based); Berechnung eines Automation Risk Index (ARI) für das Risiko, dass ein Beruf durch eine kombinierte Automatisierung durch Roboter und künstliche Intelligenz ersetzt wird und Errechnung alternativer Berufe mit höherer Resilienz	Berufsbeschreibungen aus der O*NET-Datenbank werden in Bezug auf 87 nach Bedeutung gewichteten Fähigkeiten mit Roboter-Fähigkeiten der European H2020 Robotics Multi-Annual Roadmap (MAR) abgeglichen	87 Fähigkeiten	967	Schlachter/-in und Fleischverpacker/-in, Bügler/-in für Textilien, Sortierer/-in landwirtschaftlicher Erzeugnisse, Hausmeister/-in und Reinigungskräfte (außer Housekeeping), Pflegehelfer/-in	Physiker/-in, Neurologe/Neurologin, Präventivmediziner/-in, Neuropsychologe/Neuropsychologin, Pathologe/Pathologin, Matematiker/-in, Vorstand/Vorständin, Chirurg/-in, Molekular- und Zellbiologe/-biologin

Tabelle 1: Übersicht über relevante Forschungsbeiträge zum Einfluss künstlicher Intelligenz auf den Arbeitsmarkt

In diesem Kapitel der vorliegenden Arbeit werden relevante Publikationen mit ähnlicher Zielsetzung vorgestellt. Es gibt zwar viele, teils drastische Schlussfolgerungen darüber, wie künstliche Intelligenz den Arbeitsmarkt und die Arbeitswelt Einzelner verändern könnte, die Studienlage darüber galt aber lange noch als relativ dürfzig (Z. Su, Togay und Côté 2021, 342). Die hier ausgewählten Forschungsbeiträge nutzen unterschiedliche Ansätze, um den Einfluss künstlicher Intelligenz auf menschliche Arbeit in verschiedenen Berufen zu analysieren. Hierbei wird der Fokus auf solche Forschungsbeiträge gelegt, die explizit künstliche Intelligenz (in Abgrenzung zu anderen Quellen von Automatisierung wie beispielsweise Computerisation) untersuchen und entsprechende wissenschaftliche Rezeption erfahren haben.

3.5.1 Brynjolfsson/Mitchell/Rock (2018)

Brynjolfsson, T. Mitchell und Rock (2018) nutzen einen aufgabenbasierten Ansatz. Auf Basis von O*NET-Daten zu 964 Berufen mit insgesamt 18.156 spezifischen Fertigkeiten werden 2.069 Aktivitäten (‘Direct Work Activities’) analysiert. Diese werden jeweils hinsichtlich ihrer Eignung für maschinelles Lernen beurteilt und dann mittels O*NET-Daten zu Berufen aggregiert. Die Beurteilung erfolgt hierbei über Antworten aus einer Crowdsourcing-Plattform, bei der sieben bis zehn nach eigener Aussage mit der Branche vertraute Befragte pro Frage die Eignung für maschinelles Lernen indirekt beurteilen, indem sie Fragen beispielsweise zur Maschinenlesbarkeit der involvierten Daten und Natur der Aufgabe mittels einer Skala beantworten (Brynjolfsson, T. Mitchell und Rock 2019). Das Ergebnis ist die ‚Suitability for Machine Learning‘ (SML), welche die rein technische Machbarkeit des Einsatzes maschinellen Lernens für einen Beruf abbildet.

Berufe mit geringem Wert, dementsprechend also mit geringer Eignung der Aufgabenbefüllung durch maschinelles Lernen, sind Massagetherapeut/-in, Tierwissenschaftler/-in, Archäologe/Archäologin, Sprecher/-in für öffentliche Durchsagen und andere Sprecher/-innen, Gipser/-in und Stuckateur/-in. Hohe Werte und somit eine hohe Eignung für maschinelles Lernen weisen laut Brynjolfsson, T. Mitchell und Rock (2018) die Berufsgruppen Concierge, technische/-r Zeichner/-in, Bestatter/-in, Kreditgenehmiger/-in und Maklerangestellte auf. Analog zu anderen Untersuchungen stellen die Autoren

fest, dass von maschinellem Lernen deutlich verschiedene Teile der Erwerbstätigen betroffen sein werden als von vorherigen Automatisierungswellen. Des Weiteren ist die Aufgabenzusammensetzung einzelner Berufe in Bezug auf die SML-Werte der jeweiligen Aufgaben heterogen, sodass wenige bis keine Berufe vollständig durch maschinelles Lernen ersetzt werden könnten, sondern vorrangig eine Transformation von Berufen zugunsten von Aufgaben mit geringen SML-Werten stattfinden könnte.

3.5.2 Felten, Raj und Seamans (2019/2021/2023a)

Felten, Raj und Seamans (2019) untersuchen den Einfluss künstlicher Intelligenz mittels eines fähigkeitsbezogenen Ansatzes (ability-based). Sie entwickeln eine neue Messgröße für den Einfluss von künstlicher Intelligenz auf den Arbeitsmarkt, welche sie als AI Occupational Impact (AIOI) bezeichnen. Diese Messgröße, welche auf einer vorherigen Publikation von Felten, Raj und Seamans (2018) aufbaut, fußt auf zwei unabhängigen Datensätzen; so wird ein Datensatz der Electronic Frontier Foundation genutzt, der für verschiedene Anwendungsfälle den jeweiligen Entwicklungsfortschritt künstlicher Intelligenz misst und hierfür verschiedene Quellen heranzieht. Aus diesem Datensatz werden neun Anwendungsfälle verwendet, für die laut den Autoren Informationen in ausreichendem Umfang zur Verfügung stehen. Zudem wird die O*NET-Datenbank genutzt, um US-amerikanische Berufsprofile in Bezug auf Charakteristika, Voraussetzungen, Verantwortlichkeiten und Zustand des Arbeitsmarktes zu klassifizieren. Hierbei werden 52 Fähigkeiten (abilities) untersucht.

Die Berechnung des AI Occupational Impact erfolgt anschließend durch Skalierung jedes Anwendungsfalls auf Grundlage der Annahme einer exponentiellen Fortschrittsrate der Technologie, die in den Daten erkennbar ist. Es erfolgen weitere Bereinigungen, um beispielsweise Fehlerraten in positive Werte umzuwandeln. Innerhalb jedes der Anwendungsfälle wird eine durchschnittliche Fortschrittsrate für den Zeitraum 2010 bis 2015 berechnet. Dieser Wert wird schlussendlich mit den 52 Fähigkeiten aus der O*NET-Berufsdatenbank verknüpft, indem 1.800 Umfrageantworten von Teilnehmern eines Crowdworkingdienstes erfasst werden und eine Matrixtabelle, welche die EFF-Fortschrittsdaten mit den O*NET-Daten verbindet, konstruiert wird. In dieser Umfrage werden die Teilnehmenden beispielsweise gefragt, ob peripheres Sehen durch Bilderkennung eines Computers erfüllt werden könnte (Felten, Raj und Seamans 2019, 49).

Hohe Impact Scores misst die Untersuchung auf Basis der 2009 vorliegenden O*NET-Berufsdefinitionen für die Berufsgruppen Bauingenieur/-in, Wirtschaftsprüfer/-in, Aktuar/-in, Maschinenbauingenieur/-in, Budget-Analyst/-in, Chemieingenieur/-in, Kartograf/-in und Photogrammetrist/-in, Statistiker/-in und Astronom/-in. Die niedrigsten Impact Scores wurden für Tänzer/-in, Fitnesstrainer/-in und Aerobictrainer/-in, Helfer/-in für Maler/-innen, Tapezierer/-in, Gipser/-in und Stuckateur/-in, Maurer/-in und Steinmetz/-in, Speisesaal- und Cafeteria-Bedienstete und Hilfsbarkeeper, Athlet/-in, (Ver-)Packer/-in, Dachdeckergehilfen sowie Massagetherapeut/-in errechnet.

Die Autoren merken an, dass es sich bei den Berufen mit hohen Impact Scores fast ausschließlich um Büroberufe bzw. White-Collar-Jobs und bei den Berufen mit niedrigen Impact Scores überwiegend um Nicht-Bürotätigkeiten, die ein hohes Maß an körperlicher Anstrengung und Beanspruchung beinhalten, handelt. Dies zeigt die Abgrenzung von künstlicher Intelligenz beispielsweise zur Automatisierung durch Roboter, da diese vor allem körperlich anspruchsvolle Tätigkeiten ersetzen, während die Untersuchung von Felten, Raj und Seamans (2019) eher Bürotätigkeiten im Fokus der KI-Automatisierungseffekte sieht.

Felten, Raj und Seamans (2019) nehmen zudem eine Diskussion einzelner, exemplarischer Berufe vor, welche gewisse Ähnlichkeiten in Bezug auf die benötigten Fähigkeiten, jedoch deutlich unterschiedliche AIOI-Werte aufweisen. Hier vergleichen die Autoren unter anderem Chirurgen/Chirurginnen und Schlachter/-innen, bei denen sie annehmen, dass beide menschliches bzw. tierisches Gewebe bearbeiten und Fähigkeiten der Fingerfertigkeit und Stabilität in Arm und Hand vorweisen müssen, für beide Gruppen jedoch deutlich unterschiedliche AIOI-Werte errechnet wurden (Chirurg/-in: 52. Perzentil, Schlachter/-in: 2. Perzentil). Felten, Raj und Seamans (2019) führen diese unterschiedlichen Werte darauf zurück, dass die körperlichen Fähigkeiten, die für die jeweiligen Berufe typischerweise benötigt werden, zwar ähnlich sind, aber deutliche Unterschiede im Bereich kognitiver Fähigkeiten, beispielsweise im Bereich des Problemlösens, deduktiven und induktiven Denkens und Fähigkeiten im Umgang mit Informationen bestehen. Gerade im Bereich dieser kognitiven Fähigkeiten sehen die Autoren einen besonders hohen Einfluss künstlicher Intelligenz.

Felten, Raj und Seamans (2021) modifizieren die bestehende AIOI-Methode, um einen AI Occupational Exposure-Wert (AIOE) zu errechnen, welcher wiederum die

Untersuchung zweier davon abgeleiteter Werte ermöglicht. Einerseits findet eine Aggregation auf Branchenebene statt, die in einem AI Industry Exposure-Wert (AIE) ausgedrückt wird, sowie eine geographische Aggregation mittels eines AI Geographic Exposure Score (AIGE).

Auf Branchenebene finden Felten, Raj und Seamans (2021) im Bereich der Wertpapier- und Finanzbranchen, im Bereich Rechnungswesen und Buchhaltung, bei Versicherungen und Pensionskassen sowie bei juristischen Dienstleistungen hohen Kontakt (Exposure) mit künstlicher Intelligenz. Niedrige Werte werden für unterstützende landwirtschaftliche Tätigkeiten, Gebäudedienstleistungen, Bauunternehmen sowie Schlachtung und Verarbeitung von Tieren festgestellt. Im Zuge der geografischen Aggregation berechnen die Autoren, dass Berufe in urbanen Gegenden stärker künstlicher Intelligenz ausgesetzt seien, beispielsweise Countys in Boston, New York City, Philadelphia, Baltimore, Washington D. C. sowie in der Bay Area (Kalifornien). Allerdings zählen auch einzelne ländliche Gebiete zu denen mit höheren Werten; diese Heterogenität führt laut Felten, Raj und Seamans (2021, 2211) zu weiterem Forschungsbedarf.

Felten, Raj und Seamans (2023a) erweitern Felten, Raj und Seamans (2019) und Felten, Raj und Seamans (2021) um neue Entwicklungen im Bereich künstlicher Intelligenz mit Fokus auf Sprachmodellen wie ChatGPT („Language Modeling“), wobei eine hohe Korrelation mit den Ergebnissen des Beitrags von 2021 besteht. Nach dieser Anpassung auf neue Entwicklungen verändert sich sowohl die Zusammensetzung der Gruppe der Berufe mit besonders hoher als auch die derjenigen mit besonders niedriger Betroffenheit von künstlicher Intelligenz. Während zuvor nur vereinzelt Lehrkräfte des postsekundären Bildungsbereichs in der Gruppe der 20 höchsten Werte vertreten waren, sind diese Berufe nun an 14 von 20 Stellen enthalten. Die Autoren führen den deutlich höheren Anteil von Bildungsberufen in der neuen Liste stark betroffener Berufe vorrangig darauf zurück, dass Sprachmodelle insbesondere Aufgaben dieser Berufe betreffen, etwa in der Aufgabenverteilung an Lernende, bei der Entdeckung von Täuschungsversuchen oder bei der Entwicklung von Lehrmaterialien. Die Autoren weisen hier darauf hin, dass ein hoher Wert nicht zwingend die Substitution einer menschlichen Arbeitskraft durch künstliche Intelligenz oder alternativ einen komplementären Einsatz dieser bedeutet, sondern lediglich gemessen wird, inwiefern die Berufe künstlicher Intelligenz, in dieser Untersuchung insbesondere Sprachmodellen mit

künstlicher Intelligenz, ausgesetzt sind. Die Berufe mit den diesbezüglich niedrigsten Werten sind unter anderem Bügler/-in für Textilien, Helfer/-in von Maurern/Maurerinnen, Steinmetzen/Steinmetzinnen und Fliesenlegern/Fliesenlegerinnen, Tänzer/-in, Holzfäller/-in sowie Betonstahlbieger/-in und -flechter/-in.

Des Weiteren untersuchen Felten, Raj und Seamans (2023a) den Einfluss neuer Sprachmodelle auf Branchenebene. Hierbei sind die Unterschiede teils nur auf die Rangfolge innerhalb der Gruppe beschränkt, da die ehemals am höchsten betroffene Branche (Wertpapier- und Finanzbranche) nun auf dem zweiten Rang zu finden ist, während die ehemals auf Rang vier eingeordneten juristischen Dienstleistungen nun auf dem ersten Rang aufgeführt sind. Als bedeutsame Unterschiede führen die Autoren an, dass durch die Änderung des Betrachtungsfokus insbesondere Branchen der höheren Bildung (u. a. Junior Colleges, Business Schools, Computer- und Managementtraining) und damit zusammenhängende Branchen stärker als zuvor betroffen sind. Dies ist möglicherweise analog zu den oben genannten Bildungsberufen zu begründen.

3.5.3 M. Webb (2020)

M. Webb (2020) nutzt einen aufgabenbasierten Ansatz und O*NET-Daten über Berufe und Arbeitsaufgaben, indem die Möglichkeiten bestehender Technologien durch die Analyse von Patenttexten abgeglichen werden; anschließend wird ein Exposure Score berechnet, welcher die Intensität der Patentaktivität für eine Aufgabe eines Berufsbilds repräsentiert. Die Vorgehensweise ist hierbei, die Überlappungen zwischen Patenten und Arbeitsaufgaben mittels eines Algorithmus, der natürliche Sprache verarbeiten kann, zu identifizieren und in Verb-Nomen-Kombinationen auszudrücken (beispielsweise ‚Krankheiten diagnostizieren‘). Hiermit werden Werte der Häufigkeit passender Patente zu entsprechenden Arbeitsaufgaben zugewiesen, welche dann wiederum auf Berufsebene aggregiert werden. Hierbei baut M. Webb (2020) auf dem Task-Modell nach Acemoglu und Restrepo (2018a) auf, aggregiert die dort angenommene Automatisierung auf Aufgabenebene jedoch zusätzlich auf eine Berufsebene mit der Annahme, dass jeder Beruf Output durch Kombination verschiedener Aufgaben generiert.

Im O*NET-Datensatz, welcher der Untersuchung von M. Webb (2020) zugrundeliegt, sind 964 Berufe mit jeweils gesonderten Arbeitsaufgaben enthalten, die in natürlicher Sprache beschrieben sind; jeder Aufgabe sind hierbei Werte für Bedeutung und Nutzungshäufigkeit zugewiesen, welche in der Untersuchung als Gewichtung genutzt werden. Als Ergebnis prognostiziert die Untersuchung von M. Webb (2020), dass zu den Berufen mit der niedrigsten Exposition gegenüber künstlicher Intelligenz Tierpfleger/-in (außer auf Farmen), Arbeitende in der Lebensmittelzubereitung, Postzusteller/-in, Dozent/-in an Colleges sowie Künstler/-in und Unterhaltungskünstler/-in gehören könnten. Hierbei sieht M. Webb (2020) insbesondere drei Gründe für niedrige Expositionswerte, die erstens das Beurteilen völlig neuartiger Situationen umfassen, beispielsweise im Fall von Forschenden; zweitens sind manche der Berufe aufgrund eines substanzialen Anteils interpersoneller Aufgaben denjenigen zuzuordnen, die nach dieser Untersuchung als wenig von künstlicher Intelligenz betroffen gelten, wie zum Beispiel Lehrer/-in und Manager/-in. Drittens ist manuelle Arbeit in Umfeldern, die nicht fabrikähnlich und zudem mit einem gewissen interpersonellen Anteil besetzt ist, wie im Fall von Baristas, von Arbeitenden in der Lebensmittelzubereitung und Massagetherapeut/-in, dieser Begründungskategorie zuzuordnen.

Als besonders stark von künstlicher Intelligenz betroffene Berufe sieht der Autor unter anderem Klinische/-r Labortechniker/-in, Chemieingenieur/-in, Optiker/-in, Kraftwerkspersonal und Disponent/-in; diese Berufe erhielten in der Untersuchung die höchsten Expositionswerte. Bei klinischen Labortechnikern/Labortechnikerinnen wird angenommen, dass die visuelle und analytische Arbeit der Identifikation von Krankheitsbildern, die bedeutende Anteile des Berufsalltags dieser Personen darstellt, bereits durch KI-gestützte Anwendungen übernommen werden kann. Bei Chemieingenieuren/Chemieingenieurinnen führt der hohe Anteil an Erkennungs- und Optimierungsaufgaben, für welche künstliche Intelligenz als besonders geeignet angenommen wird, zu einem hohen Wert. Bei den ebenfalls hoch eingestuften Optikern/Optikerinnen führt der zugrundeliegende medizinische Bereich der Augenheilkunde, welchem hohe Erfolgsraten von Algorithmen zugeschrieben werden, zu einem hohen Expositionswert. Bei der Gruppe des Kraftwerkspersonals führt die Automatisierbarkeit von effizienter Steuerung und Überwachung zur entsprechenden Bewertung (M. Webb 2020, 39).

Außerhalb der Zuordnung der Berufe in die zuvor genannten Kategorien schlussfolgert M. Webb (2020) weitere Konsequenzen aus der fortschreitenden Etablierung der

Fertigkeiten künstlicher Intelligenz im beruflichen Kontext. So wird angenommen, dass bei vorherigen Automatisierungswellen die geringqualifizierten und mittelqualifizierten Arbeitsanbieter fast ausschließlich betroffen waren. Die Geringqualifizierten stehen insbesondere einer Konkurrenz durch Roboter gegenüber, da ihre Aufgaben eher durch diese substituiert werden können, während die Automatisierungswelle mittelqualifizierter Arbeitnehmer vor allem durch fortschreitende Verwendung von Software begründet war. Der Arbeitsmarktwandel durch künstliche Intelligenz wird laut der Prognose dieser Untersuchung entgegen den vorherigen Wellen vor allem hochqualifizierte und ältere Arbeitnehmer betreffen, wobei der Autor anmerkt, dass deutliche Unsicherheit in Bezug auf die Effekte künstlicher Intelligenz verbleibt, da nur ein substitutiver Effekt untersucht wird und ein möglicher Komplementäreffekt mit unterschiedlichen Effekten auf die Arbeitsnachfrage unberücksichtigt bleibt. Genauso wird auch eine mögliche Veränderung auf Seiten des Arbeitsangebots laut M. Webb (2020) nicht berücksichtigt. Weiterhin sieht der Autor mögliche Verteilungseffekte sowie Effekte auf Ungleichheit bezogen auf berufliche, aber auch gesellschaftliche Gruppen; künstliche Intelligenz könnte hier die Löhne in der Mitte der Lohnverteilung drücken, aber die Ungleichverteilung an der Spitze vergrößern.

3.5.4 Paolillo et al. (2022)

Paolillo et al. (2022) verfolgen ebenfalls einen fähigkeitsbezogenen Ansatz. Sie berechnen einen Automation Risk Index (ARI), welcher das Risiko ausdrückt, mit welchem ein Beruf durch künstliche Intelligenz ersetzt werden kann. Eine Besonderheit dieser Untersuchung ist, dass explizit die Kombination aus künstlicher Intelligenz und Robotik betrachtet wird, sodass ein hoher Automation Risk Index dann besteht, wenn eine menschliche Arbeitskraft in einem Beruf durch die kombinierte Automatisierung mittels Robotern und künstliche Intelligenz ersetzt werden kann. Außerdem wird ein Resilience Index (RI) bestimmt, der messen soll, wie leicht der Wechsel in einen weniger gut automatisierbaren, alternativen Beruf durch wenig aufwändige Umschulung für von Substitution betroffene Arbeitnehmer ist.

Zur Bestimmung der jeweiligen Werte verwenden Paolillo et al. (2022) Berufsbeschreibungen aus der O*NET-Datenbank, welche in Bezug auf 87 nach Bedeutung

gewichtete Fähigkeiten mit Roboterfähigkeiten abgeglichen werden. Letztere stammen aus der European H2020 Robotics Multi-Annual Roadmap (MAR).

Ein besonders niedriger Automation Risk Index entfällt in dieser Untersuchung auf die Berufsgruppen der Physiker/-in, Neurologe/Neurologin, Präventivmediziner/-in, Neuropsychologe/Neuropsychologin, Pathologe/Pathologin, Mathematiker/-in, Vorstand/Vorständin, Chirurg/-in sowie Molekular- und Zellbiologe/-biologin. Hohe Werte werden den Berufen Schlachter/-in und Fleischverpacker/-in, Bügler/-in für Textilien, Sortierer/-in landwirtschaftlicher Erzeugnisse, Hausmeister/-in und Reinigungskräfte (außer Housekeeping) sowie Pflegehelfer/-in zugeschrieben.

Auffällig ist an den Ergebnissen dieser Publikation, dass hohe Werte für die Auswirkungen künstlicher Intelligenz auf die Berufsbilder nicht, wie in den anderen hier vorgestellten Publikationen, insbesondere Büro- bzw. White-Collar-Tätigkeiten mit niedrigem Anteil körperlicher Tätigkeiten betreffen, sondern vor allem solche vorrangig körperlichen oder manuellen Tätigkeiten als in hohem Maße der KI-Automatisierung ausgesetzt eingestuft werden. Dies ist vor allem die Folge aus der Betrachtungsweise von KI-Automatisierung als Verbindung aus den reinen Möglichkeiten durch neue Entwicklungen im Bereich künstlicher Intelligenz in Verbindung mit der physischen Ausführung von Tätigkeiten durch Roboter mit kognitiver Beteiligung künstlicher Intelligenz.

4 Datensatz

Im vorherigen Kapitel dieser Arbeit wurden die wichtigsten Forschungsarbeiten zum Einfluss künstlicher Intelligenz auf Berufe vorgestellt. Aufbauend auf diesen Methoden soll im nachfolgenden Abschnitt eine eigene Untersuchung konzipiert, durchgeführt und evaluiert werden, um einen aktuellen Forschungsbeitrag zum Themenfeld des Einflusses künstlicher Intelligenz auf menschliche Arbeit zu leisten.

Bei dem für diese Arbeit verwendeten Datensatz mit dem Titel ESCO handelt es sich um eine mehrsprachige Klassifikation von Fertigkeiten (Skills), Kompetenzen (Competences), Qualifikationen (Qualifications) und Berufen (Occupations). Die Europäische Kommission als Herausgeberin der Klassifikation verfolgt mit ihr diverse Ziele, unter anderem eine verbesserte Kommunikation zwischen verschiedenen Akteuren, beispielsweise aus den Bereichen Bildung und Weiterbildung; eine Erhöhung geografischer und beruflicher Mobilität in Europa; erhöhte Transparenz und einfacherer Informationszugang für diverse Stakeholder sowie das Schaffen einer Datengrundlage für politische Entscheidungsfindung (European Commission 2017, 10).

Das ESCO-Framework liegt in 27 Sprachen vor und umfasst die drei Säulen der Berufe, des Wissens/der Fertigkeiten und der Kompetenzen sowie der Qualifikationen. Hierbei agiert das Datenmodell über Konzepte, beispielsweise das Konzept einer Person, die Brote backt und diese an Kunden verkauft, und diesen Konzepten zugeordneten Begriffen, im zuvorgenannten Beispiel der Berufsbegriff ‚Bäcker‘ auf verschiedenen Sprachen.

Die Erstellung des ESCO-Datensatzes wird durch die Europäische Kommission gesteuert. Zuständig für die technische und konzeptuelle Entwicklung ist das Maintenance Committee, welches in unterschiedlicher Zusammensetzung jeweils für bestimmte Perioden berufen war. Zudem wurde ein mit diversen Stakeholdern besetztes ESCO-Board eingerichtet, welches die Kommission diesbezüglich strategisch beriet. In einer Member States Working Group sind seit 2015 verschiedene Mitgliedsstaaten vertreten, welche mit bis zu je zwei nationalen Experten bezüglich Implementation und Compliance berät. Sectoral Reference Groups gaben zudem sektorspezifische Rückmeldungen aus verschiedenen Institutionen und Stakeholdern für die erste Version des Datenmodells. Zusätzlich bestand eine Beratung durch eine Cross-Sector Reference

Group mit dem Ziel einer Verbesserung der Konsistenz des Fertigkeitsbereichs und der Verknüpfungen zwischen den verschiedenen Säulen. Zu Beginn waren außerdem weitere Stakeholder involviert.

Die inhaltliche Entwicklung des Datensatzes begann seitens der Europäischen Kommission in Form von Sekundärforschung, indem unter Einbeziehung der Stakeholder die Berufs- und Fertigkeitsbegriffe formuliert wurden. Hierzu wurden verschiedene Quellen ausgewertet, wobei unter anderem bestehende Studien, nationale, regionale und sektorale Klassifikationen sowie internationale Klassifikationen und Standards herangezogen wurden. Weitere Quellen umfassten Stellen- und Berufsbeschreibungen, wissenschaftliche Publikationen, Berufsnormen und Beschreibungen von Lernzielen. Zudem entwickelten sektorspezifisch tätige Experten Berufsprofile für die jeweils behandelten Sektoren. Nach der Profilentwicklung erfolgte eine Validierung der vorläufigen Profile mittels Stichprobenuntersuchungen im Abgleich zu Stellenbeschreibungen des europäischen Arbeitsmarkts; im Rahmen einer Konsultation nahmen 500 weitere Stakeholder unter anderem aus Berufsverbänden, Bildungs- und Weiterbildungsinstitutionen, Unternehmen, Branchenverbänden und Gewerkschaften aus allen EU-Mitgliedsstaaten teil und gaben etwa 3900 Expertenkommentare ab. Im finalen Schritt erfolgte ein Vergleich der erstellten Klassifikation mit acht nationalen Berufsklassifikationen, um Lücken zu identifizieren. Hierbei wurden eine französische (*Répertoire Opérationnel des Métiers et des Emplois*), eine deutsche (Klassifikation der Berufe 2010), eine niederländische (Beroepen, Opleidingen en Competentieregister), eine schwedische (Standard för Svensk Yrkeklassificering), eine spanische (Clasificación de Ocupaciones del Sistema de Información de los Servicios Públicos de Empleo), eine rumänische (Clasificarea ocupațiilor din România), eine österreichische (Berufsinformationssystem) und eine tschechische Klassifikation (Klasifikace zaměstnání and Národní soustava povolání) herangezogen, wobei 249 neue Berufe in diesem Schritt erstellt und weitere Profile angepasst wurden, wenn entsprechende Lücken identifiziert wurden (European Commission 2017, 41–43).

Die erste Säule des ESCO-Modells umfasst die Berufe (Occupations). Im Datensatz mit der für diese Arbeit verwendeten Version 1.2 sind 3039 solcher Berufe enthalten (ESCO Secretariat 2024). Jede dieser ‚Occupations‘ wird als Gruppe von genaueren Arbeitsplätzen (Jobs) definiert, wobei jeder dieser einzelnen Arbeitsplätze wiederum aus einer Gruppe von Aufgaben besteht, die der jeweils dort Angestellte erledigt oder

erledigen soll. Hierbei werden selbständig Tätige explizit eingeschlossen. Außerdem gehören ehrenamtliche Tätigkeiten (volunteer-based), Subsistenztätigkeiten (subsistence-based), künstlerische Tätigkeiten (arts and crafts) und politische Mandate (political mandates) zu den Occupations im Sinne des ESCO-Modells (European Commission 2017, 13). Somit ergibt sich ein breit gefächertes Bild verschiedener Berufe im weiteren Sinn. Jedem dieser Berufe werden im Datensatz mehrere essenzielle Konzepte aus den Bereichen Wissen (knowledge), Fertigkeiten (skills) und Kompetenzen (competences) zugeordnet, die unabhängig vom individuellen Arbeits-, Unternehmens- und Landeskontext sein sollen. Weiterhin werden optionale Konzepte aus den drei benannten Bereichen zugeordnet, die je nach Arbeitgeber oder Arbeitskontext relevant für die Ausübung des einzelnen Berufs sein können, jedoch nicht generell für den Beruf relevant sind.

Für die Zwecke dieser Arbeit werden nur die essenziellen Fertigkeiten für die Beurteilung der Berufe betrachtet. Einerseits ist dies damit begründet, dass der ESCO-Datensatz keine direkten Rückschlüsse darüber zulässt, für welchen Anteil oder Kontext der einzelnen Berufe die Fertigkeiten tatsächlich benötigt werden, sodass nicht beurteilt werden kann, welche der optionalen Fertigkeiten eine höhere oder geringere Bedeutung für das gesamte Berufsbild haben. Außerdem wird die Aussagekraft der Ergebnisse durch die Verwendung optionaler Fertigkeiten potenziell reduziert, da ein Hinzufügen von nicht tatsächlich für einen Beruf, sondern beispielsweise nur für einen speziellen Unternehmenskontext benötigten Fertigkeiten fälschlicherweise dem konkreten Beruf und nicht den Rahmenbedingungen individueller Umstände zugeschrieben werden (zum Beispiel KI-Potenzial eines Unternehmens statt eines generellen Berufsbilds).

In der Occupations-Säule des Datensatzes werden die Berufe, die aus einzelnen Tätigkeiten zusammengesetzt sind, wiederum höheren ISCO-Gruppen zugeordnet. Diese ISCO-Gruppen folgen der ISCO-08-Klassifikation der International Labour Organisation (ILO). So wird beispielsweise ein Pferdezüchter als ESCO-Occupation (Horse breeder) der ISCO-Klassifikation 6121, Livestock and dairy producers, zugeordnet. In der nächsthöheren Hierarchieebene dieser Klassifikation folgt die Gruppe 612 Animal producers, darüber die Gruppe 61, Market oriented skilled agricultural workers, und auf der höchsten Ebene die Gruppe 6, Skilled agricultural, forestry and fishery workers (European Commission 2017, 18).

Im ESCO-Modell wird der Begriff der Skills als Fähigkeit, Wissen und Know-how anzuwenden, um Aufgaben zu erfüllen und Probleme zu lösen, definiert. Fertigkeiten werden als kognitiv (beinhalten logisches, intuitives und kreatives Denken) oder praktisch (mit manueller Geschicklichkeit und der Verwendung von Methoden, Materialien, Werkzeugen und Instrumenten) klassifiziert. Dieser Bereich wird für die spätere Analyse der Fertigkeiten von künstlicher Intelligenz genutzt, um besonders durch neue KI-Entwicklungen betroffene Berufe zu erkennen.

Außerdem beinhaltet der ESCO-Datensatz die Bereiche Wissen (knowledge) und Kompetenzen (competence). Unter dem Begriff des Wissens werden für den Zweck des ESCO-Modells Fakten, Prinzipien, Theorien und Praktiken verstanden, die sich auf einen Arbeits- oder Ausbildungsbereich beziehen. Dieses Wissen kann theoretisch oder faktisch sein und wird durch Lernprozesse angesammelt.

Der Begriff der Kompetenzen umfasst die nachgewiesene Fähigkeit, Wissen und Fertigkeiten sowie persönliche, soziale und/oder methodologische Fähigkeiten in Arbeit und Ausbildung anzuwenden. Das ESCO-Handbuch weist darauf hin, dass die Begriffe Fertigkeiten (skills) und Kompetenzen (competences) zuweilen synonym genutzt werden, hier jedoch deutlich differenziert betrachtet werden. Fertigkeiten sind hier die Nutzung konkreter Methoden oder Instrumente in Bezug auf eine bestimmte Arbeitsaufgabe, während der Kompetenzbegriff breiter gefasst ist und sich auf eine unabhängige und selbständige Nutzung von Wissen und Fertigkeiten in neuen und unvorhergesehenen Situationen bezieht.

Da der Bereich der Skills aus dem Datensatz für diese Untersuchung eine zentrale Bedeutung einnimmt, wird dieser nachfolgend detaillierter betrachtet. In der Version 1.2 wurden mit Veröffentlichung im Mai 2024 32 neue Skills zugeordnet sowie zahlreiche Korrekturen und Aktualisierungen vorgenommen, etwa bei verwaisten Fertigkeitsbegriffen, sowie veraltete Klassifikationen entfernt, was 195 Fertigkeiten betraf (ESCO Secretariat 2024).

Für jeden im Datensatz benannten Skill enthält das ESCO-Modell einen präferierten Begriff zur Bezeichnung des Konzepts sowie einige weitere Begriffe (z. B. Synonyme, Varianten und Abkürzungen des präferierten Begriffs sowie versteckte Begriffe, die als veraltet, fehlerhaft oder politisch inkorrekt bewertet wurden). Eine Beschreibung soll zudem detaillierter Aufschluss über die Bedeutung und Verwendung des Skillbegriffs

geben; außerdem wird im Bereich ‚Scope‘ eine Definition der Grenzen bzw. eine Abgrenzung des Begriffs vorgenommen. Weiterhin findet eine Zuordnung des Skills zu Berufen statt, wobei die zuvor erwähnte Zuordnung als ‚essential‘ oder ‚optional‘ erfolgen kann. Zudem wird ein reusability level angegeben, welches zeigen soll, inwiefern ein Skill im Fall eines Berufswechsels weiterhin durch den Arbeitnehmer angewendet werden kann. Hierbei werden vier Niveaus unterschieden, welche für diese Untersuchung allerdings nicht näher betrachtet werden, da die berufliche Mobilität nicht untersuchungsgegenständlich ist.

Eines der durch die Europäische Kommission zur Verfügung gestellten Dateiformate sind die Skill-Occupation Matrix Tables. Hier wird in Tabellenform eine Verknüpfung zwischen Berufen und Fertigkeitsgruppen hergestellt. In dieser Ausgabeform wurden vonseiten des Herausgebers der Daten alle Elemente aus der Gruppe Wissen (knowledge) aufgrund inkompatibler Hierarchien entfernt. Dies ist für die vorliegende Untersuchung nicht hinderlich, da Fertigkeiten davon unbetroffen sind. Außerdem sind optionale und essenzielle Fertigkeiten separat untersucht worden. Des Weiteren wurde der Datensatz um alle Fertigkeiten bereinigt, die nicht zur Fertigkeitshierarchie gehören. Dies betrifft Fertigkeiten der Kategorien Language Skills, Attitudes Skills und Transversal Skills. Auch dies ist für die geplante Untersuchung nicht hinderlich, da die essenziellen Fertigkeiten der Berufe als Untersuchungsgegenstand im Ausgabeformat uneingeschränkt vorhanden sind. Zu den technischen Hintergründen und der technischen Durchführung dieser Ausgabe wird an dieser Stelle auf das Dokument European Commission (2021) verwiesen, da diese Auswertungsarbeit durch den Herausgeber des Datensatzes erfolgte und nicht Teil dieser Arbeit ist.

Das Resultat aus dieser Ausgabevariante ist eine Tabelle, die den Berufen Fertigkeitskategorien zuordnet. Jede Zelle erhält einen Wert zwischen 0 und 1, welcher eine Aussage über die Bedeutung jeder Fertigkeitsgruppe für den jeweiligen Beruf in Relation zu der Bedeutung der anderen Fertigkeitskategorien trifft. Hierbei ist der Einfluss optionaler Fertigkeiten während der Aufbereitung durch die Herausgeber von ESCO halbiert worden, um die geringere Bedeutung der optionalen Fertigkeiten zu berücksichtigen (European Commission 2021).

Die resultierende Tabelle erreicht auf der granularsten Ebene eine Größe von 296 x 3039 Zellen, auf der höchsten aggregierten Ebene eine Größe von 8 x 10 Zellen.

In dieser Untersuchung wird die Matrix 2.0 verwendet, welche 74 Fertigkeitskategorien mit 3039 Berufskonzepten kombiniert und somit eine Größe von 224.886 Zellen erreicht. Hierbei handelt es sich um die granularste Berufsebene, die Fertigkeiten wurden jedoch von Herausgeberseite auf die ESCO-Ebene 2 aggregiert. Für jeden Beruf entstehen so 74 Werte zwischen 0 und 1, die die relative Bedeutung dieser Fertigkeit für das Berufsbild ausdrücken. Die Werte jeder Berufsgruppe summieren sich auf 1, sodass die einzelnen Zelleninhalte entsprechend als Prozentwerte interpretiert werden können.

Im technischen Bericht zu den Matrixtabellen merken die Herausgeber an, dass nicht alle Fertigkeitsgruppen gleich groß sind und eine Normalisierung erst im letzten Schritt stattfindet. Dies führt zu tendenziell höheren Werten bei größeren Gruppen. Hierzu kommentieren die Herausgeber, dass dies die Qualität der Daten und die Interpretation der Matrix nicht verschlechtere, da die Anzahl der Fertigkeiten in den Gruppen unter anderem daher stammt, dass sich Unterschiede in der Nutzung von Werkzeugen und Ausrüstung ergeben, sich der Gegenstand der Arbeit unterscheidet oder die Funktion oder das Ergebnis der Arbeit unterschiedlich ist, weswegen bei korrekter Zuordnung der Fertigkeiten zu Berufen ohne Duplikate die Datenqualität trotz unterschiedlich großer Gruppen gewährleistet sein soll (European Commission 2021, 7).

5 Klassifikation

In diesem Abschnitt sollen die verschiedenen Fertigkeitskategorien in Bezug auf die entsprechenden Fertigkeiten künstlicher Intelligenz überprüft werden. Hierzu werden möglichst aktuelle Forschungsergebnisse herangezogen, um zu beurteilen, inwiefern ein Berufsbild in einem konkreten Fertigungsbereich Kontakt zu künstlicher Intelligenz hat. Dieser Betrachtung liegt unter anderem zugrunde, dass ein starker, messbarer Zusammenhang zwischen dem Kontakt zu künstlicher Intelligenz und den Fertigkeitsanforderungen eines Arbeitsplatzes besteht (Acemoglu et al. 2020, 2). Außerdem folgt diese Untersuchung der Argumentation von Arntz, Gregory und Zierahn (2016, 7–25), dass eine Betrachtung von Automatisierung nur auf ganze Berufe und nicht auf einzelne Fertigkeiten zu einer Überschätzung der Menge der durch Automatisierung substituierten Stellen führen würde, da auch Berufe mit einem substantiellen Anteil automatisierbarer Fertigkeiten solche Anteile besitzen, die aktuell kaum oder nicht automatisierbar sind. Auf dieser Grundlage wird die hier vorliegende Betrachtung zunächst auf Fertigkeitsebene vorgenommen. Idealerweise wird, sofern verfügbar und geeignet, auf Benchmarks zurückgegriffen, die mit aktuellen Modellen und menschlichen Vergleichswerten befüllt sind. Wenn dies nicht oder nur mit Einschränkungen möglich ist, wird zudem oder ausschließlich auf Fallstudien und andere Quellen zurückgegriffen. Mittels dieser Vorgehensweise sollen Fertigkeitskategorien identifiziert werden, die entweder durch künstliche Intelligenz substituiert oder komplementiert werden können. Für die Titel der Fertigkeiten, die Beschreibungen und Definitionen der jeweiligen Inhalte und Fertigkeiten in den Kategorien werden die (je nach bestehender Verfügbarkeit teils selbstübersetzten) Angaben aus der ESCO-Onlineklassifikation und den entsprechenden Unterseiten des Online-Zugriffs auf den Datensatz in der Version v1.2.0 verwendet (siehe auch European Commission 2024). Teils werden Alternativbezeichnungen eingesetzt, wenn die Hauptbezeichnung eines Konzepts des Datensatzes nicht eindeutig oder missverständlich erscheint.

Eine bedeutsame Unterscheidung für die Zwecke dieser Untersuchung ist die Differenzierung zwischen reinen Fertigkeiten aus dem Bereich künstlicher Intelligenz gegenüber Fertigkeiten, die durch Maschinen und insbesondere Roboter ausgeführt und nur durch künstliche Intelligenz begünstigt werden. So könnten Robotikanwendungen durch KI-Integration ebenfalls profitieren, da diese beispielsweise das visuelle

Verständnis der Maschinen deutlich erhöhen (Perrault und J. Clark 2024, 137); es bestehen aber wichtige Unterschiede in der Betrachtung, da künstliche Intelligenz kognitive Fertigkeiten verbessern könnte, nicht jedoch physische Fertigkeiten der Roboter wie beispielsweise das Bewegen oder Heben von Gegenständen. Laut Naudé, Gries und Dimitri (2024, 52) beschäftigt sich ein Großteil der aktuelleren empirischen Forschung zum Thema Automatisierung und deren Folgen auf den Arbeitsmarkt nicht mit künstlicher Intelligenz, sondern mit roboterbasierter Automatisierung, weswegen eine genaue Abgrenzung in den folgenden Abschnitten hohe Relevanz zur Vermeidung von Ungenauigkeiten und Überschneidungen hat. Diese Abgrenzung ist zudem bedeutsam, da auch die nach Einführung benötigten komplementären Fertigkeiten für den Umgang mit Robotern gegenüber künstlicher Intelligenz deutlich unterschiedlich sind (Gries und Naudé 2022, 12), sodass auch weiterführende Untersuchungen zu später gegebenenfalls indirekt erfolgenden, weiteren Anpassungen in Nachfrage und Angebot an Fertigkeiten diese Automatisierungspfade separat betrachten müssten.

5.1 Kommunikation, Zusammenarbeit und Kreativität

Die erste Kategoriengruppe, Kommunikation, Zusammenarbeit und Kreativität (S1, communication, collaboration and creativity), umfasst gemäß der Beschreibung des ESCO-Datensatzes die Kommunikation, Zusammenarbeit, Kontaktpflege und Verhandlung mit anderen Menschen, die Entwicklung von Problemlösungen, das Erstellen von Plänen oder Spezifikationen für die Planung von Objekten und Systemen, das Verfassen von Texten oder Komponieren von Musik, das Aufführen zur Unterhaltung eines Publikums und die Vermittlung von Wissen an andere; der Datensatz exkludiert explizit die Kommunikation und Interaktion mit Tieren aus dieser Kategorie (Europäische Kommission 2024).

In der Kategoriengruppe enthalten sind 15 Fertigkeitskategorien, welche wiederum andere Fertigkeiten enthalten. Diese Kategorien werden nachfolgend in Bezug auf mögliche KI-Fertigkeiten und KI-Beeinflussung untersucht.

5.1.1 Kommunikation, Zusammenarbeit und Kreativität

Die erste Fertigkeitskategorie trägt denselben Titel wie die Kategoriengruppe und wird entsprechend auch im Datensatz gleich beschrieben (Europäische Kommission 2024). Sie beinhaltet einige Fertigkeiten, welche zwar zum Bereich Kommunikation, Zusammenarbeit und Kreativität zugehörig sind, jedoch innerhalb des Kategoriensystems des ESCO-Datensatzes nicht zu den anderen vierzehn Unterkategorien zugeordnet wurden.

Konkrete, in dieser Kategorie enthaltene Fertigkeiten tragen folgende Titel: Thematik wählen, mit Jugendlichen kommunizieren, mithilfe von Dolmetschern/Dolmetscherinnen kommunizieren, Aufmerksamkeit von Menschen erregen, schriftliche Mitteilungen richtig auslegen, den Informationsbedarf junger Menschen ermitteln, IKT-Innovation betreiben, abstrakt denken, Kommunikationstechniken nutzen sowie Eigeninitiative ergreifen (Europäische Kommission 2024). Die Betrachtung dieser Kategorie stellt sich insbesondere aufgrund der sehr unterschiedlichen Fertigkeiten, die in ihr gesammelt sind, unklar dar. Aufgrund dieser breiten Fächerung und der in den nachfolgenden

Abschnitten erfolgenden, genaueren Betrachtung spezifischerer Fertigkeitskategorien wird diese Sammelkategorie nicht denen mit hohem KI-Einfluss zugerechnet.

5.1.2 Verhandlungen führen

Die Fertigkeitskategorie Verhandlungen führen (S1.1, negotiating) wird im ESCO-Datensatz als Austausch von Ideen bei der Analyse von Problemen und davon betroffenen Interessen zum Lösen von Streitigkeiten und Herbeiführen einer Einigung oder Entscheidungen zur Beilegung von Streitigkeiten oder zur Durchsetzung von Recht zu treffen beschrieben. Enthaltene Fertigkeiten sind das Schlichten und Lösen von Disputen, das Verhandeln, das Aushandeln und Verwalten von Verträgen und Vereinbarungen und das Beantworten von Beschwerden (Europäische Kommission 2024).

Berufe, für welche diese Fertigkeiten eine besonders hohe Bedeutung im Vergleich zu anderen Fertigkeiten haben, sind beispielsweise Mediator/-in, Schiffsmakler/-in, Warenausstellungsvermittler/-in und Ombudsmann/Ombudsfrau.

Tatsächliche Anwendungen von KI-basierten Verhandlungsagenten sind nach Wissensstand dieser Arbeit bislang nicht publiziert. Es wird jedoch die Annahme geäußert, KI-Anwendungen könnten Verhandlungen zwischen Parteien unterstützen, organisieren und grundlegend verändern (Eidenmüller 2024; Agua, Correia und Frias 2024). Zudem werden teils Simulationsszenarien verwendet, um das Agieren künstlicher Intelligenz in Verhandlungssituationen zu untersuchen; so dient beispielsweise das Brettspiel Diplomacy als Verhandlungssimulation. Das Ergebnis einer diesbezüglichen Studie zeigt, dass durch die noch relativ neue Möglichkeit der Verarbeitung natürlicher Sprache Verhandlungen mit realitätsnäherer Interaktion möglich werden, die zu deutlich besseren Verhandlungsergebnissen führen können; menschenähnliche Leistungen können hierbei möglich sein, hängen jedoch von genaueren Rahmenbedingungen wie beispielsweise den Trainingsdaten des verwendeten KI-Modells ab (Kramár et al. 2022).

Obwohl hier in entsprechenden Publikationen Ansatzpunkte aufgezeigt oder Simulationen durchgeführt werden, fehlen nach Kenntnisstand dieser Arbeit konkrete Vergleiche in realitätsnahen Verhandlungssituationen, welche Aufschluss über das Fertigkeitsniveau künstlicher Intelligenz in dieser Kategorie geben können. Zudem werden

andere Teilbereiche einer Verhandlungstätigkeit, etwa das oben erwähnte Organisieren, in entsprechenden anderen Teilen dieser Arbeit betrachtet (beispielsweise im Abschnitt 5.4.1 Managementfähigkeiten).

5.1.3 Herstellen und Pflegen von Kontakten sowie Bildung von Netzwerken

Der Bereich Herstellen und Pflegen von Kontakten sowie Bildung von Netzwerken (S1.2, liaising and networking) wird im ESCO-Datensatz als Aufbau von Allianzen, Kontakten oder Partnerschaften und Austausch von Informationen mit anderen beschrieben; enthalten sind die Fertigkeiten Aufbau von beruflichen Beziehungen oder Netzwerken, Eintreten für individuelle oder gemeinschaftliche Bedürfnisse, Herstellen und Pflegen von Kontakten sowie Bildung von Netzwerken, Kommunikation mit Kollegen/Kolleginnen und Kunden/Kundinnen, Zusammenarbeit und Kontaktpflege (Europäische Kommission 2024).

Beispiele für Berufe mit einer im Vergleich zu anderen Fertigkeiten hohen Bedeutung dieser Kategorie sind Direktor/-in eines Jugendprogramms, Mitarbeiter/-in im Bereich internationale Beziehungen, Generalsekretär/-in sowie Handelsreferent/-in.

Zur KI-Beeinflussung dieser Fertigkeiten ist festzustellen, dass Kommunikation mit Personen grundsätzlich bereits durch künstliche Intelligenz erfolgen kann. So kann künstliche Intelligenz in Telefonkonversationen eingesetzt werden, ohne dass dies von menschlichen Gesprächspartnern bemerkt wird, was für die Einsatzmöglichkeit bei Fertigkeiten mit hohen interpersonellen Anteilen spricht (Robinson et al. 2020, 366). Außerdem können verschiedene virtuelle Assistenten als menschenähnliche Gesprächspartner in diversen Situationen mit Menschen kommunizieren (Topol 2023; Jan, Ji und C. Kim 2023). Detaillierter wird auf die Kommunikationsfertigkeiten künstlicher Intelligenz in späteren Abschnitten eingegangen.

Nichtsdestotrotz muss für die vorliegende Kategorie die erhöhte Komplexität der Kommunikationsaufgaben betont werden. Dieser Kategorie sind nicht allgemeine Kommunikationsaufgaben, sondern unter anderem der Aufbau neuer Beziehungen, das Bilden von Netzwerken oder das Eintreten für Bedürfnisse zugeordnet. Für diese Aufgaben bestehen nach aktuellem Wissensstand kaum Anwendungen bzw. beziehen sich einige Fallbeispiele vorwiegend auf allgemeine Kommunikationsfertigkeiten, welche in

anderen Abschnitten des Datensatzes berücksichtigt werden, sodass diese Kategorie nicht den stark KI-beeinflussten Fertigkeiten zugeordnet wird.

5.1.4 Lehre und Ausbildung

Zur Kategorie S1.3, Lehre und Ausbildung (teaching and training), gehört die folgende Beschreibung: Förderung des Erwerbs neuer Kenntnisse und Fähigkeiten; Individuen und Gruppen durch einen Prozess leiten und führen, in dem ihnen die notwendigen Fertigkeiten und Kenntnisse für das Leben, für künftiges Lernen oder für einen bestimmten Arbeitsplatz oder eine Gruppe von Arbeitsplätzen vermittelt werden; der Datensatz schließt die Ausbildung von Tieren aus dieser Kategorie aus (Europäische Kommission 2024).

In der Kategorie sind sechs spezifischere Fertigkeiten enthalten, welche jeweils noch genauere Unterordnungen enthalten. Die sechs Fertigkeitsgruppen der Kategorie S1.3 sind Coaching und Mentoring, Lehre und Ausbildung, Schulung zu Gesundheits- oder medizinischen Themen, Schulung zu Sicherheitsvorschriften, Schulung zu betrieblichen Verfahren sowie Unterricht in akademischen oder berufsbildenden Fächern.

Berufe mit einer hohen Bedeutung dieser Fertigkeitsgruppe in Relation zu anderen Fertigkeiten sind Lehrerberufe im öffentlichen Bildungsbereich (z. B. Lehrkraft für Erwachsenenalphabetisierung, Lehrkraft im Bereich Berufsbildung) sowie im unternehmerischen bzw. privaten Bereich (z. B. betriebliche/-r Aus- und Weiterbildner/-in, Rhetorik-Trainer/-in).

In der Ausbildung sind verschiedene Einsatzszenarien für künstliche Intelligenz denkbar. So kann künstliche Intelligenz im Rahmen medizinischer Ausbildungsprozesse eine realistischere Darstellung von Patienten unterstützen (Seymour et al. 2023, 52). Außerdem können KI-Modelle in ersten Tests Prüfungsleistungen korrekt bewerten, obwohl noch zahlreiche Schwachstellen in der Genauigkeit und Zuverlässigkeit bestehen (Kortemeyer, Nöhl und Onishchuk 2024).

Lehrerberufen ordnen Paolillo et al. (2022) fast ausschließlich niedrige Werte (Automation Risk) zu. Ebenso argumentiert M. Webb (2020, 40), dass lehrende Berufe aufgrund des hohen interpersonellen Anteils am Berufsbild zu den am wenigsten von künstlicher Intelligenz betroffenen Berufen gehören. Demgegenüber gehören

Lehrkräfte des postsekundären Bereichs zu den am stärksten beeinflussten Berufen in der Untersuchung von Felten, Raj und Seamans (2023a), welche sich auf Sprachmodelle fokussiert. Durch diese Bewertungsentwicklung insbesondere im Kontext der LLMs wird deutlich, dass neue Entwicklungen im Bereich künstlicher Intelligenz die Betrachtungsweise ihrer Auswirkungen stark verändern können. Felten, Raj und Seamans (6) weisen in diesem Kontext auch auf diverse Berichte dazu hin, dass sich die Arbeit im Bildungssektor durch den Einsatz textgenerativer künstlicher Intelligenz stark verändert habe. Aus diesem und den oben genannten Gründen wird der Einfluss künstlicher Intelligenz auf diese Kategorie als hoch angenommen.

5.1.5 Informationen präsentieren

Den Bereich Informationen präsentieren (S1.4, presenting information) beschreibt der ESCO-Datensatz als Präsentieren von mündlichem oder visuellem Material vor einem Publikum, um Informationen zu vermitteln oder zu interpretieren; als spezifischere Fertigkeiten werden hier die Präsentation allgemeiner Informationen, die Präsentation von Forschungs- oder fachlichen Informationen und die Präsentation von Informationen in Gerichtsverfahren zugeordnet (Europäische Kommission 2024). Die Berufe mit der prozentual höchsten Bedeutung dieser Fertigkeitsgruppe in Relation zu anderen Fertigkeiten sind Staatsanwalt/Staatsanwältin, Bingo-Spielleiter/-in, Bundesratsmitglied (engl.: senator), Abgeordnete/-r, Regierungsmitglied und Texter/-in von Untertiteln.

Die Präsentation von Informationen in verschiedener Form durch künstliche Intelligenz wurde bereits an verschiedenen Fallstudien demonstriert. So zeigen Kleinberg et al. (2018), dass maschinelles Lernen Richter bei der Entscheidungsfindung in Kautionsentscheidungen (bail decisions) unterstützen kann, indem es Vorhersagen und Informationen zur Verfügung stellt. Ebenso scheint juristische Schreibarbeit durch künstliche Intelligenz mit menschlicher Überprüfung verlässlich zu funktionieren (Mika 2022), was mit einer schriftlichen Präsentation von Informationen, gegebenenfalls im oben genannten Bereich der Gerichtsverfahren, zusammenhängt. M. Bommarito, II und Katz (2022, 9) messen anhand der US-amerikanischen Anwaltskammerprüfungen ein grundlegendes Rechtsverständnis eines nicht-spezialisierten KI-Modells.

Graefe (2016) beschreibt Automatischen Journalismus, also die automatisierte Erstellung journalistischer Beiträge auf Grundlage strukturiert vorliegender Informationen. Dies ist ebenfalls dieser Kategorie zugehörig, da hier vorliegende Informationen einem Publikum zugänglich gemacht werden. Ähnliches lässt sich im Bereich der Wertpapieranalyse erwarten, da hier die Aufbereitung von Informationen beispielsweise für Vorstandsgespräche laut Grennan und Michaely (2017, 15–17) durch KI-Modelle übernommen werden könnte und daher die reine Präsentation von Informationen an Bedeutung verlieren könnte.

In Bezug auf den oben genannten Beruf des/der Texter/-in von Untertiteln zeigt Calvo-Ferrer (2024), dass Experten oft nicht zwischen von menschlichen Textern und von künstlicher Intelligenz erstellten Untertiteln unterscheiden können. Ebenso stellen Soe, Guribye und Slavkovik (2021) fest, dass durch künstliche Intelligenz generierte Untertitel zwar nicht perfekt sind, aber bereits 2021 ein Großteil des Erstellungsprozesses von Untertiteln automatisiert werden konnte. Somit könnte in Zukunft deutlich weniger menschliche Arbeitszeit in diesem Fertigungsbereich benötigt werden.

Aufgrund der dargelegten Anwendungsbereiche sowie der aufgezeigten Studien wird diese Kategorie den unter hohem KI-Einfluss stehenden Kategorien zugeordnet.

5.1.6 Beraten

Die Gruppe S1.5, Beraten (advising and consulting), beschreibt der ESCO-Datensatz mit dem Anleiten und Beraten bei der Entscheidungsfindung bezüglich Aufgaben, Situationen und Prozessen. Ausgeschlossen ist aus dieser Kategorie die psychologische, verhaltensbezogene und soziale Beratung, welche zu S3.1 (Beratung) gehört. Spezifischere Konzepte dieses Bereichs sind unter anderem die Beratung zu Bildungs- oder Berufsbildungsthemen, die Beratung zu Rechts-, Regulierungs- oder Verfahrensfragen oder die medizinische Beratung (Europäische Kommission 2024). Berufe, für die die Fertigkeiten dieser Kategorie eine vergleichsweise hohe Bedeutung haben, sind Weinbauberater/-in, Patentanwalt/Patentanwältin, Sport- und Fitnesskaufmann/-frau, Geschäftskundenberater/-in sowie Referent/-in für Rechtsfragen. Allgemein fällt auf, dass auch in der weiteren Liste der Berufe mit hohem Anteil dieser Gruppe vor

allem Tätigkeitsfelder enthalten sind, die als Berater/-in verschiedener Branchen oder Personen tätig sind.

Beginnend mit der medizinischen Beratung, welche einen oben genannten Teilbereich dieser Kategorie darstellt, lässt sich festhalten, dass laut eines Übersichtsartikels von Alrassi, Katsufrakis und Chandran (2021, 38) künstliche Intelligenz in Diagnose und Management einiger Krankheiten bessere Werte als menschliche Arbeitskräfte erreichen kann. Die Zuordnung passender Behandlungen könnte entsprechend auch dieser Kategorie zugeordnet werden, da einigen medizinischen Berufen ein hoher Wert dieser Kategorie im Datensatz zugeordnet wurde (beispielsweise Homöopath/-in, Podolog/-in).

Auch die Beratung in rechtlichen Angelegenheiten scheint aufgrund der hier oft vertretenen Berufe für diese Kategorie bedeutend zu sein. Hier ist festzuhalten, dass juristisches Schreiben mit künstlicher Intelligenz und menschlicher Überwachung bereits gut funktionieren kann (Mika 2022). Außerdem erreichen KI-Modelle bei juristischen Abschlussprüfungen wie der US-amerikanischen Bar Exam bereits bessere Ergebnisse als menschliche Prüflinge (Katz et al. 2023). Gute Fertigkeitsniveaus sieht eine McKinsey-Analyse auch bei Kundendiensttätigkeiten, insbesondere bei der Automatisierung von Kundenkontakten (Chui et al. 2021, 3), welche ebenfalls einen Beratungsanteil enthalten können.

In der oben genannten Beschreibung dieses Abschnitts ist auch die Unterstützung bei einer Entscheidungsfindung als zu diesem Bereich zugehörig beschrieben. In anderen Abschnitten dieser Untersuchung wurde bereits auf die Unterstützung bei der Entscheidungsfindung für Richter (Kleinberg et al. 2018) sowie die möglicherweise objektivere Entscheidungsfindung unter Beratung von künstlicher Intelligenz (Parry, M. Cohen und Bhattacharya 2016, 588–589) eingegangen; ebenso ist der für die Entscheidungsfindung zentrale Umgang mit Informationen und Unsicherheiten sowie das Treffen von Vorhersagen eine zentrale Funktionsweise künstlicher Intelligenz (Agrawal, Gans und Goldfarb 2018, 78–81).

Felten, Raj und Seamans (2023a, 17) ordnen mehreren beratenden Berufen ein hohes Automatisierungsrisiko durch Sprachmodelle zu, etwa Berater/-in für psychische Gesundheit (Mental Health Counselors) oder Genetikberater/-in (Genetic Counselors). Bei Paolillo et al. (2022) werden beratenden Berufen vornehmlich mittlere bis niedrige

Automatisierungswerte zugeschrieben, etwa Berater/-in für Substanzmissbrauch und Verhaltensstörungen (Substance Abuse and Behavioral Disorder Counselors). Entsprechend wird hier vor allem für die von ersterer Quelle besonders berücksichtigten Sprachmodelle ein erhöhter Einfluss angenommen. Aus den in diesem Abschnitt genannten Gründen wird die Kategorie S1.5 Beraten den Kategorien mit hohem KI-Einfluss zugeordnet.

5.1.7 Werbung, Verkauf und Kauf

Die Fertigkeitskategorie S1.6 (promoting, selling and purchasing) enthält die namensgebenden, spezifischeren Fertigkeiten Kauf, Verkauf und Werbung von/für Waren oder Dienstleistungen. Aus dieser Kategorie ausgeschlossen sind laut Datensatz der Handel und andere Fertigkeiten des Kaufens und Verkaufens. Laut Beschreibung der Kategorie liegt der Fokus der enthaltenen Fertigkeiten auf dem Einsatz von Kommunikationsstrategien und -techniken, um die Akzeptanz von Waren, Dienstleistungen oder Ideen zu erhöhen sowie um Güter und Dienstleistungen zu kaufen bzw. zu verkaufen (Europäische Kommission 2024). Berufe, für welche diese Fertigkeiten eine im Vergleich besonders hohe Bedeutung haben, sind beispielsweise Netzwerk-Marketingexperte/Netzwerk-Marketingexpertin, Führungskraft für Employer Branding, Prospektverteiler/-in, Leiter/-in eines Möbelgeschäftes sowie Leiter/-in eines Geschäfts für Computersoftware und Multimediatechnik.

Im Einzelhandelsverkauf könnte künstliche Intelligenz in Form von virtuellen Einkaufsassistenten präsenter werden, welche Kundenkontakte beispielsweise in Form von Werbung und Beratung übernehmen können (Kamoonpuri und Sengar 2023); so können stimmengenerierende Anwendungen beispielsweise im Kleidungssegment in den Kundenkontakt treten (Kautish et al. 2023; Jan, Ji und C. Kim 2023; Rohit et al. 2024). Felten, Raj und Seamans (2023a, 17) nennen den Beruf der Telemarketer sogar als den Beruf mit dem höchsten Einfluss von KI-Sprachmodellen.

Das automatisierte Kaufen und Verkaufen von Waren und Dienstleistungen lässt sich zudem im automatisierten Finanzmarkthandel beobachten (Popper 2016). Der Einsatz von künstlicher Intelligenz im Bereich der Finanzmarktanalyse und -vorhersage wurde bereits in zahlreichen Publikationen untersucht (Ferreira, Gandomi und Cardoso 2021,

30906–7). Daher ist auch hier von hohem Potenzial für künstliche Intelligenz auszugehen; es erfolgt eine Zuordnung zu den von hohem KI-Einfluss betroffenen Kategorien.

5.1.8 Mündliche Einholung von Informationen

Die mündliche Einholung von Informationen (S1.7, obtaining information verbally), beschrieben als Fragenstellen und Zuhören, um Informationen zu erhalten, umfasst die Fertigkeiten Befragungen, Zuhören und Stellen von Fragen und Zusammenarbeit mit anderen, um Bedürfnisse zu ermitteln (Europäische Kommission 2024). Berufe mit einer hohen relativen Bedeutung dieser Gruppe finden sich im Bereich der Marktforschung (Interviewer/-in im Bereich Marktforschung, Interviewer/-in im Bereich Umfragen); zudem auch bei Reiseberater/-in im Bahnverkehr, Standesbeamter/Standesbeamtin sowie Wirtschaftsprüfungsassistent/-in.

Zur Einholung von Informationen lässt sich feststellen, dass KI-Anwendungen im Bereich der Spracherkennung bereits menschlichen Leistungen überlegen sind (Brynjolfsson, T. Mitchell und Rock 2018, 43). Außerdem zählen Giraud et al. (2023, 577) die Informationsbeschaffung zu den Fertigkeiten, die mit hoher Wahrscheinlichkeit in Zukunft durch künstliche Intelligenz ersetzt werden. In Telefonkonversationen ist es zudem bereits möglich, dass eine künstliche Intelligenz den menschlichen Gesprächspartner durch Verarbeitung natürlicher Sprache darin täuscht, dass sie tatsächlich kein menschlicher Telefonkontakt ist (Robinson et al. 2020, 366); dies ermöglicht das mündliche Einholen von Informationen über Telefone. Auch virtuelle persönliche Assistenten können aus gesprochenen Inhalten Informationen sammeln und diese weiterverwenden (Seymour et al. 2023, 52). Ähnliche Anwendungen existieren auch, wie in vorherigen Abschnitten erwähnt, im Einzelhandel für aus mündlicher Konversation bestehende Kundeninteraktionen (Jan, Ji und C. Kim 2023). Diverse Benchmarks zum Thema Spracherkennung zeigen zudem abnehmende Fehlerraten bei der Verarbeitung mündlich mitgeteilter Informationen (Paperswithcode.com 2024a). Aufgrund dieser zahlreichen, bereits bestehenden Anwendungsfelder wird diese Kategorie den stark von künstlicher Intelligenz beeinflussten Bereichen zugeordnet.

5.1.9 Zusammenarbeit mit anderen

Unter der Zusammenarbeit mit anderen (S1.8, working with others) fasst der ESCO-Datensatz einige interpersonelle Fertigkeiten zusammen, etwa das Befolgen bzw. Erteilen von Anweisungen, in Teams arbeiten, Rückmeldung annehmen bzw. geben sowie das Unterstützen von Mitarbeitern. Management, Überwachung und Koordination von Teams ist aus dieser Kategorie ausgeschlossen. Die Beschreibung der Kategorie S1.8 umfasst die Zusammenarbeit mit anderen Menschen, das Verständnis und der Respekt für die Rollen und Kompetenzen der anderen (Europäische Kommission 2024). Einen in Relation zu anderen Fertigkeiten hohen Anteil der Kategorie S1.8 haben Berufe wie Statist/-in, Luftraummanager/-in, Schüttgutfüller/-in, Tierhäutesortierer/-in sowie Stuntman/Stuntwoman.

Da der ESCO-Datensatz zu dieser Kategorie das Erteilen von Anweisungen sowie das Geben von Feedback zählt, ist dies mit dem Algorithmic Management von durch Apps koordinierten Arbeitsplattformen wie Uber-Fahrten verwandt. Bei solchen Apps werden die Aufträge anhand von Algorithmen und künstlicher Intelligenz auf Auftragnehmer verteilt und die Ausführung überwacht bzw. bewertet (Toyoda, Gale und Gratch 2020).

Wird die Betrachtung auch auf die Kooperation mit anderen Akteuren bezogen, können Brettspiele als Benchmark herangezogen werden, welche eine Kooperation beinhalten, beispielsweise im Versuch von Stephenson, Sidji und Ronval (2024). Dort wird das Brettspiel Codenames, welches Kooperation mit anderen Spieler/-innen und die Arbeit mit Synonymen und Sprache allgemein beinhaltet, als Simulation einer Kooperations situation eingesetzt. Es ist aber festzuhalten, dass eine mangelhafte Integration von KI-Anwendungen in menschliche Teams und in deren Arbeitsabläufe ein Grund für die bislang in makroökonomischen Daten kaum sichtbaren KI-Effizienzvorteile sein könnte (Dell'Acqua, Kogut und Perkowski 2023, 30–31); in solchen Fällen findet keine erfolgreiche Kooperation zwischen menschlichen und KI-basierten Akteuren im Team statt.

Bei einer allgemeinen Betrachtung der Eigenschaften dieser Kategorie fällt auf, dass die Zusammenarbeit mit anderen oft auch im Zusammenhang mit anderen Tätigkeiten und deren Koordination stattfindet; so könnten Statisten oder Luftraummanager deswegen hohe Werte in diesem Bereich aufweisen, da sie für ihre Aufgaben, die anderen

Kategorien zuordnet sind, auf die Koordination mit anderen angewiesen sind. Ein Ersetzen nur dieser Koordination ohne Ersetzung der eigentlichen Aufgabe anderer scheint daher kein direkter Ansatzpunkt für KI-Automatisierung zu sein, weshalb diese Kategorie nicht den unter hohem KI-Einfluss stehenden Kategorien zugeordnet wird.

5.1.10 Lösung von Problemen

Unter dem Titel Lösung von Problemen (solving problems) fasst die Gruppe S1.9 alle Fertigkeiten zusammen, welche die Entwicklung und Implementierung von Lösungen zu praktischen, operationalen oder konzeptuellen Problemen, die bei der Arbeitsausübung in einem weitgefassten Kontext auftreten, umfassen. Ausgeschlossen aus dieser Gruppe ist die Reparatur und Lösung technischer Probleme mittels Maschinen und Werkzeugen sowie die Nutzung von EDV-Technik zur Problemlösung. Spezifische Fertigkeiten, die enthalten sind, sind das Entwickeln von Lösungen, die Lösung von Problemen sowie die Umsetzung neuer Verfahren oder Prozesse (Europäische Kommission 2024). Beispielhafte Berufe mit einem hohen Anteil dieser Fertigkeiten an ihrer Arbeitsausübung sind verschiedene Tätigkeitsbereiche des Tage- und Bergbaus (u. a. Tagebauarbeiter/-in, Untertagearbeiter/-in, Abraumbaggerfahrer/-in), verschiedene Technikerberufe (u. a. Prozesstechniker/-in, Pneumatiktechniker/-in) sowie Berufe aus dem Import-/Export-Bereich (u. a. für Holz und Baumaterial).

Sehr komplexe Probleme bereiten KI-Modellen der Literatur zufolge Schwierigkeiten, was in Problemstellungen der realen Arbeitswelt dazu führen könnte, dass menschliche Aufsicht über die Tätigkeit künstlicher Intelligenz und Interpretation der jeweiligen Ergebnisse notwendig ist (Latif et al. 2024, 18). Außerdem zeigen Benchmarks, dass der Mensch deutlich bessere Fertigkeiten zur Abstraktion und Verallgemeinerung besitzt, die von KI-Systemen noch nicht ähnlich gut erarbeitet werden können (Moskvichev, Odouard und M. Mitchell 2023). Bei einer 'Zero-Shot'-Bearbeitung logischer Probleme, also ohne entsprechend spezielles Training, im Vergleich von Menschen und KI (GPT-3) zeigen die Ergebnisse, dass Sprachmodelle die Fertigkeit erworben haben, für ein breites Spektrum von Analogien Lösungen zu finden (T. Webb, Holyoak und H. Lu 2022).

Das o1-Modell von OpenAI übertrifft in einer Benchmark zu kritischem Denken Studierende und Absolventen; im Bereich des systematischen Denkens übertrifft es den menschlichen Durchschnitt ebenfalls signifikant, dasselbe gilt für kreatives Denken und logisches Denken, während bei wissenschaftlichem Denken der Durchschnitt und auch der höchste menschliche Wert übertroffen wurde. Schwächere Ergebnisse als menschliche Teilnehmer wurden beispielsweise im Bereich der Aufgaben zum Computational Thinking erzielt (Latif et al. 2024). Hier lässt sich vermuten, dass der Erfolg von KI-Modellen im Bereich abstrakter und logischer Problemlösung von der Fragestellung und/oder von dem betrachteten Modell und Entwicklungsstand abhängt.

Die MMLU-Benchmark prüft im Rahmen eines Tests über 57 Aufgaben die Multitasking-Fertigkeiten aktueller KI-Modelle, wobei für ein positives Ergebnis sowohl Wissen als auch eine hohe Problemlösungsfertigkeit notwendig ist. Manche Modelle erreichen kaum bessere Werte, als die zufällige Beantwortung erzeugen würde; insbesondere im Bereich Moral und Recht werden von künstlicher Intelligenz eher schwache Werte erreicht (Hendrycks et al. 2021). Laut Artificial Intelligence Index Report 2024 sowie der Bestenliste der Benchmark schneiden erste, aktuellere Modelle jedoch auch hier besser als der menschliche Vergleichswert ab (Perrault und J. Clark 2024; Papers-withcode.com 2024b).

Aufgrund der oben dargelegten Fortschritte und zunehmenden Fertigkeiten in den Bereichen abstrakter und logischer Problemlösungsfertigkeiten wird diese Kategorie den von künstlicher Intelligenz beeinflussten Kategorien zugeordnet.

5.1.11 Entwurf von Systemen und Produkten

Der Entwurf von Systemen und Produkten (S1.11, designing systems and products) ist die nächste Fertigkeitskategorie des Bereichs Kommunikation, Zusammenarbeit und Kreativität. Der Bereich ist definiert als Erstellen eines Plans oder einer Spezifikation für die Konstruktion eines Objekts, eines Systems oder einer Struktur basierend auf ästhetischen und/oder funktionalen Gestaltungskonzepten sowie die Zusammenarbeit mit anderen Menschen mit Verständnis und Respekt für die Rollen und Kompetenzen anderer (Europäische Kommission 2024). Berufe mit einem hohen Anteil dieser Fertigkeitsgruppe sind verschiedene Ingenieursberufe (u. a. Bauingenieur/-in,

Ingenieure im Bereich Elektronik), Produktentwicklungsberufe (u. a. Blockchain- oder 3D-Produktentwickler/-in für Schuhe) sowie weitere, verwandte Berufsbilder wie Architekt/-in oder Elektronikzeichner/-in.

Das Fertigkeitsniveau aktueller KI-Modelle ist in einigen Bereichen noch weit davon entfernt, komplett Produkte autonom entwickeln zu können; so etwa im Bereich der Softwareentwicklung, bei der zwar kleinere Codegeneration funktioniert, aber keine automatisierte Produktentwicklung erfolgen kann (Austin et al. 2021, 23). Ähnliches stellen Jimenez et al. (2023) bezüglich der Problemlösungsaufgaben von Softwareingenieuren fest, da insbesondere sehr komplexe und kontextabhängige Aufgabenstellungen sowie die Koordination zahlreicher Teilaufgaben aktuell außerhalb der Fertigkeitsniveaus künstlicher Intelligenz liegen. Ebenso sind hochkomplexe Aufgaben wie die Konzeption einer Serveranwendung mit Anbindung an das Bitcoin-Netzwerk aktuell noch nicht zufriedenstellend lösbar; Teilaufgaben können aber gut funktionieren (OpenAI 2024b, 30–32).

Wie zu diesem Abschnitt einleitend erwähnt wurde, zählen auch Ingenieursberufe zu denjenigen Berufen, für die diese Kategorie eine hohe Bedeutung innehaltet. Diesbezüglich sehen beispielsweise Tolan et al. (2021, 212) eine hohe KI-Exposition für Elektroingenieure; M. Webb (2020, 40) zählt die Chemieingenieure zu den Berufen mit den höchsten Expositionswerten. Bei Paolillo et al. (2022) werden verschiedene Ingenieursberufe mit mittleren bis niedrigen Werten versehen.

Wie die oben genannten Beispiele aus der System- und Produkterstellung durch Anwendungen mit künstlicher Intelligenz zeigen, können Teilaufgaben hiervon durchaus von künstlicher Intelligenz erledigt oder unterstützt werden. Es ist aber dennoch wichtig zu betrachten, dass Systeme mit dem aktuellen Entwicklungsstand eher keine vollständige Produktentwicklung durchführen können, sodass diese Kategorie nicht zu den stark von künstlicher Intelligenz beeinflussten gezählt wird.

5.1.12 Erstellung von künstlerischen, visuellen oder Schulungsmaterialien

Der Inhalt der Kategorie S1.12 (creating artistic, visual or instructive materials) wird im ESCO-Datensatz beschrieben als Erstellung und Entwicklung visueller Darstellungen

und Ausstellungen, Lehr- oder Werbematerial oder künstlerischen Entwürfen oder Aufführungen; enthalten sind vor allem Fertigkeiten der Entwicklung und Erstellung der oben genannten Materialien (Europäische Kommission 2024). Berufe mit einem in Relation hohen Anteil dieser Fertigkeitsgruppe sind unter anderem Berufe mit einem handwerklich-künstlerischen Fokus wie beispielsweise Manufakturporzellanmaler/-in, Kunstmaler/-in oder Holzbemaler/-in sowie Berufe der Mediengestaltung, beispielsweise 3D-Animationstechniker/-in oder Spezialist/-in für digitale Effekte.

Grundsätzlich ist zu dieser Kategorie und ihrem hohen Anteil kreativer Tätigkeiten festzuhalten, dass kreative Berufe sehr abstrakte Elemente, implizites Wissen und komplexe Problemlösungsanforderungen beinhalten, die als schwer zu automatisieren gelten (Illéssy und Makó 2020, 119). Dennoch wird generative künstliche Intelligenz häufig zur Erstellung neuer Inhalte verwendet (Handa et al. 2025). Bezüglich der Erstellung künstlerischer Materialien durch künstliche Intelligenz ist zu beachten, dass LLMs kreative Outputs grundsätzlich kreieren können, jedoch erhebliche Schwachstellen, beispielsweise bei der Einhaltung von Vorgaben oder bei kreativer Tätigkeit, die über das reine Nachahmen hinausgehen, aufweisen; insbesondere implizite Prinzipien zu verstehen und zu beachten, stellt im kreativen Kontext eine große Herausforderung dar (Seungpil Lee et al. 2024, 20). Ähnliches lässt sich im Kontext kreativer Texterstellung beobachten. Am Beispiel des Schreibens von Comedytexten für Stand-up-Auftritte zeigen Mirowski et al. (2024, 1626–28), dass LLMs zwar beim Schreiben unterstützen können, das Material von Menschen jedoch als langweilig und nicht tatsächlich kreativ wahrgenommen wird; insbesondere scheinen ein kontextuelles Verständnis und persönliche Erfahrungswerte zu fehlen, um menschlicher Kreativität näherzukommen.

Im Bereich grafischer Darstellungen zeigt die KITTEN-Benchmark von H.-P. Huang et al. (2024), dass aktuelle Modelle bei dem Generieren von Bildern wenig erfolgreich sind, wenn in Bezug auf akkurate visuelle Details bewertet wird. Die Benchmark Holistic Evaluation of Text-to-Image Model nach T. Lee et al. (2023) untersucht die Bilderrstellungsfertigkeiten von 29 Modellen anhand von zwölf breit gefächerten Aspekten und stellt fest, dass die Stärken und Schwächen verschiedener Modelle in unterschiedlichen Bereichen liegen, aber noch weitere Forschung benötigt wird, um festzustellen, ob und wie ein in allen Bereichen gut abschneidendes Modell realistisch ist. Zudem

ist eine Videoerstellung ohne jegliche Verwendung von Kameras durch generative künstliche Intelligenz möglich (Seymour et al. 2023, 50–51).

Die Imitation von Kunststilen und -epochen kann durch generative künstliche Intelligenz grundsätzlich erfolgen. Inwiefern Menschen durch künstliche Intelligenz erstellte Kunst von durch Menschen erstellter Kunst unterscheiden können, ist je nach Stil, Epoche, verwendetem Modell und Inhalt des Bildes unterschiedlich; außerdem sind fehlerhafte Artefakte und Verzerrungen typische Probleme bei der Bildgeneration; auch Anachronismen bei historisch anmutenden Bildern oder Hyperrealismus sind Schwächen aktueller Modelle (Asperti et al. 2025, 13–27).

Im Wesentlichen sprechen auf Grundlage dieser Darstellungen zwei Argumente für die Bewertung dieser Kategorie als nicht unter starkem Einfluss künstlicher Intelligenz stehend. Erstens ist das Generieren künstlerischer Materialien zwar grundsätzlich möglich, unterliegt aber einer gewissen Fehleranfälligkeit und Qualitätsproblemen, die mindestens eine menschliche Überarbeitung notwendig erscheinen lassen. Zweitens schließen einige Berufe und diesbezüglich hier enthaltene Fertigkeiten handwerkliche und physische Aktivitäten ein, etwa im Fall des/der Manufakturporzellannmaler/-in, die durch künstliche Intelligenz ohne physischen Zugriff nicht möglich wäre. Insofern wird diese Kategorie nicht der Gruppe der Fertigkeiten zugeordnet, die unter starkem Einfluss künstlicher Intelligenz stehen.

5.1.13 Schreiben und Komponieren

Das Schreiben und Komponieren (S1.13, writing and composing), welches als Kategorie mit dem Schreiben und Komponieren von Musik und dem Erstellen origineller Werke in Bezug auf Format, Stil und Inhalt beschrieben wird, umfasst Fertigkeiten wie das Verfassen technischer Dokumentation oder akademischer Schriften oder das künstlerische und kreative Schreiben; exkludiert aus dieser Kategorie sind laut Datensatzbeschreibung generelle Lese- und Schreibfertigkeiten sowie das Schreiben von Programmiercode (Europäische Kommission 2024). Berufe mit einem hohen Anteil dieser Fertigkeitskategorie sind Komponist/-in, Musikarrangeur/-in, Medizinische/-r Autor/-in, Songwriter/-in (Textdichter/-in) sowie Musikdirektor/-in.

Bei der weiteren Betrachtung der vertretenen Berufe fällt auf, dass einerseits für kreative musikalische Berufe und andererseits für diverse Berufe mit Fokus auf Texterstellung (beispielsweise Medizinische/-r Autor/-in, Korrekturleser/-in oder Lektor/-in) eine hohe Bedeutung dieser Kategorie besteht.

Grundsätzlich sind Large Language Models der Definition nach vor allem auf die im ersten Teil dieser Fertigkeitsgruppe benannten Fertigkeiten der Arbeit mit Texten, etwa der Texterstellung, ausgerichtet (McDonough 2025). Im Bereich der Erstellung von Texten ist festzuhalten, dass einfache journalistische Texte bereits 2016 zu gewissen Themen automatisiert erstellt wurden; hierbei bestand die erstellende künstliche Intelligenz auch den zuvor in dieser Arbeit erwähnten Turing-Test, da die Zielgruppe der Artikel diese nicht als KI-generiert erkannte (Miroshnichenko 2018). Noy und W. Zhang (2023) erwarten aufgrund von experimentellen Untersuchungen, dass professionelle Schreibaufgaben durch künstliche Intelligenz Produktivitätszuwächse in Form von gestiegener Geschwindigkeit in der Erstellung sowie besserer Ergebnisqualität der Texte erfahren könnten. Auch fachspezifische Texte, etwa juristische Texte, können durch künstliche Intelligenz verfasst werden (Mika 2022). Einige Modelle erreichen nach Angaben des Herstellers OpenAI die oberen 70-80%-Perzentile der menschlichen Leistung bei der Aufgabenstellung, andere Personen schriftlich von einer anderen Meinung zu überzeugen (OpenAI 2024b, 23), was für hohe Fertigkeiten im Bereich der Texterstellung mit Adressatenbezug und komplexerer Aufgabenstellung spricht.

In Bezug auf die Musikkomposition mittels künstlicher Intelligenz existieren bereits mehrere Methoden; allerdings lässt sich die Leistung dieser schwierig in messbare Metriken fassen (Lopez-Rincon, Starostenko und Martín 2018, 192). In verschiedenen Fachpublikationen aus dem Bereich der Musikkomposition wird künstliche Intelligenz insbesondere als unterstützende Technologie betrachtet; so betont beispielsweise Zušlić (2019, 111), dass die Zusammenarbeit zwischen Komponist/-innen mit virtuellen Komponisten oder Künstlern in Form von Assistenten mit künstlicher Intelligenz ein aufstrebendes Thema sei. Diese Zusammenarbeit von menschlicher Kreativität in der Musikkomposition mit künstlicher Intelligenz wird auch als „human-computer co-creativity“ (Gioti 2020, 25) bezeichnet.

Eine besondere Schwierigkeit in der Bewertung dieser Kategorie liegt in der Unterscheidung zwischen reiner Erstellung von Texten und Musik gegenüber der

tatsächlichen Kreativität und Originalität dieser Erzeugnisse. Seungpil Lee et al. (2024, 20) schlussfolgern, dass LLMs zwar kreative Ergebnisse ausgeben können, dabei jedoch erhebliche Schwachstellen aufweisen und solche Outputs häufig eher nachahmend als kreativ und originell sind. Ähnliches wurde in der vorhergehenden Kategorie zur Bewertung von durch künstliche Intelligenz erstellte Comedytexte nach Mirowski et al. (2024, 1626–28) erläutert. Chakrabarty et al. (2024) stellen für Geschichten fest, dass von Menschen erstellte Texte im Vergleich zu durch KI-Modelle erstellten Texten als kreativer wahrgenommen werden.

In der schlussendlichen Betrachtung wird diese Kategorie als stark von künstlicher Intelligenz beeinflusst gewertet. Der Grund für diese Betrachtung liegt, wie oben beschrieben wurde, einerseits in einer möglicherweise unterstützenden Rolle bei der Komposition sowie andererseits den demonstrierten Fertigkeiten im Bereich der Texterstellung, wenngleich auch in der Bewertung der Kreativität kein menschliches Niveau erreicht wird. Dennoch ist eine Zusammenarbeit oder Co-Creativity, wie oben beschrieben, denkbar.

5.1.14 Aufreten/Darbietungen und Unterhaltung

Der Abschnitt Aufreten/Darbietungen und Unterhaltung (performing and entertaining) umfasst alle Aktivitäten, die ein Publikum unterhalten oder persönliche Fähigkeiten verbessern sollen. Hierzu zählt der Datensatz auch die Durchführung von Glücksspielaktivitäten, künstlerische und kulturelle Aktivitäten und Sport treiben (Europäische Kommission 2024). Berufe, für die dieser Bereich einen wichtigen Anteil der benötigten Fertigkeiten darstellt, sind Stand-up-Komiker/-in, Berufssportler/-in, Statist/-in, Sänger/-in sowie Variétékünstler/-in.

Da diese Kategorie die tatsächliche Auf- bzw. Durchführung unterhaltender Aktivitäten bzw. das Trainieren für diese umfasst, ist nach Recherche und Kenntnisstand zum Zeitpunkt dieser Arbeit schwer vorstellbar, dass beispielsweise die Teilnahme an einem sportlichen Wettbewerb vor Publikum durch künstliche Intelligenz vornehmbar wäre. Bestimmte Bereiche dieser Tätigkeiten, etwa die Erstellung von künstlerischen, visuellen oder Schulungsmaterialien (7,143 % des Berufs des/der Stand-up-Komiker/-in) könnten zwar von künstlicher Intelligenz beeinflusst sein; dies betrifft aber vor allem

andere Fertigkeitskategorien als die konkrete Aufführung vor Publikum. Daher wird dieser Kategorie kein hoher KI-Einfluss zugerechnet.

5.1.15 Benutzung mehr als einer Sprache

Die Benutzung mehr als einer Sprache (using more than one language) ist eine Fertigkeitskategorie, welche im ESCO-Datensatz als Benutzung mehr als einer Sprache oder eines Dialekts zur mündlichen oder schriftlichen Kommunikation oder zur Übersetzung von einer Sprache in eine andere beschrieben wird. Explizit nicht dieser Kategorie zugeordnet sind Fertigkeiten und Wissen, welche nur einer konkreten Sprache oder einem konkreten Dialekt zugehörig sind (Europäische Kommission 2024).

Die in Relation höchste Bedeutung haben Fertigkeiten dieser Gruppe für Berufe aus dem Dolmetscher- und Übersetzerbereich, so etwa für Gebärdensprachdolmetscher/-in, Dolmetscher/-in, Lokalisierer/-in, Leiter/-in einer Dolmetschagentur und Übersetzer/-in.

Aufgrund der zugeordneten Fertigkeiten und der genannten Berufe wird in diesem Abschnitt ein Betrachtungsfokus auf die Übersetzungsfertigkeiten künstlicher Intelligenz gelegt. Ein Beispiel hierfür stellt die automatisierte Erstellung von Untertitel-Übersetzungen dar. Experten konnten in einem Experiment häufig nicht zwischen von menschlichen Texten und von künstlicher Intelligenz erstellten Untertitel-Übersetzungen unterscheiden; hier waren also kaum Qualitätsunterschiede erkennbar (Calvo-Ferrer 2024). Ebenso wird das Übersetzen von juristischen Texten untersucht (Prieto Ramos 2024). H. Wang et al. (2022) nennen verschiedene Anwendungsbereiche mit bedeutendem Fertigkeitsfortschritt, etwa das Simultandolmetschen oder Textübersetzungen. Sebo und Lucia (2024, 8) stellen beim Vergleich verschiedener KI-Übersetzungstools bei der Übersetzung von Abstracts fest, dass die Modelle gut abschneiden; ein Modell erreicht in Teilbereichen sogar bessere Bewertungen als das von Menschen übersetzte Abstract. In Experimenten bestehen einige KI-Übersetzungen außerdem den Turing-Test (bspw. Popel et al. 2020). Auch bei komplexeren Fachartikeln zeigen Untersuchungen, dass qualitativ hochwertige KI-Übersetzungen möglich sind; beispielsweise validieren Takakusagi et al. (2021) die Präzision einer KI-Übersetzung eines medizinischen Fachartikels zwischen Japanisch und Englisch. Auch können KI-

Werkzeuge einzelne Aufgaben von Simultandolmetschern übernehmen oder diese bei fachlich komplexen Dolmetschereinsätzen unterstützen (Fantinuoli 2023).

Während es bereits seit längerer Zeit erste Versuche zur computergestützten Übersetzung von Gebärdensprache gab (Parton 2006), bietet maschinelles Lernen und künstliche Intelligenz über visuelle Erkennung neue Möglichkeiten auch zur Übersetzung von bzw. in Gebärdensprache, unter anderem über virtuelle Dolmetscher und Smartphone-Apps (beispielsweise Strobel et al. (2023), Sreemathy et al. (2023), Papastratis et al. (2021)).

Aufgrund der oben dargestellten Möglichkeiten und bestehender Einsatzfelder künstlicher Intelligenz wird dieser Kategorie ein hoher KI-Einfluss zugeschrieben.

5.2 Informationskompetenzen

In der zweiten Kategorie, die den Titel Informationskompetenzen (information skills) trägt, ist einerseits eine Gruppe von Fertigkeiten enthalten, die den Umgang mit vorhandenen Informationen, also unter anderem das Sammeln, Speichern, Überwachen und Verwenden von Informationen, umfasst. Zudem wird das aktive Erheben von und Arbeiten mit Informationen dazugezählt, worunter das Durchführen von Studien, Untersuchungen und Tests; das Führen von Aufzeichnungen; das Verwalten, Auswerten, Verarbeiten, Analysieren und Überwachen von Informationen sowie die Projektion von Ergebnissen zählen (Europäische Kommission 2024).

5.2.1 Informationskompetenzen

In der ersten Subkategorie des Bereichs (S2.0), welcher ebenfalls den Titel Informationskompetenzen (information skills) trägt, werden unter anderem Lernstrategien („Einsetzen unterschiedlicher Wahrnehmungsmöglichkeiten, Lernstile, Strategien und Methoden zum Erwerb von Wissen, Know-how, Fähigkeiten und Kompetenzen“ (Europäische Kommission 2024)) subsumiert. Während maschinelles Lernen eine der Kerneigenschaften künstlicher Intelligenz ist (Taddy 2018, 1–2), richtet sich diese Betrachtungsweise eher an der von Lehrkräften aus, die Lernstrategien für ihre Lernenden auswählen und begleiten. Dies wird an den Berufen deutlich, die diese Subkategorie als Bestandteil haben, wozu unter anderem Pädagogen/Pädagoginnen und Lehrkräfte zählen. Wie bereits im Kapitel 5.1.4, Lehre und Ausbildung, erläutert wurde, besteht für Lehrkräfte ein hoher KI-Einfluss. Dies lässt sich insbesondere auf die Fertigkeiten neuer LLM-Sprachmodelle zurückführen, wie Felten, Raj und Seamans (2023a) zeigen. Des Weiteren wird in den hier nachfolgenden Kapiteln gezeigt, dass die Arbeit mit in diverser Form vorliegenden Informationen zu den stärksten Fertigkeiten künstlicher Intelligenz zählt. Daher wird hier analog ebenfalls ein hoher KI-Einfluss angenommen.

5.2.2 Durchführung von Studien, Ermittlungen und Untersuchungen

Die zweite Unterkategorie der Gruppe der Informationskompetenzen trägt den Titel Durchführung von Studien, Ermittlungen und Untersuchungen (S2.1, conducting studies, investigations and examinations) und umfasst diverse, spezifischere Fertigkeiten, zu denen die Durchführung kriminaltechnischer und polizeilicher Untersuchungen, die Durchführung wissenschaftlicher Forschung und Marktforschung, das Interpretieren technischer Unterlagen und Diagramme sowie das Stellen medizinischer Diagnosen zählt (Europäische Kommission 2024).

Im zuvor genannten Bereich der kriminaltechnischen und polizeilichen Untersuchungen gibt es einige erste Einsatzbereiche künstlicher Intelligenz, die teils in der Praxis erprobt wurden. So existieren KI-Systeme zur Analyse multimedialer Daten zur Verbrechensprävention und -ermittlung (Pérez et al. 2021). Das National Institute of Justice der Vereinigten Staaten sieht zahlreiche Einsatzmöglichkeiten künstlicher Intelligenz in der Ermittlung unter anderem von Betrugsfällen, DNA-Spuren oder in der Rekonstruktion verschiedener Beweismittel von geringer Qualität; allerdings befanden sich viele dieser Anwendungsmöglichkeiten zur Zeit der Publikation des National Institute of Justice noch in Erprobungsphasen (Rigano 2019).

Ebenfalls zum Fertigungsbereich S2.1 gehört die Durchführung von wissenschaftlicher Forschung und Marktforschung. Einer Benchmark zufolge ist die Extraktion wissenschaftlicher Informationen aus bereits bestehenden wissenschaftlichen Publikationen, die aber zunächst noch selbst recherchiert werden müssen, für die aktuelle KI-Generation der Large Language Models noch herausfordernd, die hierbei eine deutlich geringere Erfolgsquote als Menschen erzielen (Laurent et al. 2024, 23–25). Weitere Probleme erwachsen beim wissenschaftlichem Schreiben mit Large Language Models, da nichtexistente Quellenangaben inklusive bibliografischen Angaben wie Identifizieren ausgegeben werden können, was als Halluzinieren bezeichnet wird (Alkaissi und McFarlane 2023). Mögliche Anwendungsbereiche künstlicher Intelligenz in der wissenschaftlichen Forschung und in der Marktforschung ergeben sich durch die Analyse großer Datenmengen, z. B. von sehr großen Genomdatensätzen (Nguyen et al. 2024). Bereits seit Längerem wird künstlicher Intelligenz auch in der sportwissenschaftlichen Auswertung von Trainingsdaten eine hohe Bedeutung zugemessen (Novatchkov und Baca 2013).

Das Interpretieren technischer Unterlagen und Diagramme, welches ebenfalls zur Kategorie S2.1 zugehörig ist, kann mittels verschiedener Anwendungsfälle betrachtet werden. So wird künstliche Intelligenz in der Fachliteratur teils als direktes Substitut für hochqualifizierte Berufe im Bereich der Wertpapieranalyse festgestellt (Grennan und Michaely 2017, 15–17), indem wirtschaftliche Daten und Kennzahlen erfasst und interpretiert werden können. Im Einsatzbereich des Wirtschaftsjournalismus können durch Anwendungen mit künstlicher Intelligenz Outputs aus aktuellen Datenquellen erstellt werden, beispielsweise aus Daten, die aus Jahresabschlüssen extrahiert und im Wirtschaftsjournalismus als Basis für Berichterstattung verwendet werden (Miroshnichenko 2018). Ebenso können Daten und Protokolle wissenschaftlicher Versuche interpretiert und in der Folge auf Fehler überprüft werden, wobei hierbei zwar noch keine menschlichen Werte, aber deutliche Fortschritte erzielt werden konnten; ebenfalls deutlich schlechter als menschliche Teilnehmer schneiden aktuelle Modelle künstlicher Intelligenz bei der Interpretation von wissenschaftlichen Abbildungen ab, wenn keine ergänzenden Textinformationen vorliegen (Laurent et al. 2024, 23–25).

Das Stellen medizinischer Diagnosen, welches als letzter Unterbereich der Kategorie S2.1 zugeteilt ist, wurde in zahlreichen Studien in medizinischen Publikationen untersucht. In einer Übersichtsarbeit über medizinische Anwendungen, bei denen künstliche Intelligenz gleich oder besser als menschliche Experten abschneidet, umfassen diese die Interpretation von visuellen Informationen (beispielsweise von computertomographischen Scans beim Vorliegen eines Schlaganfallverdachts), die Interpretation von radiologischen Bildern (bspw. von Elektrokardiogrammen) sowie weitere diagnostische und therapeutische Hilfen, zum Beispiel im Rahmen der Krebsentdeckung und -behandlung (Alrassi, Katsufrakis und Chandran 2021, 38). Eine andere Übersichtsarbeit aus dem Jahr 2017 zeigt ebenfalls zahlreiche Anwendungsfälle von Deep Learning und neuronalen Netzen in der Medizin (Litjens et al. 2017). Es wurden außerdem zahlreiche Anwendungen von künstlicher Intelligenz und Deep Learning in medizinischen Feldern durch Peer-Review-Journals publiziert, beispielsweise allein zahlreiche zu Untersuchungen von Patienten mit Grauem Star (Mayro et al. 2020, 8). Als Beispiel kann SynthSR als KI-gestützte Technik, die MRT-Bilder mit diversen Eigenschaften aufbereitet, sodass sie von fast allen weiteren Verfahren verwendet werden können, genannt werden; hierdurch wird eine Forschung auf breiterer Datenbasis ermöglicht (Iglesias et al. 2023). Zu weiteren Anwendungsfällen gehören unter anderem eine KI-basierte

retinale Vaskulometrie, die Untersuchungen zufolge als nicht-invasiver Biomarker für die Prognose von Sterblichkeit durch Herz-Kreislauf-Erkrankungen, Myokardinfarkte und Schlaganfälle dienen kann (Rudnicka et al. 2022); eine Analyse von Netzhautfotografie zur Entdeckung von Alzheimer unter Verwendung von Deep Learning/künstlicher Intelligenz (Cheung et al. 2022); eine Anämiediagnose anhand von Elektrokardiogrammen durch einen Deep-Learning-Algorithmus (Kwon et al. 2020); eine Identifikation früher Warnzeichen für Diabetes und Prädiabetes durch maschinelles Lernen anhand von Elektrokardiogrammen (A. R. Kulkarni et al. 2023) sowie eine Segmentation medizinischer Bilder (Medical Image Segmentation) durch künstliche Intelligenz (Dumitru, Peteleaza und Craciun 2023). Weitere Beispiele umfassen eine Arbeit mit Bildgebung von Gehirntumoren (S. Li et al. 2021) und eine Disease Risk Prediction, die anhand von Big Data und maschinellem Lernen bessere Vorhersagen zu Krankheitsrisiken ermöglichen soll (Min Chen et al. 2017).

Entgegen dieser in der theoretischen Betrachtung vielfältigen Einsatzmöglichkeiten künstlicher Intelligenz in der medizinischen Diagnostik ist zu beachten, dass der Einsatz von Large Language Models im klinischen Kontext in ersten Studien teils hohe Fehlerraten gegenüber Vergleichsantworten von Klinikärzten, die je nach eingesetztem Modell zwischen 35 % und 68 % liegen, zeigt (Fleming et al. 2023, 6). Nicht ersetzbar durch künstliche Intelligenz sind außerdem zur Zeit solche Aufgaben, die ein tiefgreifendes, interpersonelles Kommunikationsverständnis erfordern, zum Beispiel im Aufgabenbereich der Diagnose psychischer Erkrankungen (Seymour et al. 2023, 53). Laut einer Praxisstudie aus dem Jahr 2023 nähern sich Large Language Models im medizinischen Bereich der Leistung menschlicher Experten zwar an, müssen aber noch eine weitere Entwicklung durchlaufen, um die Leistung von qualifizierten Hausärzten in der Patientenarbeit zu erreichen (Thirunavukarasu et al. 2023).

Die U. S. Food and Drug Administration hat bislang 950 medizinische Geräte mit künstlicher Intelligenz und maschinellem Lernen zugelassen, davon 2020 erstmals mehr als einhundert in einem Jahr und 2023 erstmals mehr als zweihundert in einem Jahr, während im gesamten Zeitraum bis einschließlich 2017 nur 77 solcher Geräte zugelassen wurden (U. S. Food and Drug Administration 2024). Dies zeigt ebenfalls die schnell steigende Bedeutung künstlicher Intelligenz im medizinischen Bereich auf.

Betrachtet man den Einsatz künstlicher Intelligenz für medizinische Diagnoseaufgaben an weiteren Beispielfällen, wird hierzu in der Literatur unter anderem der Beruf des Radiologen benannt. Für diese Berufsgruppe besteht eine große zeitliche Beanspruchung durch immer komplexere Bilder und Daten, die von neuen Bildgebungsverfahren ausgegeben werden und analysiert werden müssen; hier könnte es eine Zukunftsperspektive sein, dass bereits bestehende Deep-Learning-Anwendungen die Arbeit am Bild entweder unterstützen (z. B. relevante Bereiche hervorheben) und damit effizienter werden lassen oder die Arbeit mit Bildern größtenteils übernehmen (Jha und Topol 2016). Zunehmende Fertigkeiten von künstlicher Intelligenz bei der Interpretation radiologischer Bilder könnten dazu führen, dass folglich weniger Radiologen benötigt werden und diese komplexere Aufgaben, wie beispielsweise die Kontrolle und Überwachung vorgeschlagener Ergebnisse, erledigen (Jha 2016).

Die Fertigkeitskategorie S2.1, Durchführung von Studien, Ermittlungen und Untersuchungen, wird für die Zwecke dieser Untersuchung aufgrund der zahlreichen, exemplarisch dargelegten Anwendungsbereiche mit teils hohem Fertigkeitsniveau den KI-einflussten Fertigkeiten zugeordnet.

5.2.3 Dokumentation und Aufzeichnung von Informationen

Die Kategorie S2.2, Dokumentation und Aufzeichnung von Informationen (documenting and recording information), umfasst die Verwaltung von Aufzeichnungen von Informationen, Transaktionen und Aktivitäten in Digital-, Papier- und anderer Form. Explizit exkludiert aus der Kategorie ist laut Datensatz das Schreiben von Berichten oder Dokumenten, wenn dies ein Entwerfen eines neuartigen Textes umfasst, da dies in anderen Kategorien erfasst wird (Europäische Kommission 2024).

Beispiele für inkludierte, spezifischere Fertigkeiten umfassen unter anderem die Aufzeichnung rechtlicher, betrieblicher und medizinischer Informationen, das Erstellen von Finanzunterlagen oder von Unterlagen zu Verträgen, Anträgen oder Genehmigungen sowie das Melden von Zwischenfällen und Defekten.

Gewisse Überschneidungen ergeben sich zum Bereich S2.1, beispielsweise im Gebiet der dort angesprochenen Analyse und Aufbereitung von Wirtschaftsdaten. Viele Tätigkeiten im Gebiet der Dokumentation und Aufzeichnung von Informationen fallen zudem

unter eher einfache kognitive Fertigkeiten aus dem Bereich des Erfassens von Informationen aus bestehenden Quellen. Solche eher einfache kognitive Fertigkeiten verlieren für Arbeitskräfte an Bedeutung, weil künstliche Intelligenz diese bereits übernehmen kann, wie eine fertigkeitsbezogene Studie zeigt (Bughin et al. 2018, 4–9).

Künstliche Intelligenz kann sehr große Datenmengen in Echtzeit zur Entscheidungsfindung zur Verfügung stellen und aufbereiten, wobei dieselbe Datensammlung und -analyse durch menschliche Arbeitskräfte sonst Monate oder Jahre dauern würde (West 2018b, 35). Persönliche, virtuelle Assistenten auf Basis von KI-Technologie können solche großen Informationsmengen aus diversen Quellen, zum Beispiel aus gesprochenen Inhalten, Bildschirmhalten, teilnehmenden Personen etc. auswerten und zur Erledigung weiterer Aufgaben einsetzen (Seymour et al. 2023, 52). Dies gilt unter anderem auch für Gesundheitsdaten, die genutzt werden können, um Fragen von Patienten durch künstliche Intelligenz beantworten zu lassen, etwa für Diabetes und Übergewicht, wobei solche Angebote noch Einschränkungen unterliegen (Topol 2023). Ein weiteres Anwendungsbeispiel aus der Dokumentation und Aufzeichnung von Informationen ist die Arbeit an und Auswertung von in diverser Form vorliegenden medizinischen Patientenaufzeichnungen (Xi Yang et al. 2022; K. Huang, Altosaar und Ranganath 2019). Aufgrund der aus diesen Beispielen hervorgehenden Fertigkeiten wird diese Kategorie ebenfalls den KI-beeinflussten Fertigkeiten zugeordnet.

5.2.4 Informationsmanagement

Die Kategorie Informationsmanagement (S2.3, managing information) fasst Fertigkeiten der Bereiche Erstellung und Verwaltung von manuellen oder elektronischen Systemen für die Speicherung, Auswahl, Organisation, Abruf, Verteilung und Absicherung von Informationen. Als Beispiele werden die Verwaltung digitaler Archive, das Überwachen der Verwaltung von Aufzeichnungen und das Organisieren von Informationen benannt. Untergeordnete Fertigkeiten sind unter anderem das Erstellen von Bibliothekskatalogen, das Archivieren von Dokumenten, das Erstellen von Datensätzen, die Verwaltung von Verträgen und das Erstellen von Listen (Europäische Kommission 2024).

Aufgrund der relativ vielfältigen, in der Kategorie zusammengefassten Fertigkeiten und Aktivitäten ergeben sich auch hier zahlreiche Überschneidungen zu den zuvor

genannten Informationskategorien, beispielsweise im Bereich der Auswertung großer Datenmengen. Die hier zusätzlich betrachteten Managementfertigkeiten in Bezug auf Informationen in divers vorliegender Form und die damit zusammenhängenden administrativen und organisatorischen Aufgaben werden beispielsweise von Giraud et al. (2023) als wahrscheinlich überwiegend durch künstliche Intelligenz ersetzbar angesehen. Zudem können KI-Anwendungen auch unstrukturierte Datenmengen verwalten und organisieren (Xi Yang et al. 2022). Daher wird auch diese Kategorie, analog zu den erwähnten Überschneidungen, als unter hohem KI-Einfluss stehend eingestuft.

5.2.5 Verarbeiten von Informationen

Die Kategorie S2.4 (processing information) inkludiert das Eingeben, Erfassen, Um-schreiben und Aktualisieren von Daten anhand von elektronischen oder manuellen Informationssystemen (Europäische Kommission 2024). Auch in dieser Kategorie bestehen gewisse Überschneidungen zu anderen Kategorien mit Bezug auf die Arbeit mit und das Erfassen von Informationen in den Abschnitten 2.1 bis 2.3. Zu den überschneidenden, zuvor bereits erwähnten Bereichen gehört die Informationsbeschaffung (Giraud et al. 2023, 577), das Verarbeiten von Informationen aus vorliegenden Quellen zum Beispiel in der Medizin (Litjens et al. 2017), das Verarbeiten gleichzeitig aus diversen Quellen vorliegender Informationen und deren Verwendung für das Generieren von Inhalten beispielsweise für personalisierte, auf künstlicher Intelligenz basierende Assistenten (Seymour et al. 2023, 52).

Das Verarbeiten von Informationen durch KI-gestützte Anwendungen wie Large Language Models beinhaltet die Besonderheit, dass auch unstrukturierte Datenmengen als Basis für Lernprozesse der zugrundeliegenden Modelle verwendet werden können. So können auch Datensatzinhalte, welche in natürlicher Sprache verfasst sind, in großer Menge schnell analysiert werden; bei Bedarf können außerdem spezifische Informationen extrahiert und weiterverwendet werden, beispielsweise zur Analyse von Patientendaten aus offen formulierten medizinischen Aufzeichnungen (Xi Yang et al. 2022; K. Huang, Altosaar und Ranganath 2019). Insbesondere solche unstrukturierten Datenmengen gelten andernfalls als schwer zu aggregieren und konnten zuvor in vielen Fällen nur ineffizient ausgewertet und weiterverwendet werden (West 2018b, 52). Eine Extraktion und Verarbeitung von Informationen eher strukturierter Natur erfolgt

zum Beispiel bei der bereits in der Praxis vorkommenden automatisiert erfolgenden Erstellung einfacher journalistischer Inhalte auf KI-Basis aus strukturierten Datenquellen beispielsweise bei der Erstellung von Kurzmeldungen aus publizierten Jahresabschlüssen (Graefe 2016).

Zusätzlich zu den in den vorherigen Kapiteln erläuterten Anwendungsbereichen der Arbeit mit diversen Informationen wird diesem Abschnitt noch die Transkription von Information und das Sammeln von Informationen aus unterschiedlichen physischen und elektronischen Quellen zugeordnet. Als Beispiel für eine solche Sammlung und Weiterverarbeitung von Informationen kann ein Modell genannt werden, welches auf Lippenlesen trainiert wurde, wodurch eine deutlich geringere Fehlerrate erzielt wurde als die menschlicher Experten für Lippenlesen (Chung et al. 2017). Dieses Beispiel verdeutlicht, dass auch unstrukturiert und in verschiedener Form vorliegende Informationen durch entsprechend trainierte Modelle verarbeitet und weitergenutzt werden können. Ein weiteres Beispiel einer Auswertung visuell vorliegender Daten durch KI-gestützte Systeme ist C-CORE, welches Satellitenbilder scannt und verarbeitet, um Meere nach Objekten und Hindernissen wie Eisbergen zu durchsuchen. Das System kann eigenständig Position, Größe und Typ des abgebildeten Objekts feststellen und diese eigens verarbeiteten Informationen in eine Sicherheitsdatenbank übertragen (OECD 2022, 55). Auch hier lässt sich das Fertigkeitsniveau verschiedener KI-Systeme in der Arbeit mit sehr unterschiedlichen und teils sehr offen strukturierten Informationen als eher hoch einordnen.

Wie in dieser Arbeit bereits zuvor beschrieben wurde, ist insbesondere der Abgleich zu menschlicher Intelligenz und interpersoneller Interaktion ein Abgrenzungskriterium von Computern zu künstlicher Intelligenz. Ein Beispiel für die Interaktion zwischen Menschen und künstlicher Intelligenz ist die Anwendung Pluribus. Pluribus ist eine künstliche Intelligenz, die hochrangige menschliche professionelle Pokerspieler im No-Limit Texas Hold'em Poker, dem am häufigsten gespielten Pokerformat, besiegen konnte; die Siegquote gilt unter menschlichen Spielern/-innen als sehr hoch und deutet im Kontext der hochrangigen Mitspielenden auf Fertigkeiten über dem menschlichen Niveau hin, obwohl es sich um sehr komplexe Rahmenbedingungen mit unvollständiger Information und interpersonellem Anteil handelt (Brown und Sandholm 2019). In diesem Kapitel ist dies erwähnenswert, da die künstliche Intelligenz sehr unterschiedliche Informationen erfassen und erfolgreich verarbeiten muss, um auf einem solch

hohen Niveau an einem Pokerspiel teilnehmen zu können. Das System muss die eigenen Karten verarbeiten und daraus Berechnungen vornehmen, um eigene Chancen zu bestimmen und daraus eine Strategie abzuleiten; genauso muss sie aber auch die Informationen möglicher Chancen anderer Teilnehmer sowie deren Verhaltensweisen und deren Sicht auf das Spiel interpretieren. Somit liegen hier ebenfalls diverse Informationsquellen vor, deren Inhalte aus Datenquellen erfasst und verarbeitet werden müssen.

Anhand der zuvor genannten Beispiele wird deutlich, dass KI-gestützte Anwendungen bereits ein hohes Fertigkeitsniveau in der Verarbeitung aus verschiedenartigen Quellen stammenden und in sehr unterschiedlicher Form vorliegenden Informationen besitzt. Daher wird für diese Untersuchung auch diese Kategorie als stark von künstlicher Intelligenz beeinflusst angenommen.

5.2.6 Messung physikalischer Eigenschaften

In der Kategorie S2.5, Messung physikalischer Eigenschaften (measuring physical properties), wird die Messung der Dimensionen, des Gewichts, der Dichte und anderer physikalischer Eigenschaften von Objekten, Materialien und Räumen subsumiert. Als Unterkategorien werden das Messen von Abmessungen und dazugehörigen Eigenschaften, die Messung physikalischer Eigenschaften und das Wiegen benannt (Europäische Kommission 2024).

Aufgrund der physischen Vorgehensweise bei der Erfüllung von Arbeitsaufgaben dieser Kategorie wird für die Zwecke dieser Untersuchung eine geringe Betroffenheit von künstlicher Intelligenz angenommen. Wie bereits in dieser Arbeit erwähnt wurde, können bestimmte physische Vorgänge zwar durch künstliche Intelligenz komplementiert werden, weil diese in anderen Teilbereichen der Arbeitsabläufe involviert werden kann, das reine Abwiegen oder Abmessen kann ohne Unterstützung zum Beispiel durch Roboter oder Werkzeuge, die von Menschen verwendet werden, jedoch nicht durch künstliche Intelligenz vorgenommen werden. Die weitere Verarbeitung von Informationen, die zum Beispiel im Nachgang der Aktivitäten dieser Kategorie vorliegen, sind dann wieder einer höheren KI-Fertigkeit in den vorherigen Bereichen, beispielsweise der Kategorie S2.4, zuzuordnen.

5.2.7 Berechnen und Schätzen

In der Gruppe S2.6, Berechnen und Schätzen (calculating and estimating), werden sowohl die Durchführung von mathematischen Berechnungen als auch die Abschätzung der Folgen einer Aktion oder einer Abfolge von Aktionen zusammengefasst. Fertigkeits-Untergruppen dieser Kategorie sind das Berechnen und Schätzen, die Bestimmung der Werte von Waren und Dienstleistungen, das Durchführen von Berechnungen und das Schätzen des Ressourcenbedarfs (Europäische Kommission 2024).

Wird zunächst der Teilbereich mathematischer Berechnungen in Bezug auf die Fertigkeiten künstlicher Intelligenz untersucht, lässt sich ein wenig einheitlicher Forschungsstand feststellen. Viele existierende Benchmarks mit Mathematik-Aufgaben sind bereits gesättigt oder nähern sich der Sättigung an (Glazer et al. 2024, 3), was auf einen schnellen Fortschritt der Fertigkeiten in diesem Bereich hindeutet. Hieraus ergeben sich aber auch Ungenauigkeiten für die weitere Untersuchung und die spezifischere Bestimmung der genauen Fertigkeiten aktueller Modelle, welche durch bereits gesättigte oder annähernd gesättigte Benchmarks nicht mehr abgebildet werden können. Neuere und sehr anspruchsvolle Benchmarks zeigen derzeit eher geringe Erfolgsquoten bei Mathematikaufgaben. In der Benchmark FrontierMath sind außergewöhnlich anspruchsvolle und von Mathematik-Experten speziell für den Zweck erstellte Aufgaben enthalten, die verschiedenste Bereiche der Mathematik umfassen und mehrstündigen menschlichen Arbeitsaufwand zur Lösung erfordern. Diese werden nur in sehr wenigen Fällen (< 2 %) von aktuellen KI-Modellen korrekt gelöst (Glazer et al. 2024). In der ebenfalls anspruchsvollen Benchmark AIME wird allerdings nach Herstellerangaben eine starke Verbesserung des neuen o1-Modells gegenüber dem vorher schwach abschneidenden GPT-4o festgestellt (OpenAI 2024a). Gerade Modelle der zuletzt genannten Generation (GPT-4) wiesen noch Probleme bei manchen mathematischen Aufgaben auf (Bubeck et al. 2023, 32–34). Diese Probleme zeichnen sich auch in der Bewertung verwandter Berufe in bestehender Literatur ab; so sind Mathematiker/-innen bei Paolillo et al. (2022) mit dem sechstniedrigsten Automatisierungsrisiko versehen (0,5); die mit dem hier ebenfalls zugehörigen Schätzen betrauten Kosten-schätzer/-innen (Cost Estimator) erhalten einen mittleren Wert (0,58). M. Webb (2020,

9) sieht die Simulation mathematischer Produktionsmodelle als automatisierbar an und vermutet Produktivitätsgewinne durch diesen Schritt.

Nach Auswertung diverser Benchmarks und Quellen lässt sich festhalten, dass mathematische Aufgaben grundsätzlich von künstlicher Intelligenz gelöst werden können. Dies geht aus den erwähnten, gesättigten Benchmarks hervor. Dennoch bestehen gerade bei sehr umfangreichen und anspruchsvollen Aufgaben noch hohe Hürden für das Fertigkeitsniveau von künstlicher Intelligenz. Es ist aber anzumerken, dass die geringe Erfolgsquote von unter zwei Prozent bei Aufgaben gemessen wurde, die auch von menschlichen Experten mehrstündige Arbeitsschritte erfordern würden und damit unter Nicht-Experten beziehungsweise dem menschlichen Durchschnitt dieser Fertigkeitskategorie ebenfalls nicht immer erfolgreich gelöst werden könnten. Hierzu ist allerdings noch weitere Forschung, insbesondere zu genauen praktischen Einsatzbereichen und Arbeitsaufgaben, notwendig. Um die grundsätzliche Möglichkeit der Lösung nicht außergewöhnlich anspruchsvoller Berechnungen zu berücksichtigen, wird diese Kategorie als unter hohem Einfluss künstlicher Intelligenz stehend betrachtet.

5.2.8 Analyse und Auswertung von Daten

Die Kategorie Analyse und Auswertung von Daten (S2.7, analysing and evaluating information and data), die ebenfalls der übergeordneten Kategorie der Informationskompetenzen zugehörig ist, umfasst das Prüfen von Daten oder Fakten zur Ermittlung geeigneter Aktionen oder Empfehlungen, das Vergleichen und kritische Evaluieren von Glaubwürdigkeit und Zuverlässigkeit von Datenquellen sowie das Bewerten und das Verteidigen abgegebener Bewertungen auf Grundlage von internen Beweisen und externen Kriterien. Explizit exkludiert aus dieser Kategorie ist die Verwendung von Informations- und Kommunikationstechnik (ICT) zur Analyse und Verarbeitung von Daten, die in anderen Kategorien abgebildet ist (Europäische Kommission 2024).

Spezifischere Fertigkeiten dieses Bereichs sind unter anderem die Analyse von Finanz- und Wirtschaftsdaten, die Analyse wissenschaftlicher und medizinischer Daten, das Bewerten von Grundstücken oder Immobilien, die Bewertung von Systemen, Programmen, Ausrüstungen und Produkten sowie eine Durchführung von Risikoanalyse und -management (Europäische Kommission 2024).

In bestimmten Aufgabenfeldern dieses Bereichs bestehen erneut Überschneidungen zu Benchmarks und Anwendungsfällen anderer Kategorien der Informationskompetenzen. Beispiele für solche Überschneidungen sind detaillierte, fortgeschrittene Analysen im medizinischen Bereich, die unter anderem visuelle Informationen aus bildgebenden Verfahren analysieren und die oben angesprochenen Bewertungen aufgrund von Beweisen aus den vorliegenden Daten und extern vorgegebenen Kriterien fällen und begründen können (u. a. Alrassi, Katsufrakis und Chandran (2021, 38), Mayro et al. (2020, 8), Litjens et al. (2017), Min Chen et al. (2017), Dumitru, Peteleaza und Craciun (2023), S. Li et al. (2021)). Ebenfalls wurden in dieser Arbeit bereits die als spezifischere Fertigkeit dieses Bereichs direkt im ESCO-Datensatz benannten Analysen von Finanz- und Wirtschaftsdaten erwähnt (Grennan und Michaely 2017, 15–17); auch können auf künstlicher Intelligenz basierende persönliche Assistenzsysteme aus Daten Empfehlungen ableiten (Seymour et al. 2023, 52). Hier wird jeweils ein hohes Potenzial sowie ein bereits bestehendes hohes Fertigkeitsniveau angenommen.

Kleinberg et al. (2018) zeigen im bereits zuvor in dieser Arbeit erwähnten Anwendungsbeispiel, dass maschinelles Lernen Richter bei der Entscheidungsfindung in Kautionsentscheidungen (bail decisions) unterstützen und die Ergebnisse durch Vorhersagen verbessern kann. Hierbei liegt ebenfalls eine Analyse in diverser Form vorliegender Daten mit anschließender Ableitung und Begründung von Entscheidungen vor. West (2018b, 35) berichtet allgemeiner in Bezug auf die Analyse von Daten, dass künstliche Intelligenz solche großen Datenmengen in Echtzeit zur Entscheidungsfindung zur Verfügung stellen oder nutzen kann, während dieselbe Datenanalyse durch menschliche Arbeitskräfte vielfach länger dauern würde.

Menschen werden in bestimmten Aufgaben der Informationsanalyse bereits von künstlicher Intelligenz übertroffen, beispielsweise im Bereich der Bild- und Spracherkennung sowie der prädiktiven Analytik vorliegender Daten (Brynjolfsson, T. Mitchell und Rock 2018, 43). Ebenfalls gute Ergebnisse erreichen KI-Modelle bei der Erkennung von Bildinformationen zur Analyse von dreidimensionalen Umgebungen in einem Versuch mit dreidimensionalen Computerspielwelten, wobei die Umgebung nur anhand grafischer Merkmale erlernt wird (Jaderberg et al. 2019). Schon 2017 betrug die Fehlerrate bei der Bilderkennung und -beschriftung durch KI-Anwendungen 2,5 % (2010: 28,5 %) und erreichte damit bessere Werte als der menschliche Durchschnitt (Shoham et al. 2017, 26). Andererseits zeigt eine aktuelle Benchmark, dass komplexere visuelle Szenarien,

die eine deutlich komplexere Interpretation über die reine visuelle Erkennung und direkte Interpretation hinaus erfordern, für gängige KI-Modelle nicht auf menschlichem Niveau lösbar sind (Bitton-Guetta et al. 2024).

Das Verarbeiten von Informationen und das Bewerten dieser zur Ableitung von eigenen Schlussfolgerungen wird in Bezug auf künstliche Intelligenz in verschiedenen Versuchen in Form von Universitätsprüfungen mit menschlichem Niveau verglichen. So sind die Leistungen von ChatGPT laut Ibrahim et al. (2023) in vielen Universitätskursen denen menschlicher Studierender mindestens ebenbürtig. Ähnliche Ergebnisse präsentieren Katz et al. (2023) für die Uniform Bar Examination, einer Prüfung, welche für einen großen Teil der US-amerikanischen Anwälte Voraussetzung für die Anwaltslizenz ist. OpenAIs GPT-4 erzielt in fünf von sieben Testgebieten der Prüfung bessere Ergebnisse als menschliche Teilnehmer, was ebenfalls auf ein hohes Niveau in diesem Bereich hindeutet. Genauer wird diese Publikation in einem späteren Abschnitt beleuchtet. Im Bereich wissenschaftlicher Forschung zeigt ein Experiment, dass von künstlicher Intelligenz durch Analyse von Informationen in Form von wissenschaftlichen Veröffentlichungen geschriebene Abstracts durch Forscher nicht als solche aus nicht-menschlichem Ursprung identifizierbar waren (Else 2023). Bei der Nutzung von künstlicher Intelligenz zeigt eine Studie für die Zielgruppe der Studierenden, dass die Analyse von Daten eines der häufigsten Nutzungsszenarien generativer künstlicher Intelligenz darstellt (Handa et al. 2025). Hier lässt sich anhand der genannten Publikationen ein hohes Fertigkeitsniveau annehmen.

In manchen Berichten deuten Ergebnisse andererseits auch auf einen nicht dem menschlichen Niveau entsprechenden Fertigkeitsstand bei künstlicher Intelligenz im Bereich der Kategorie Analyse und Auswertung von Daten hin. Eine Benchmark, deren Gegenstand die Interpretation von Abbildungen wissenschaftlicher Sachverhalte ist, zeigt, dass aktuelle Modelle sehr geringe Ergebnisse erreichen, wenn keine weiteren Text-Informationen vorliegen, sodass als Einschränkung angenommen werden kann, dass die vorliegende Form der Informationen relevant für die Ergebnisse einer Analyse durch künstliche Intelligenz ist. Ähnliches gilt dann, wenn die Informationen zunächst noch aus nicht direkt zugänglichen Quellen recherchiert werden müssen (Laurent et al. 2024, 23–25).

Eine differenziertere Benchmark, die GPQA („Graduate-Level Google-Proof Q&A Benchmark“), fragt Expertenwissen auf Grundlage sehr schwerer Fachfragen (auf PhD-Niveau) ab, die nicht durch Suchmaschinenanfragen direkt lösbar sein sollen. Die Werte mancher Large Language Models sind hierbei oft besser als die Ergebnisse von Menschen ohne Expertenwissen im jeweiligen Fach (aber mit Suchmaschinenzugriff), manche aber auch schlechter; die Werte menschlicher Fachexperten sind hingegen deutlich besser als KI-Werte (Rein et al. 2023, 10). Diese differenzierte Betrachtungsweise zwischen Experten und Laien legt nahe, dass künstliche Intelligenz zwar im Vergleich zu Nicht-Experten in der Bewertung vorliegender Informationen zur Ableitung eigener Entscheidungen (hier die Beantwortung von Prüfungsfragen) mindestens ein menschliches Niveau zu erreichen scheint, gerade bei sehr komplexen und sehr viel Fachwissen erfordern den Fragen dies aber nicht mehr zuzutreffen scheint.

Aufgrund der genannten Benchmark- und Anwendungsbeispiele lässt sich zur Kategorie Analyse und Auswertung von Daten festhalten, dass einerseits ein hohes Niveau in bestimmten Bereichen durch künstliche Intelligenz erreichbar und in einigen Untersuchungen auch ein das durchschnittliche menschliche Niveau von Laien sowie von Experten (Bar Exam) übertroffen zu werden scheint, andererseits aber in einigen Konstellationen auch eher geringe Fertigkeitsniveaus nachweisbar scheinen, wenn die Informationen beispielsweise in bestimmter Form vorliegen. Dennoch wird diese Kategorie aufgrund der mehrfach in entsprechenden Publikationen dokumentierten Fertigkeiten und Prüfungsergebnissen als hoch eingestuft.

5.2.9 Überwachung, Inspektion und Prüfung

Unter der Subkategorie Überwachung, Inspektion und Prüfung (S2.8, monitoring, inspecting and testing) fasst das ESCO-Modell die Prüfung und Untersuchung von Problemen, Standorten oder Objekten, um die Funktionsweise oder die Einhaltung von Normen, Gesetzen oder Vorschriften zu beurteilen, zusammen. Spezifischere Fertigkeiten dieses Bereichs sind beispielsweise die Kontrolle von Lebensmittelsicherheit und -qualität, das Testen von Fahrzeugen sowie von elektrischen und mechanischen Systemen und die Überwachung verschiedener Bereiche, unter anderem der Qualität von Waren, des Gesundheitszustands bei Menschen und Tieren, finanzieller und wirtschaftlicher

Ressourcen und Tätigkeiten sowie von Umweltbedingungen (Europäische Kommission 2024).

Gewisse Überschneidungen zu anderen Bereichen, die in dieser Arbeit an anderer Stelle detaillierter betrachtet werden, ergeben sich beispielsweise im Bereich der KI-Videoüberwachung von Risikopatienten im Krankenhaus (Gabriel et al. 2024), bei der KI-basierten Überwachung des Straßen- und Schiffsverkehrs (Dede et al. 2023; Soldi et al. 2021) sowie bei der Manager-Fertigkeit der Überwachung von Mitarbeitenden (Giraud et al. 2023, 574–76). Auch eine KI-überwachte Qualitätskontrolle in Produktionsprozessen erreicht hohe Genauigkeitswerte (Sundaram und Zeid 2023). In Arbeitsumgebungen, in denen Arbeitskräfte potenziell gefährlichen Schadstoffbelastungen ausgesetzt sein können, kann eine Überwachung solcher Werte durch künstliche Intelligenz zu frühzeitiger Warnung und Alarmierung genutzt werden (Hyder, Siau und Nah 2019; zit. nach Corrigan und Laye 2022, 2–3).

Paolillo et al. (2022) weisen verschiedenen Prüfungsberufen mittlere bis hohe Automatisierungsrisiken zu, etwa Inspektoren für die Einhaltung der Umweltvorschriften (Environmental Compliance Inspectors, 0,57) bis Wachpersonal (Security Guards, 0,69). M. Webb (2020, 4) sieht insbesondere geringqualifizierte Arbeitskräfte in der Produktion mit hohem Inspektions- und Qualitätskontrollanteil als stark künstlicher Intelligenz ausgesetzt an. Aufgrund der angegebenen Überschneidungsbereiche und der Urteile anderer Veröffentlichungen wird hier eine hohe KI-Beeinflussung angenommen.

5.2.10 Beobachtung von Entwicklungen in einem Fachgebiet

Die letzte Subkategorie in diesem Bereich ist die Beobachtung von Entwicklungen in einem Fachgebiet (S2.9, monitoring developments in area of expertise), welche die Beobachtung und Aufrechterhaltung von Wissen über neue Forschung, Methoden, Vorschriften, Politiken, technologische Entwicklungen und andere wichtige Veränderungen, die für ein bestimmtes Fachgebiet von Bedeutung sind, umfasst (Europäische Kommission 2024). In diesem Kontext lässt sich zuordnen, dass verschiedene Anwendungen unter Verwendung künstlicher Intelligenz eine automatisierte Überwachung neuer Erkenntnisse, beispielsweise in Form einer fortlaufenden Literaturrecherche

oder durch strukturierte Auswertung wissenschaftlicher Publikationen, bieten (siehe unter anderem Mallapaty (2024), K. Hao (2020), Katrina Lee, Azyndar und Mattson (2015)). Insofern besteht zumindest eine Beeinflussung dieses Fertigungsbereichs durch künstliche Intelligenz, wenn die Suche nach und die Auswertung von neuer Literatur zur Erneuerung des eigenen Wissens nicht selbst durchgeführt werden muss, sondern entsprechende Zusammenfassungen automatisiert vorgelegt werden. Auch die nachfolgende fachliche Analyse sowie die Interpretation neuer Erkenntnisse könnte von künstlicher Intelligenz vorgenommen und als fertiges Ergebnis vorgelegt werden (G. Wagner, Lukyanenko und Paré 2022). Hierbei können auch sehr große Datenmengen in kurzer Zeit ausgewertet werden (West 2018b, 35). Gleichzeitig wird auch berichtet, dass eine eigenständige wissenschaftliche Recherche mit einigen Large Language Models noch zu geringeren Erfolgsquoten als eine von Menschen durchgeführte Recherche führt (Laurent et al. 2024, 23–25). Aus vorliegenden Daten können aber wiederum nutzbare Informationen gefiltert und daraus automatisiert Outputs generiert werden, wie etwa bei den bereits zuvor in dieser Arbeit erwähnten, automatisiert erstellten journalistischen Beiträgen aus teils strukturierten Datenquellen wie Jahresabschlüssen (Graefe 2016).

Zusammenfassend lässt sich zur Kategorie 2.9 festhalten, dass die eigenständige Recherche zur Überwachung neuer Entwicklungen durch künstliche Intelligenz zwar in Ansätzen möglich und für spezifische Aufgaben bereits an Anwendungsfällen beobachtbar scheint, gleichzeitig aber noch Schwächen bestehen, wenn beispielsweise eine komplett eigenständige wissenschaftliche Recherche durchgeführt werden muss.

Aufgrund der grundlegend für diesen Bereich sowie für verwandte Informationsfähigkeiten demonstrierten Möglichkeiten wird hier ein hoher KI-Einfluss angenommen.

5.3 Unterstützung und Pflege

Die Fertigkeitskategorien des Bereichs S3, Unterstützung und Pflege (assisting and caring), umfassen die Hilfestellung, Pflege, Betreuung, Service und Unterstützung für Menschen und die Gewährleistung der Einhaltung von Regeln, Normen, Richtlinien oder Gesetzen; hierbei sind in diesem Bereich außer der gleichnamigen Subkategorie die Beratung (counselling), die Gesundheitsfürsorge und medizinische Behandlungen (providing health care or medical treatments), Schutz und Durchsetzung (protecting and enforcing), Bereitstellung von Informationen sowie Unterstützung der Öffentlichkeit und der Kunden (providing information and support to the public and clients), Zubereitung von und Versorgung mit Speisen und Getränken (preparing and serving food and drinks) sowie die Erbringung von Pflegedienstleistungen (providing general personal care) die weiteren Subkategorien des ESCO-Modells (Europäische Kommission 2024).

5.3.1 Unterstützung und Pflege

Die gleichnamige, erste Subkategorie des Bereichs Unterstützung und Pflege (assisting and caring) umfasst spezifischere Fertigkeiten aus sozialen und medizinischen Bereichen, unter anderem das Helfen bei Notfällen, das Anbieten emotionaler Unterstützung an Hinterbliebene und das Anwenden eines ganzheitlichen Ansatzes in der Pflege (Europäische Kommission 2024).

In diesem Bereich kommt sozialen und interpersonellen Fertigkeiten häufig eine elementare Rolle zu. Unter den Begriffen Feeling Artificial Intelligence oder Humanized Artificial Intelligence werden KI-Modelle bezeichnet, welche für diese Bereiche spezialisiert ausgerichtet wurden. Feeling AI wird als zentrale Eigenschaft zugeschrieben, dass sie Emotionen und Gefühle verstehen und entsprechend emphatisch mit Menschen interagieren kann (Basu et al. 2023, 5). Humanized AI kann soziale und emotionale Intelligenz aufweisen, war aber im Jahr 2019 noch nicht vollumfänglich verfügbar (A. Kaplan und Haenlein 2019, 18–19). Wenn künstliche Intelligenz bei Menschen Wohlbefinden und emotionale Reaktionen korrekt erkennen soll, stellen Mazeika et al.

2022 fest, dass zwar noch Entwicklungspotenzial bestehে, eine verlässliche Vorher-sage dieser Größen aus der Beobachtung von Menschen durch künstliche Intelligenz jedoch in absehbarer Zeit erreichbar sei. Mittels dieser Erkennung lässt sich festhalten, dass künstliche Intelligenz in der Lage sein kann, auf menschliche Emotionen zu reagieren, was der Fertigkeit ‚empathisch reagieren‘ dieser Fertigkeitskategorie entspre-chen könnte. Auch weitere Fertigkeiten dieses Bereichs, beispielsweise das Anbieten von Unterstützung an Hinterbliebene, könnte hierbei mit Unterstützung künstlicher In-telligenz erfolgen. Nichtsdestotrotz ist festzuhalten, dass Menschen eine Interaktion mit Menschen in emotionalen Situationen deutlich anders wahrnehmen und gestalten als eine Interaktion mit erkennbarer künstlicher Intelligenz (L. T. Harris 2024; Hill, Ran-dolph Ford und Farreras 2015) und beispielsweise weniger zugänglich in Konversati-onen mit künstlicher Intelligenz sein können als in Mensch-zu-Mensch-Konversationen (Mou und K. Xu 2017). Beispiele für Einfluss künstlicher Intelligenz im Bereich Unter-stützung und Pflege finden sich ebenfalls in der Fürsorge für pflegebedürftige Perso-nen beispielsweise über Chatbots, Wearables oder die Überwachung medizinischer Werte unter anderem in der Gerontologie (Borna et al. 2024, L.-K. Chen 2020). Beim Einsatz in Betreuung und Pflege stellen sich allerdings medizinethische Fragestellun-gen (Fournier-Tombs und McHardy 2023; Seibert et al. 2021).

Aufgrund der dargelegten Anwendungsmöglichkeiten sowie der Besonderheit, dass die physische Durchführung medizinischer Behandlungen in einem späteren Abschnitt (5.3.3) dieser Kategorie behandelt wird, wird dieser Fertigkeitskategorie ein hoher Ein-fluss künstlicher Intelligenz zugeschrieben.

5.3.2 Beratung

Das Reagieren auf Bedürfnisse von Klienten, indem ihre emotionalen und motivatio-nalen Zustände interpretiert und passende Unterstützung bzw. Intervention identifiziert und geleistet wird, ist Gegenstand der Kategorie S3.1 Beratung (counselling). Spezifi-schere Fertigkeiten, die dieser Kategorie zugeordnet werden, sind die Beratung in per-sönlichen, familiären oder sozialen Fragen, die Unterstützung bei der Lösung von Problemen und die Unterstützung von Menschen beim Zugang zu Dienstleistungen (Europäische Kommission 2024).

Die bereits zuvor erwähnte Humanized AI bzw. Feeling AI können dieser Kategorie ebenfalls zugeordnet werden (Basu et al. 2023, 5; A. Kaplan und Haenlein 2019, 18–19), da diese die entsprechende emotionale Intelligenz abbilden können, die zur oben genannten Interpretation emotionaler und motivationaler Zustände von Menschen benötigt wird, auch wenn hier, wie zuvor erwähnt, noch Einschränkungen bestehen. Die Beratung von Menschen über Chatbots im medizinischen (Fournier-Tombs und McHardy 2023) und psychologischen Bereich (Fiske, Henningsen und Buyx 2019) oder die KI-gestützte Beratung über Voicebots und Chatbots (Rohit et al. 2024) kann ebenfalls dieser Kategorie zugerechnet werden. Zu beachten ist hierbei, dass Aufgaben, welche einen hohen interpersonellen Anteil mit der Anforderung an ein tiefes Kommunikationsverständnis erfordern, etwa beim Umgang mit psychischen Erkrankungen, aktuell als nicht durch künstliche Intelligenz ersetzbar gelten (Seymour et al. 2023, 53). Hierzu ist jedoch die Abgrenzung der entsprechenden Kategorien zentral, da eine Gesundheitsvorsorge sowie die Durchführung medizinischer Behandlungen im direkt nachfolgenden Kapitel dargestellt werden und somit nicht der hier gegenständlichen Beratungskategorie zugeordnet werden.

Wie auch in verschiedenen Unterabschnitten der Kommunikationskompetenzen (S1, insbesondere 5.1.6) dargestellt wurde, kann durch Kommunikation zwischen Menschen und künstlicher Intelligenz in natürlicher Sprache eine Informationsvermittlung und auch Beratung stattfinden. Bestehende Publikationen ordnen beratenden Berufen hierbei teilweise hohe, teils aber auch mittlere bis niedrige KI-Beeinflussungen zu, etwa im Fall der in der Kategorie S1.5 (5.1.6) benannten Studien von Felten, Raj und Seamans (2023a, 17) und Paolillo et al. (2022). Aufgrund der dargestellten Anwendungsmöglichkeiten, auch in paralleler Betrachtung des Abschnitts S1.5, wird hier ebenfalls ein hoher KI-Einfluss angenommen.

5.3.3 Gesundheitsfürsorge und medizinische Behandlungen

Fertigkeiten aus dem Gebiet der Behandlung von Verletzungen und Gesundheitszuständen durch die Bereitstellung von Gesundheitsversorgung und medizinischen Behandlungen für Menschen werden im ESCO-Modell der Kategorie S3.2, Gesundheitsfürsorge und medizinische Behandlungen (providing health care or medical

treatments), zugeordnet. Ausgeschlossen aus dieser Kategorie sind die anderen Gruppen zugeordneten Fertigkeiten der Diagnose von Krankheiten und die veterinärmedizinischen Behandlungen (Europäische Kommission 2024).

Beispiele für spezielle Fertigkeiten dieser Gruppe sind die Durchführung chirurgischer Eingriffe, das medizinische, zahnärztliche und pflegerische Versorgen sowie psychologische und berufsbezogene Therapien.

Nach Thirunavukarasu et al. (2023) nähern sich aktuelle KI-Modelle im medizinischen Bereich der Leistung von menschlichen Experten/-innen an, obwohl weitere Entwicklungen erforderlich seien, um die Leistung von qualifizierten Hausärzten/-innen bei dem Umgang mit Patienten/-innen zu erreichen. Ähnlich argumentieren Seymour et al. (2023, 53), dass Teilaufgaben aus dem Bereich der Medizin, die ein tiefes Kommunikationsverständnis erfordern, wie beispielsweise die Diagnose psychischer Erkrankungen, nach aktuellem Stand nicht von künstlicher Intelligenz übernommen werden können.

Bezüglich des oben erwähnten Skills der Durchführung chirurgischer Eingriffe ist festzuhalten, dass unter Chirurgen/-innen eine geringe Akzeptanz von KI-gestützter Operationstechnik herrscht (Gumbs et al. 2021). Häufig wird das Potenzial künstlicher Intelligenz zur Verbesserung der Arbeitsergebnisse in diesem Bereich eher in einer kognitiv-unterstützenden Rolle und als Hilfe in der schnellen Entscheidungsfindung auf Grundlage von Daten als in einer Substitution des/der tatsächlich den Eingriff durchführenden Chirurgen/-in gesehen (Bodenstedt et al. 2020; Garcia-Vidal et al. 2019; Loftus et al. 2020). Hierbei scheinen eher andere Telfertigkeiten ihrer Arbeit betroffen zu sein, etwa die Interpretation von Daten oder die Diagnose von Krankheiten, während der tatsächliche Eingriff aktuell nicht durch auf künstlicher Intelligenz basierten Systeme durchgeführt werden kann. Aus diesem Grund wird die Kategorie 3.2 nicht den unter starkem KI-Einfluss stehenden Fertigkeitsgruppen zugeordnet.

5.3.4 Schutz und Durchsetzung

In der dritten Unterkategorie des Bereichs Unterstützung und Pflege werden unter den Oberbegriffen Schutz und Durchsetzung (S3.3, protecting and enforcing) alle Fertigkeiten zusammengefasst, welche das Reagieren auf öffentliche und persönliche

Sicherheitsbedürfnisse und das Sicherstellen der Einhaltung von Regeln, Normen, Richtlinien oder Gesetzen betreffen. Beispiele aus den untergeordneten, spezifischen Fertigkeiten sind die Aufrechterhaltung und Durchsetzung der physischen Sicherheit, die Sicherstellung der Einhaltung von Rechtsvorschriften, der Schutz von Privatsphäre und personenbezogenen Daten sowie die Überprüfung von Identitäten und Dokumenten (Europäische Kommission 2024).

Die Überwachung der Einhaltung von Gesetzen kann beispielsweise über die Untersuchung von Überwachungskamerasignalen erfolgen, wobei bereits 2017 die menschliche und KI-basierte Gesichtserkennung etwa gleichwertig waren (Rigano 2019); außerdem sieht das National Institute of Justice der Vereinigten Staaten in Zukunft weitere Anwendungsmöglichkeiten künstlicher Intelligenz in der Verbrechensprävention und -erkennung. So setzen beispielsweise US-amerikanische Schulen und Veranstaltungsorte Systeme mit künstlicher Intelligenz zur Erkennung von Waffen ein, wobei Experten bei einer solchen Anwendung gewisse Schwächen sehen (Singer 2022; Quinlan 2024; U.S. Department of Homeland Security Science and Technology Directorate 2023). Ein anderes Beispiel ist die Detektion von Schüssen aus Audiosignalen aus Städten in den Vereinigten Staaten, wobei Polizei- bzw. Städtedaten zufolge die Leistungsfähigkeit eher geringer als von diesen erwartet sein könnte (McFadden 2024; Feathers 2024).

Für den Bereich 3.3 Schutz und Durchsetzung ist zusammenfassend festzustellen, dass zwar einige Anwendungsbereiche zu existieren scheinen, die jeweilige Beteiligung von künstlicher Intelligenz jedoch in vielen Fällen eher auf die Verarbeitung von Daten beschränkt zu sein scheint; diese Fertigkeiten sind dementsprechend in anderen Kategorien, beispielsweise dem Bereich S2, Informationskompetenzen, zuzuordnen und dort bereits erfasst. Daher wird die Kategorie 3.3 nicht den stark von künstlicher Intelligenz beeinflussten Fertigkeiten zugerechnet.

5.3.5 Bereitstellung von Informationen sowie Unterstützung der Öffentlichkeit und der Kunden

Fertigkeiten der Kategorie S3.4 Bereitstellung von Informationen sowie Unterstützung der Öffentlichkeit und der Kunden (providing information and support to the public and

clients) werden im ESCO-Modell mit der Unterstützung der Öffentlichkeit durch Beantwortung von Fragen, die Abgabe von Empfehlungen und die Bereitstellung von Informationen oder die Unterstützung bei Anfragen beschrieben. Explizit exkludiert sind hier das Leisten von hochqualitativer Kundenbetreuung und das Zufriedenstellen von Kunden (Europäische Kommission 2024).

Spezifischere Fertigkeiten dieses Bereichs sind beispielsweise die allgemeine Unterstützung von Menschen, die Begleitung und Begrüßung von Personen und die Bereitstellung von Informationen für die Öffentlichkeit und Kunden. Zu den Berufen mit den höchsten Anteilen dieser Kategorie an der eigenen Tätigkeit zählen Berufe mit hohem interpersonellem Anteil, etwa Platzanweiser/-in, Zugbegleiter/-innen, Kundendienstbeschäftigte und Rezeptionist/-in.

Beachtenswert zu dieser Fertigkeitskategorie sind die ‚Service operations‘, also Kundendiensttätigkeiten. Dies ist der Bereich mit der höchsten KI-Adoptionsrate; insbesondere die Optimierung und die Kontaktautomatisierung im Kundendienst zählen dazu (Chui et al. 2021, 3). Die Sprachverarbeitung und -ausgabe kann hierbei genutzt werden, um Fragen zu beantworten und Unterstützung zu leisten. Außerdem bieten einige Online-Händler auf künstlicher Intelligenz basierende Assistenzsysteme zur Unterstützung von Kunden und zur Beratung während des Einkaufs in Form von Chats oder künstlich erzeugter Stimmen an (Rohit et al. 2024; Kautish et al. 2023). Virtuelle und digitale Assistenten könnten ebenfalls im Gastgewerbe Einsatz finden, etwa bei der Bereitstellung von Informationen für Hotelgäste (Buhalis und Moldavska 2022). In Telefonkonversationen können menschliche Gesprächsteilnehmende bereits von künstlicher Intelligenz erfolgreich darüber getäuscht werden, dass sie nicht mit Menschen sprechen, sondern mit einer KI-generierten Stimme; insofern ist es bereits möglich, künstliche Intelligenz in Aufgaben mit hohem interpersonellem Anteil einzusetzen (Robinson et al. 2020, 366). Als verwandtes Beispiel mit Relevanz für diese Kategorie ließe sich eine telefonische Kundenserviceinteraktion nennen, welche einen großen Anteil der Tätigkeit der ESCO-Berufsgruppe 4222 - Kundeninformationsfachkräfte in Call Centers - bilden.

Wird das Zurverfügungstellen von Informationen betrachtet, kann die Beantwortung von Wissensfragen als Indikator für die Fertigkeiten künstlicher Intelligenz dienen. Im Jahr 2019 schnitten KI-Modelle bei herausfordernden Wissensfragen deutlich

schlechter ab als der menschliche Durchschnitt (Talmor et al. 2018, 8). Gleichzeitig erreichen KI-Modelle, wie in den Ausführungen des Abschnitts 5.2 Informationskompetenzen erläutert, bei der Arbeit auf Grundlage bereits vorliegender Informationen häufig gute Ergebnisse.

Da in dieser Kategorie die Kommunikation unter Verwendung solcher bereits vorliegender Informationen zentral ist, wird dieser Kategorie ein hoher KI-Einfluss zugeschrieben.

5.3.6 Zubereitung von und Versorgung mit Speisen und Getränken

Diese Kategorie (preparing and serving food and drinks), innerhalb des ESCO-Datensatzes beschrieben als Bereitstellung von Speisen und Getränken, umfasst als Unterkategorien lediglich verschiedene Kombinationen der Zubereitung bzw. des Servierens von Speisen bzw. Getränken (Europäische Kommission 2024).

Zu dieser Fertigkeitsgruppe lässt sich bezüglich künstlicher Intelligenz feststellen, dass das reine Zubereiten bzw. das Servieren von Speisen und Getränken ohne Beteiligung physischer Maschinen oder Roboter nicht in die Fertigkeiten künstlicher Intelligenz fällt. Zwar könnte eine Unterstützung von menschlichen Beschäftigten oder von Robotern durch künstliche Intelligenz in diesen Bereichen möglich sein; dies würde sich aber vorrangig auf andere KI-Fertigkeiten beziehen, etwa die Analyse verschiedener Daten und Informationen zur Steuerung eines Roboters oder die Ausgabe von Sprach- oder Textinformationen und Interaktion mit Kunden, wie im vorherigen Abschnitt beschrieben wurde. Aus dieser Begründung wird diese Kategorie nicht zu den stark beeinflussten Fertigkeitskategorien gezählt.

5.3.7 Erbringung von Pflegedienstleistungen

Die Erbringung von Pflegedienstleistungen (S3.6, providing general personal care) stellt die letzte Unterkategorie des Bereichs Unterstützung und Pflege dar. Laut ESCO-Beschreibung umfasst diese Kategorie alle Fertigkeiten, mittels derer Arbeitskräfte sich um die täglich und gelegentlich auftretenden, persönlichen Pflegebedürfnisse von

Menschen kümmern. Ausgeschlossen sind hierbei medizinische Behandlungen und Therapien sowie therapeutische Massagen, welche im ESCO-Modell anderen Kategorien zugeordnet sind. Subkategorien dieses Bereichs sind die Unterstützung von Menschen bei der Mobilität bzw. bei anderen persönlichen Bedürfnissen, die Betreuung von Kindern sowie Hairstyling und Schönheitsbehandlungen (Europäische Kommission 2024).

Aufgrund der Zusammensetzung dieser Kategorie ergeben sich unterschiedliche Einstufungen in Bezug auf künstliche Intelligenz und ihre Fertigkeiten. Die tatsächliche Pflege von Menschen, welche physisch an den Betroffenen stattfindet, erfordert ungeteilt eventueller sozialer oder ethischer Implikationen eine physische Komponente, welche durch künstliche Intelligenz allein nicht erfüllt werden kann. Künstlicher Intelligenz kann hierbei aktuell allenfalls eine assistierende Rolle zugeschrieben werden, wenn beispielsweise eine Überwachung von Pflegebedürftigen durch künstliche Intelligenz verbessert werden kann. Ein Beispiel hierfür ist die Überwachung von Risikopatienten/-innen im Krankenhaus. Bei diesem Anwendungsbeispiel konnte eine hohe Genauigkeit der Einschätzung künstlicher Intelligenz gemessen werden (Gabriel et al. 2024). Dieser Anwendungsfall ließe sich auf weitere mögliche Assistenzsysteme für die Pflege erweitern, könnte jedoch nicht die eigentliche Pflege übernehmen. Außerdem ist bei vielen Anwendungen noch eine Eingabe und/oder Bewertung durch Fachkräfte notwendig (L.-K. Chen 2020).

Ebenso ist bei den durch die ESCO-Klassifikation erwähnten Schönheitsanwendungen und Hairstylings eine nicht durch reine künstliche Intelligenz zu ersetzende, physische Komponente gegeben. In Summe lässt sich aufgrund der genannten Grenzen sowie der bestehenden Überschneidungen zu anderen Kategorien für diese Kategorie kein hoher KI-Einfluss zuordnen.

5.4 Managementfähigkeiten

Im Fertigungsbereich S4, Managementfähigkeiten (management skills), wird in ESCO das Management von Menschen, Aktivitäten, Ressourcen und der Organisation; die Entwicklung von Zielen und Strategien; die Organisation von Arbeitstätigkeiten; die Zuweisung und Kontrolle von Ressourcen sowie Führung, Motivation, Einstellung und Überwachung von Menschen und Teams zusammengefasst (Europäische Kommission 2024). Zur genaueren Einteilung enthält diese Kategorie zehn Unterkategorien, welche nachfolgend betrachtet werden.

5.4.1 Managementfähigkeiten

In der gleichnamigen ersten Unterkategorie ist eine große Bandbreite von 47 spezifischeren Fertigkeiten enthalten. Diese sind teils Fertigkeiten des Managements anderer Personen oder Personengruppen, beispielsweise künstlerische Projekte managen, ein Unternehmen mit großer Sorgfalt führen oder Produktionsbetriebe leiten, andererseits aber auch Fertigkeiten des Selbstmanagements, beispielsweise im Fall der Fertigkeiten in unsicherer Umgebung gelassen bleiben, mit Lampenfieber umgehen oder professionelle Verantwortung zeigen (Europäische Kommission 2024).

Grundsätzlich stellt das Management durch künstliche Intelligenz eine gewisse Überschneidung zum Thema des Algorithmic Management dar. Algorithmic Management, also das Management von Arbeitskräften durch Algorithmen, findet beispielsweise bei Gig-Workern statt, wenn die Zuteilung von Aufgaben und das Feedback dazu vorrangig oder ausschließlich durch Algorithmen erfolgt, wie es bei Liefer- und Fahrdiensten mit App-Vermittlung bereits der Fall ist (Toyoda, Gale und Gratch 2020). Dies weist bei verwaltenden und arbeitsorganisatorischen Fragen bereits auf ein KI-Potenzial hin. Zentral ist auch hierbei das Verwalten und Analysieren von großen Datenmengen sowie die Herleitung von teils automatisierten Entscheidungen auf breiter Datengrundlage. Weitere Beispiele für solche Anwendungsfälle von Managementfähigkeiten folgen in den weiteren Unterkategorien dieses Abschnitts.

Gleichzeitig ist auch festzuhalten, dass gerade Selbstmanagementfertigkeiten aufgrund ihrer introspektiven Natur nicht durch künstliche Intelligenz übernommen werden

können. Dies trifft jedoch nicht auf das Management anderer Personen oder die eigene Arbeitsorganisation zu. Weitere Details hierzu finden sich in den nachfolgenden Abschnitten. Aufgrund des Anteils introspektiver Fertigkeiten wird hier keine Bewertung als stark KI-beeinflusst vorgenommen.

5.4.2 Entwicklung von Zielen und Strategien

Die Entwicklung von Zielen und Strategien (developing objectives and strategies, S4.1) wird im Modell als Vorstellung eines zukünftigen Zustands und Entwicklung von Strategien, Zielen und Aktionsplänen, um diesen zu erreichen, umschrieben. Beispielhaft zu nennende, spezifischere Fertigkeiten dieses Bereichs sind die Entwicklung betrieblicher Strategien und Verfahren sowie die Entwicklung von Plänen, Zielen und Strategien (Europäische Kommission 2024).

Die eher komplexen Aufgaben dieses Bereichs stellen aktuelle Modelle künstlicher Intelligenz teils noch vor große Hindernisse, wenn sie autonom erfüllt werden sollen. Solche hochkomplexen Aufgaben, zum Beispiel die Entwicklung einer Serverarchitektur mit Anbindung an bestehende Bitcoin-Infrastruktur, ist mit aktuell bestehenden Modellen kaum bis nicht möglich (OpenAI 2024b, 30–32). Demgegenüber existieren auch gegenläufige Beispiele, insbesondere im Bereich von Versuchen mit strategischen Spielen und Simulationen. So lernte das Modell AlphaGo Zero nicht aus menschlichen Spielzügen Schach, Shogi und Go, sondern durch das Lernen aus eigenen Partien und entwickelte somit eigene Strategien, welche zu einer den menschlichen Leistungen deutlich überlegenen Ergebnissen führte (Silver et al. 2018). Die bereits erwähnte Poker-KI Pluribus, welche hochrangige menschliche professionelle Pokerspieler im No-Limit Texas Hold'em Poker besiegen konnte, agiert in den komplexen Rahmenbedingungen mit unvollständiger Information und interpersonellem Anteil erfolgreich (Brown und Sandholm 2019). Da auch Poker aus strategischen und planerischen Anteilen besteht, die das Pluribus-Modell autonom anwendet, lässt sich auch dies als Hinweis auf in Zukunft möglicherweise breiter anwendbare Fertigkeiten interpretieren. Ähnliches lässt sich im Bereich von Verhandlungsstrategien schlussfolgern; während frühere Automatisierungstechnologien nur basierend auf vordefinierten Regelwerken verhandeln konnten, sind intelligenter, KI-gestützte Systeme in der Lage, auf

Grundlage der Spieltheorie eigene Verhandlungsstrategien umzusetzen (Zeleznikow 2021). Auch können Brettspiele als Demonstrationsumgebung für Fertigkeiten mehrstufiger Planung durch Sprachmodelle dienen (Schultz et al. 2024). M. Webb (2020, 39) stellt in einer Analyse von Patenttexten zu Innovationen künstlicher Intelligenz fest, dass zahlreiche Patente das Verb determine mit verschiedenen Beispielenomen, hierunter auch strategy, umfassen. Dies deutet auf Patentaktivität im hier vorliegenden Bereich hin.

Neuere KI-Modelle schneiden insbesondere im Bereich des logischen Denkens besser ab (OpenAI 2024a). Die Qualität von Outputs, die logisches Denken voraussetzen, hängt hierbei aber auch von der Art und Formulierung der Aufgabenstellung ab, indem z. B. eine komplexe Aufgabe innerhalb einer Aufgabenstellung sprachlich aufgeteilt wird (Yifan Wu et al. 2023, 5). Auf den hier beschriebenen Grundlagen wird dieser Kategorie ein hoher Einfluss künstlicher Intelligenz zugeordnet.

5.4.3 Organisation, Planung und zeitliche Planung von Arbeiten und Tätigkeiten

Unter der Organisation, Planung und zeitlichen Planung von Arbeiten und Tätigkeiten (S4.2, organising, planning and scheduling work and activities) werden unter anderem Fertigkeiten der Leitung betrieblicher Tätigkeiten, Leitung, Überwachung und Koordinierung von Projekten, die Planung von Tätigkeiten sowie Produktions- und Logistikprozessen zusammengefasst. Der Beschreibungstext der ESCO-Datenbank umschreibt den Inhalt der Kategorie als die Leitung von Aktivitäten und Aufgaben, das Aufstellen von Zeitplänen und die Koordination von Gruppen- und Einzelaktivitäten zur Erreichung von Zielen innerhalb eines Budgets (Europäische Kommission 2024). Zu den Berufen mit hohen Anteilen dieser Fertigkeitsgruppe an den insgesamt benötigten Fertigkeiten zählen Koordinatoren-Berufe, diverse Vorgesetzte und weitere Management-Berufe wie beispielsweise Event-Produktionsmanager/-in.

Wie bereits im vorherigen Abschnitt erläutert wurde, ist das Algorithmic Management in bestimmten Branchen bereits im Einsatz, beispielsweise bei Lieferdiensten (Toyoda, Gale und Gratch 2020). Die Zuteilung von Fahrten, die Verwaltung von Routen und die Zuweisung der jeweiligen Entlohnung entspricht großen Teilbereichen der hier gegenständlichen Kategorie. Ein Management von Mitarbeitenden durch Algorithmen und

künstliche Intelligenz ermöglicht somit das Delegieren von Entscheidungen von Managern zu Algorithmen (Jarrahi et al. 2021, 5).

Aufgrund der erwähnten, bestehenden Möglichkeiten wird diese Kategorie denen der stark durch künstliche Intelligenz beeinflussten Fertigkeiten zugeteilt.

5.4.4 Zuweisung und Kontrolle von Ressourcen

Nach der ESCO-Beschreibung ist das Festlegen der Verteilung und Verfügbarkeit von Menschen, Vermögenswerten, Material oder Kapital zur Erreichung organisationaler Ziele und das Einrichten von Finanz- und Verwaltungskontrolle zur Kategorie Zuweisung und Kontrolle von Ressourcen (S4.3, allocating and controlling resources) zugehörig; explizit exkludiert aus dieser Kategorie ist das Delegieren von Aktivitäten (Europäische Kommission 2024). Enger definierte Unterkategorien sind das Personalmanagement, die Verwaltung von Haushalten oder Finanzen sowie die Zuweisung und Kontrolle materieller Ressourcen.

Um Redundanzen zu vermeiden, kann auch an dieser Stelle auf das Algorithmic Management verwiesen werden, welches ebenfalls eine Zuteilung von Ressourcen vornehmen kann (Toyoda, Gale und Gratch 2020). Dies entspräche im Beispiel dem auf künstlicher Intelligenz basierenden Management bei app-basierten Lieferdiensten unter anderem der Zuteilung von Arbeitskräften auf Aufträge. Außerdem bestehen Überschneidungen zu den Fertigkeitsgruppen S4.2 im Rahmen der Planung und Organisation von Aktivitäten, dem Treffen von Entscheidungen (S4.9) sowie der Beaufsichtigung von Personen (S4.8).

Im Vergleich mit anderen Publikationen fällt vor allem die Zuordnung von Disponenten/-innen, die oft mit dem Zuweisen bzw. der Kontrolle von Ressourcen betraut sind, bei M. Webb (2020) zu den am stärksten durch künstliche Intelligenz betroffenen Berufen gezählt, auf. In Summe wird diese Kategorie den unter hohem KI-Einfluss stehenden Fertigkeiten zugeordnet.

5.4.5 Ausübung von Verwaltungstätigkeiten

Im Fertigungsbereich S4.4 Ausübung von Verwaltungstätigkeiten (performing administrative activities) sind laut Beschreibung Verwaltungstätigkeiten wie das Schreiben von Berichten, das Bestellen von Material, das Führen von Korrespondenz und das Sicherstellen der Effizienz administrativer Systeme, Prozesse und Datenbanken enthalten. Exkludiert sind aus dieser Kategorie Fertigkeiten, die zur Erfassung und Verarbeitung von Informationen benötigt werden, da diese in der Kategorie S2 berücksichtigt werden (Europäische Kommission 2024).

Bei der Aufgabe des Schreibens von Berichten lässt sich ebenfalls eine Verbindung zum Kapitel der Informationskompetenzen herstellen. So ist das Schreiben von Berichten aus vorliegenden Informationen beispielsweise bei den zuvor bereits erwähnten journalistischen Kurzberichten im Wirtschaftsjournalismus seit Längerem per künstlicher Intelligenz durchführbar (Miroshnichenko 2018; Graefe 2016). Bei Schreibaufgaben zeigen Experimente, dass diese durch künstliche Intelligenz produktiver als durch Menschen ausgeführt werden können (Noy und W. Zhang 2023).

Die Berufe mit der höchsten Bedeutung dieser Fertigkeitsgruppe umfassen diverse Assistenz- und Sachbearbeiterberufe, etwa Back-Office-Mitarbeiter/-innen im Maklergeschäft, Sachbearbeiter/-innen im Investmentbereich und Postschalterbedienstete. Im Vergleich mit anderen Untersuchungen zu KI-Auswirkungen auf den Arbeitsmarkt erhalten diese Berufsgruppen beispielsweise von Felten, Raj und Seamans (2019) überwiegend hohe Exposure Scores (zum Beispiel Brokerage Clerks, Billing and Posting Clerks). Bei Paolillo et al. (2022) wird Berufen wie beispielsweise Postbeamter/Postbeamtin (Postal Service Clerks), Sachbearbeiter/-in (File Clerks) und Postangestellte/-r (Mail Clerks and Mail Machine Operators) ebenfalls ein vergleichsweise hoher Automatisierungsrisikoindex zugewiesen.

Aufgrund der bereits erfolgten Einordnung durch die bestehende Literatur sowie die allgemeine Natur der Aufgaben, die vom Datensatz unter dieser Kategorie subsumiert werden, wird diese Kategorie als unter hohem KI-Einfluss stehend angenommen.

5.4.6 Führung und Motivation

Die Gruppe S4.5, Führung und Motivation (leading and motivating), wird im ESCO-Modell als Fertigkeitsgruppe beschrieben, mittels welcher die Vision einer Organisation unterstützt sowie andere inspiriert und begeistert werden, um positive Ergebnisse zu erreichen. Es wird zudem angemerkt, dass der Schwerpunkt dieser Gruppe auf den Fertigkeiten, andere zu motivieren und zu inspirieren, liegt und nicht auf der Leitung und Überwachung eines Teams. Innerhalb der Kategorie des Datensatzes finden sich diverse Fertigkeiten wie militärische Truppen anführen oder Sportler motivieren und Mitarbeiter motivieren, um Umsatzziele zu erreichen (Europäische Kommission 2024).

Nach Bughin et al. (2018, 8–9) ist zu erwarten, dass Fertigkeiten mit bedeutender sozialer und emotionaler Komponente im Gegensatz zu einfachen kognitiven Routinetätigkeiten für die menschlichen Arbeitskräfte an Bedeutung gewinnen könnten, da Routinetätigkeiten als einfacher automatisierbar gelten. Allgemein lässt sich festhalten, dass zum Themenbereich Begeisterung und Inspiration von Mitarbeitergruppen durch künstliche Intelligenz nach aktuellem Kenntnisstand keine geeigneten Benchmarks oder Fallstudien vorliegen. Aus den in diesem Abschnitt genannten Gründen wird diese Kategorie für diese Untersuchung nicht den stark durch künstliche Intelligenz beeinflussten Fertigkeiten zugeordnet.

5.4.7 Bildung und Entwicklung von Teams

Der Bereich Bildung und Entwicklung von Teams (S4.6, building and developing teams) umfasst die Förderung von Teammitgliedern, den Aufbau einer vertrauensvollen Beziehung, des Respekts und der Kooperation sowie die Stimulierung von Teambuilding-Aktivitäten. Ausgeschlossen sind aus dieser Kategorie die Ausbildung und das Rekrutieren und Einstellen. Beispielhaft zu erwähnende Fertigkeiten in dieser Kategorie sind ‚Teamentwicklung fördern‘ und ‚kreative Prozesse anregen‘ (Europäische Kommission 2024).

Ersten Studien zufolge erscheint die Teamarbeit mit fiktiv als KI-Kollegen betrachteten Anwendungen auf Basis künstlicher Intelligenz aktuell problematisch. Insbesondere Teams mit niedriger bis mittlerer Fertigkeitsausstattung könnten einen Leistungsabfall

durch KI-Anwendungen als ‚virtuelle Kollegen‘ erfahren, was laut Dell'Acqua, Kogut und Perkowski (2023, 27–31) nahelegt, dass bei einer diversen Fertigkeitszusammensetzung der Arbeitsaufgaben niedrig- und mittelqualifizierte Teams oft nicht dazu fähig sind, menschliche und KI-Kollegen in einem Team-Arbeitsprozess komplementär zu verwenden. Dies deutet für die hier betrachtete Kategorie darauf hin, dass die Fertigkeiten aktueller Modelle künstlicher Intelligenz im Bereich Teambuilding in Kooperation mit menschlichen Kollegen niedrig sein könnten. Außerdem erwarten Dell'Acqua, Kogut und Perkowski (2023, 20) in Teams bei Beteiligung künstlicher Intelligenz, dass Teamleistung trotz des Einsatzes von künstlicher Intelligenz mit Fertigkeiten, die die menschlichen Fertigkeiten übertreffen, reduziert werden könnte, da unter anderem Koordinationsfehler auftreten. Auf weitere, in dieser Kategorie angesprochene Bereiche (z. B. kreative Prozesse), wird in weiteren Abschnitten dieser Untersuchung eingegangen.

Hier lässt sich schlussfolgern, dass für diese Kategorie aufgrund der nicht vorliegenden Benchmarks bzw. passenden Fallstudien sowie der oben genannten Hindernisse aktuell keine Zuordnung zu den Kategorien mit hohem KI-Einfluss erfolgen kann.

5.4.8 Anwerbung und Einstellung

Anwerbung und Einstellung (S4.7, recruiting and hiring) umfasst das Akquirieren der richtigen Fachkräfte zum Erreichen der Organisationsmission. In der Beschreibung werden Vorstellungsgespräche hierbei exkludiert. Beispiele für hier enthaltene, konkretere Fertigkeiten sind das Rekrutieren, das Einstellen und das Auswählen von verschiedenen Personal. Diese Kategorie hat beispielsweise für die Berufe Führungskraft im Bereich Talentgewinnung, Casting Director sowie Chorleiter/-in eine besonders hohe Bedeutung (Europäische Kommission 2024).

Nach Giraud et al. (2023, 574–76) finden sich im Rekrutierungsprozess Manager-Fertigkeiten, beispielsweise bei der Kommunikation mit Bewerbern, dem Auswerten von eingereichten Unterlagen und der Planung von Terminen, die durch künstliche Intelligenz zwar nicht vollständig ersetzt, aber unterstützt werden können. Wisskirchen et al. (2017, 102) erwähnen unter den Möglichkeiten des KI-Einsatzes im Personalauswahl- und Personaleinstellungsprozess, dass künstliche Intelligenz die Effizienz der Abläufe

gegenüber menschlicher Arbeit erhöhen könne, da weniger Kosten entstehen und große Bewerbermengen schneller gesichtet und nach Eignung eingestuft werden können. Außerdem wird die Hoffnung auf neutralere, unvoreingenommenere Auswahlprozesse geäußert. Computergestützte Analysen können zudem teils bessere Einschätzungen über die Persönlichkeit eines Menschen treffen als Menschen aus dem persönlichen Umfeld dies durch ihre sozial-kognitiven Fertigkeiten können (Youyou, Kosinski und Stillwell 2015).

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass im Bereich Anwerbung und Einstellung zwar Ansatzpunkte zur Involvierung von künstlicher Intelligenz bestehen, diese allerdings teilweise eher anderen Kategorien zugeordnet sind (bspw. Bewerberkommunikation vorrangig in S1, Kommunikation, Zusammenarbeit und Kreativität). Es existieren zwar einige KI-Werkzeuge, die im Kontext solcher Teilaufgaben eingesetzt werden können; dies müsste dann aber jeweils den anderen Fertigkeitskategorien zugeordnet werden. Aufgrund dessen sowie von nach Kenntnisstand dieser Arbeit nicht vorliegender Benchmarks wird diese Kategorie nicht als durch hohen KI-Einfluss gekennzeichnet eingestuft.

5.4.9 Beaufsichtigung von Personen

Die Beaufsichtigung von Personen (supervising people, S4.8) umfasst die Zuweisung von Verantwortlichkeiten an andere Personen und die Leitung sowie die Überwachung ihrer Leistung. Der ESCO-eigenen Anmerkung zufolge wird das Definieren von Rollen von Teammitgliedern sowie das Beaufsichtigen von Kindern nicht in dieser Kategorie eingeordnet. In der Kategorie enthaltene, spezifischere Fertigkeiten sind das Beaufsichtigen eines Teams oder einer Gruppe, die Zuweisung von Arbeit und das Überwachen und Bewerten der Leistung von Personen (Europäische Kommission 2024).

Die Breite der Interpretation dieser Kategorie wird deutlich, wenn die Berufe betrachtet werden, für die diese Kategorie eine große Bedeutung besitzt. Hier finden sich unter anderem Vorgesetzte verschiedener Branchen, die ihre Mitarbeitenden bei der Arbeit überwachen (z. B. Weinbergverwalter/-in, Wäschereiaufseher/-in); Lehrkräfte, die die Leistung von Schüler/-innen bzw. Studierenden bewerten (z. B. Lehrkraft für Chemie Sekundarstufe) sowie weitere Berufe, die andere Personen beurteilen (z. B.

Tennistrainer/-in). Hier wird deutlich, dass die Betrachtung sich nicht auf das reine Beaufsichtigten bezieht, sondern auch eine Bewertung von Leistungen in diverser Form bzw. mit diversen Zielen in dieser Kategorie enthalten ist.

Künstlicher Intelligenz wird bereits seit Längerem ein großes Potenzial in der Datenauswertung beim Sporttraining zugewiesen (Novatchkov und Baca 2013); dies bezieht sich aber eher auf eine reine Auswertung von Daten. Künstliche Intelligenz erreicht zudem eine hohe Genauigkeit bei der Überwachung von Personen per Videokamera, etwa bei Risikopatienten im Krankenhaus (Gabriel et al. 2024); die Überwachung von Verkehrsdaten, etwa im Schiffsverkehr (Soldi et al. 2021) und im Straßenverkehr (Dede et al. 2023).

Künstliche Intelligenz kann in einigen Fällen zwar Universitäts-Prüfungsleistungen korrekt bewerten, hat allerdings noch viele Schwachstellen in Zuverlässigkeit und Genauigkeit, die eine menschliche Validierung der durch künstliche Intelligenz getroffenen Bewertungen erfordern (Kortemeyer, Nöhl und Onishchuk 2024).

Nach der Untersuchung von Paolillo et al. (2022) wird verschiedenen Vorgesetztenberufen („Supervisors“) häufig ein niedriger Automation Risk Index zugeschrieben; selbiges gilt für verschiedene Lehrerberufe. Felten, Raj und Seamans (2023a) ordnen viele Lehrerberufe, insbesondere die der postsekundären Bildung, als stark von LLMs beeinflusst ein. Andererseits sind einige Berufe mit dem Bezeichnungsbestandteil „Supervisor“ mit einem niedrigen Language-Modeling-AIOE aufgeführt.

Brynjolfsson und T. Mitchell (2017, 1532) führen an, dass eine klare Erfolgsmetrik für eine KI-Automatisierung vonnöten ist; außerdem ist die Entbehrlichkeit einer Erklärung der Entscheidungsfindung ein Argument für die Automatisierbarkeit von Aufgaben durch künstliche Intelligenz. Möglicherweise liegt also in der genauen Natur der Überwachungsaufgaben dieses Bereichs auch die Begründung für die oben dargestellten Bewertungsunterschiede, wenn beispielsweise im Straßenverkehr eine klare Metrik für die Überwachung der Akteure vorliegt, während dies in Lehramtsberufen eher multi-determiniert sein kann.

Dennoch zeigt sich, dass künstliche Intelligenz in einigen Bereichen mindestens assistierend oder vorbereitend tätig werden und dort hohe Fertigkeitsniveaus erreichen kann, sodass eine Zuordnung zu den unter hohem KI-Einfluss stehenden Kategorien sinnvoll erscheint.

5.4.10 Treffen von Entscheidungen

Die letzte Kategorie der Gruppe Managementfähigkeiten umfasst das Treffen von Entscheidungen (S4.9, making decisions). Gegenstand der in dieser Kategorie enthaltenen Fertigkeiten ist es laut Beschreibung, eine Auswahl aus mehreren alternativen Möglichkeiten zu treffen. Als konkrete Fertigkeiten enthalten sind hier zum Beispiel das Treffen juristischer Entscheidungen, das Entscheiden über Kreditanträge und das Entscheiden über Investments (Europäische Kommission 2024). Berufe mit einem hohen Anteil dieser Fertigkeitsgruppe sind beispielsweise Risikokapitalgeber/-innen, Senator/-innen, Schädlingsbekämpfer/-innen und Schiffsoffizier/-innen.

Entscheidungsfindung, die in vielen Berufen und insbesondere in dieser Fertigkeitsgruppe elementar ist, erfordert den Umgang mit Unsicherheit; Vorhersagen sind dabei ein elementarer Teil, der von künstlicher Intelligenz besser übernommen werden und dann von Menschen mittels Intuition, Daten und Handlungen in eine Entscheidung umgesetzt werden kann (Agrawal, Gans und Goldfarb 2018, 78–81). Laut Parry, M. Cohen und Bhattacharya (2016, 588–589) kann künstliche Intelligenz, wenn sie mit geeigneten Daten trainiert und konfrontiert ist, Entscheidungen objektiver und unter weniger kognitiver Verzerrung treffen als Menschen; bei sehr komplexen Situationen sehen die Autoren allerdings Menschen im Vorteil.

Ein eher hoher Anteil an der Fertigkeitszusammensetzung ihrer Berufsbilder, der auf diese Kategorie entfällt, findet sich auch bei juristischen Entscheidungsträgern, etwa bei Richter/-innen. Nach Agrawal, Gans und Goldfarb (2018, 62) könnte bei Gerichtsentscheidungen eine Verwendung von KI-Modellen geringere Verbrechensraten zur Folge haben, da die Vorhersage zukünftiger Straftaten auf Basis der Informationen aus Gerichtsverfahren zuverlässiger scheint. M. Bommarito, II und Katz (2022, 9) folgern aufgrund des Abschneidens des OpenAI-Modells GPT-3.5 bei US-amerikanischen Anwaltsprüfungen (Bar Exams) ein grundlegendes Rechtsverständnis der künstlichen Intelligenz, auch ohne weitere Anpassungen und ohne ein spezialisiertes KI-Modell vorzusetzen. Für das neuere GPT-4-Modell berichten Katz et al. (2023) das Erzielen besserer Ergebnisse als menschliche Teilnehmende in fünf von sieben Testgebieten der Uniform Bar Examination mit rapiden Fortschritten gegenüber Vorgängermodellen; die Autoren sehen ein großes Potenzial verschiedener LLM-Modelle zur Erbringung

unterstützender juristischer Dienstleistungen und noch Potenzial für bessere Leistungen durch andere Herangehensweisen, betonen aber auch, dass eine solche Prüfung nicht die Komplexität des Alltags von Juristen in Industrie und Gesellschaft abbilden.

A. Nie et al. (2023) finden bei moralischen und kausalen Beurteilungen allerdings teils unterschiedliche Entscheidungen und unterschiedliche Gewichtungen von entscheidenden Faktoren zwischen Menschen und LLMs; in einer anderen Studie wurden die von künstlicher Intelligenz getroffenen Entscheidungen allerdings häufig als gleichwertig oder sogar besser bewertet als die von menschlichen Experten getroffenen Entscheidungen (Araujo et al. 2020).

Aufgrund der genannten Aspekte sowie den bereits in anderen Teilen dieses Kapitels erwähnten Fertigkeiten künstlicher Intelligenz im Bereich der Informationsauswertung, welche eine zusätzliche Rolle bei dem Treffen von Entscheidungen menschlicher Entscheidungsträger spielen könnten, wird diese Kategorie als durch künstliche Intelligenz beeinflusst gewertet.

5.5 Arbeiten mit Computern

Die Gruppe S5 (Arbeiten mit Computern bzw. working with computers) umfasst in der Datenbankversion 1.2.0 sechs Fertigkeitskategorien. Enthalten ist laut Beschreibung die Nutzung von Computern und anderen digitalen Werkzeugen für die Entwicklung, Installation und Wartung von Software und Infrastruktur; zum Durchsuchen, Filtern, Organisieren, Speichern, Abrufen und Analysieren von Daten; zur Zusammenarbeit und Kommunikation mit anderen sowie zur Erstellung und Bearbeitung neuer Inhalte (Europäische Kommission 2024).

5.5.1 Arbeiten mit Computern

In der gleichnamigen, ersten Unterkategorie mit identischer Beschreibung sind allgemeine IT-Tätigkeiten wie zum Beispiel das Instandhalten von Servern, die Nutzung von Hardware und das Verwenden von Schnittstellen enthalten (Europäische Kommission 2024).

Zu dieser Kategorie lässt sich anmerken, dass durch die physische Komponente, die beispielsweise in Form von Hardwarewartung auftritt, eine direkte Übernahme durch künstliche Intelligenz ohne Kombination mit anderen Technologien nicht möglich erscheint. Zudem könnte die Wartung von IT-Infrastruktur durch Menschen an Bedeutung gewinnen, wenn weitere technische Ressourcen für den Betrieb von KI-Systemen benötigt werden. Daher ist diese Gruppe von Fertigkeiten für diese Untersuchung nicht als stark durch künstliche Intelligenz beeinflusst eingeordnet.

5.5.2 Programmierung von Computersystemen

Nach der Beschreibung des ESCO-Datensatzes ist das Schreiben und Übermitteln von Anweisungen, Spezifikationen und Programmen für Computer Gegenstand der Kategorie S5.1 Programmierung von Computersystemen (programming computer systems). Beispiele für die in dieser Kategorie enthaltenen Fertigkeiten sind das Schreiben von Programmiercode, das Nutzen von Datenbankabfragesprachen und die Fehlersuche (Debug) in Programmiercode; exkludiert sind die Systemanalyse sowie das

Ausgeben von Kommandos an computergesteuerte Maschinen (Europäische Kommission 2024). Zu den Berufen, die einen hohen Anteil dieser Fertigkeitsgruppe aufweisen, gehören verschiedene Softwareentwickler, beispielsweise Softwareentwickler/-in für Embedded Systems oder Entwickler/-in von Benutzeroberflächen.

Zur Programmierung durch künstliche Intelligenz oder mithilfe von künstlicher Intelligenz besteht eine breite Literaturbasis. So scheint die Leistung von aktuellen Modellen in Programmierfragen mit der von Universitätsstudierenden vergleichbar zu sein (Ibrahim et al. 2023). Beispielsweise kann GPT-4 komplexe HTML-/JavaScript-Anwendungen programmieren (Bubeck et al. 2023, 24).

In zwei Benchmarks aus dem Jahr 2021 zur Synthese kurzer Python-Programme auf Programmierer-Einstiegenniveau kommen die Autoren zu der Schlussfolgerung, dass dies grundsätzlich gut funktioniere; die Qualität sei aber für eine automatisierte Einbindung in Prozesse nur akzeptabel und erreiche nicht das volle menschliche Verständnis von Programmcode (Austin et al. 2021, 23). Mark Chen et al. (2021) zufolge sind gute Leistungen insbesondere bei einfacheren Problemstellungen, die die Generierung von Programmcode erfordern, zu beobachten, insbesondere bei der Verwendung hierfür speziell trainierter Modelle. Letztere Untersuchung stammt von Forschern des Chat-GPT-Herstellers OpenAI.

In der Benchmark LeetCode, welches die Bearbeitung von Programmierproblemen auswertet, erfolgt ein Vergleich mit menschlichen Teilnehmenden; die Leistung von KI-Modellen ist hierbei vergleichbar zu menschlichen Teilnehmenden (Bubeck et al. 2023, 21).

Nach verschiedenen Quellen scheinen vor allem neuere Modelle weitere Fortschritte zu erzielen; so schneidet das o1-Modell laut OpenAI-Herstellerangaben in der International Olympiad in Informatics im 49. Perzentil ab und erreicht im Coding-Wettbewerb Codeforces einen Elo-Wert von 1807, womit 93 % der menschlichen Teilnehmenden geschlagen wurden (OpenAI 2024a). Diese schnell fortschreitende Entwicklung wird auch von der Benchmark HumanEval untermauert, in welchem Daniel Li und Murr (2024) für neueste Modelle starke Leistungszuwächse bei grundlegenden Programmieraufgaben messen.

Aufgrund der Leistungen generativer künstlicher Intelligenz bei Programmieraufgaben erwarten Peng et al. (2023) Produktivitätszuwächse in verschiedenen Bereichen, z. B.

bei komplementärem Einsatz durch Programmierer, die einfachere Aufgaben an KI-Modelle übertragen könnten. Es ist aber festzuhalten, dass mehrere Publikationen annehmen, dass das Fertigkeitsniveau aktueller Modelle noch weit davon entfernt ist, komplett Programme ohne menschliche Überwachung bzw. menschlichen Input erstellen zu können (Austin et al. 2021, 23). Laut einer Benchmark zu komplexeren Coding-Problemen, insbesondere Software-Engineering-Problemen, schneiden gängige LLMs mit sehr schlechten Werten ab; das Problem scheint vor allem darin zu liegen, dass die Aufgabenstellungen sehr lange Kontexte, das Agieren in verschiedenen Dateien und Umgebungen und die Koordination verschiedener Teilaufgaben umfassen, was laut den Autoren über klassische Code-Erstellungsaufgaben hinausgeht (Jimenez et al. 2023). Innerhalb des ESCO-Datensatzes ist hierbei zu unterscheiden, welche dieser Benchmarks strikt auf das Programmieren von Computern und welche auf das eher abstrakte Entwerfen von Systemen abzielen. Letzteres könnte eher der Kategorie S1.11, Entwurf von Systemen und Produkten, zugeordnet werden, während die zuvor genannten, erfolgreicher ablaufenden Codingaufgaben zur hier betrachteten Kategorie gehören könnten. Aufgrund dieser Differenzierung und den oben dargestellten Benchmarks wird dieser Kategorie eine hohe Beeinflussung durch künstliche Intelligenz zugewiesen.

5.5.3 Aufbau und Schutz von Computersystemen

In der Kategorie S5.2 (setting up and protecting computer systems) sind der Aufbau, der Schutz und die Problemlösung von/bei Computersystemen, Netzwerken oder ähnlichen Informationssystemen enthalten (Europäische Kommission 2024). Berufe mit einer hohen Bedeutung dieser Fertigkeitskategorie finden sich im IT-Bereich, etwa Netzwerk-Administrator/-in und System-Administrator/-in.

Zum administrativen Umgang mit Computersystemen sowie spezieller zu deren Aufbau lässt sich, wie bereits zuvor in dieser Untersuchung, der Versuch der Erstellung eines gesamten Servernetzwerks mittels einer künstlichen Intelligenz laut OpenAI (2024b, 30–32) heranziehen. Diese hochkomplexen Aufgaben, die das autonome Arbeiten mit verschiedenen Systemen beinhalten, stellen selbst fortgeschrittene Modelle aktuell vor große Hindernisse. Ebenso erreichen gängige KI-Modelle bei Jimenez et al. (2023) schwache Ergebnisse im Bereich der Problemlösung real existierender

Probleme aus Internetforen. Viele weitere Benchmarks und Anwendungsfälle fokussieren eher theoretische Informatik-Fragestellungen (bspw. Olympiad in Informatics bei OpenAI (2024a)) oder beschränken sich auf Programmierfähigkeiten (siehe oben, bspw. Bubeck et al. (2023, 21)). Auf Grundlage dieser dargestellten Hindernisse wird die Kategorie nicht den stark KI-bezogenen Fertigkeiten zugeordnet.

5.5.4 Zugreifen auf und Analyse von digitalen Daten

Die Kategorie S5.5 Zugreifen auf und Analyse von digitalen Daten (accessing and analysing digital data) umfasst nach ESCO-Beschreibung die Verwendung digitaler Werkzeuge zum Durchsuchen, Suchen, Filtern, Organisieren, Speichern, Beziehen und Analysieren von Daten, Informationen und digitalen Inhalten zur Zusammenarbeit und Kommunikation mit anderen sowie zur Erstellung und Bearbeitung neuer Inhalte. Die weiter untergeordneten Fertigkeiten drücken die Teilbereiche dieser Beschreibung aus, beispielsweise Zugriff und Analyse von digitalen Daten (Europäische Kommission 2024). Einen in Relation großen Anteil hat diese Fertigkeitsgruppe unter anderem für die Berufe Datenanalytiker/-in, Dateningenieur/-in, Datentypist/-in, IoT-Entwickler/-in sowie Expert/-in für Datenintegration.

Der Umgang mit digitalen Daten ist für KI-Modelle teilweise abhängig davon, inwiefern Daten vorliegen oder abrufbar sind. So sind LLMs häufig nicht erfolgreich, wenn komplexe Suchmethoden verwendet werden müssen, um die benötigten Daten zu sammeln, etwa eine Internetrecherche mit Dateidownloads und -verarbeitung (OpenAI 2024b, 20–21). Liegen die Daten allerdings in verarbeitbarer Form vor, können auch sehr große Datensammlungen verarbeitet und zum Anlernen der künstlichen Intelligenz eingesetzt werden, etwa im Beispiel eines Modells, welches aus einem Datensatz von 2,7 Millionen Genomen lernte (Nguyen et al. 2024). Auch die Verarbeitung unstrukturierter Datenmengen liegt, wie bereits in dieser Arbeit am Beispiel von Patientenakten erwähnt, im Bereich der KI-Fertigkeiten (Xi Yang et al. 2022).

Ein weiteres Beispiel für die Verarbeitung digitaler Daten durch künstliche Intelligenz ist die Bestimmung von Aufnahmeorten anhand visueller Hinweise in Bildern (Haas et al. 2023); die Verarbeitung, Analyse und Interpretation medizinischer Bilder unter anderem in der Radiologie (Jha und Topol 2016; Alrassi, Katsufrakis und Chandran 2021,

38; Cheung et al. 2022); die Verarbeitung von digitalen Dokumenten und digitaler Korrespondenz im Bewerbungsprozess (Giraud et al. 2023, 574–76) sowie die Nutzung von KI-gestützter Analyse multimedial vorliegender Daten zur Verbrechensprävention und Kriminalermittlung (Pérez et al. 2021).

Für die Arbeit mit digital vorliegenden, visuellen Daten existiert mit der VisIT-Benchmark eine Referenz mit sehr diversen Anforderungen, zum Beispiel der Ausgabe von Informationen zum künstlerischem Stil eines Bildes, dem Ort des Bildes, Interpretation des Inhalts und weiteren Angaben, was als Beispiel für den Umgang mit digitalen Informationen dienen kann (Bitton et al. 2023). Mit dem Modell GPT4V scheint ein erstes Modell den menschlichen Referenzwert bei dieser Fertigkeit zu überschreiten (mlfoundations 2025).

Aufgrund der diversen, oben dargelegten Anwendungsbeispiele und der genannten Benchmark wird dieser Kategorie ein hoher KI-Einfluss zugeschrieben.

5.5.5 Nutzung digitaler Tools für die Zusammenarbeit, Inhaltserstellung und Problemlösung

Unter der Nutzung digitaler Tools für die Zusammenarbeit, Inhaltserstellung und Problemlösung (S5.6, using digital tools for collaboration, content creation and problem solving) fasst der ESCO-Datensatz die Nutzung von Software und Hardware zur Zusammenarbeit und Kommunikation mit anderen, die Erstellung und Bearbeitung neuer Inhalte (von Textverarbeitung bis zu Bildern und Videos) und die Lösung konzeptueller, technischer und praktischer Probleme zusammen. Explizit ausgeschlossen werden aus dieser Kategorie laut Anmerkungen im Datensatz die Programmierung von Computern sowie das Lösen von Computerproblemen. Beispiele für konkrete, hier eingeordnete Fertigkeiten sind die Nutzung computergestützter Tools zum Bearbeiten von Ton und Bild, die Nutzung computergestützter Tools zum Konstruieren und Zeichnen sowie die Nutzung von Software für die Textverarbeitung, -veröffentlichung und -präsentation (Europäische Kommission 2024). Eine hohe Bedeutung weist diese Fertigkeitsgruppe unter anderem für die Berufe Entwickler/-in Digitale Medien, verschiedene technische Zeichner/-innen (Zeichner/-in Kraftfahrzeugbau, Zeichner/-in Luft- und Raumfahrttechnik) sowie Desktop-Publisher/-in und Grafikdesigner/-in auf.

Wird diese Fertigkeitskategorie im Kontext der Nutzung künstlicher Intelligenz am Arbeitsplatz betrachtet, könnte eine Anwendung, welche künstliche Intelligenz nutzt, eines der für diese Kategorie namensgebenden digitalen Tools sein. Wie in anderen Kategorien berichtet wird, kann beispielsweise die Inhaltserstellung in Form den Generierens von Text durch künstliche Intelligenz in diversen Kontexten eingesetzt werden. Der Einsatz, die Anleitung und die Kontrolle dieser KI-Werkzeuge wären dann entsprechend in dieser Kategorie enthalten. Damit ist in dieser Fertigkeitskategorie zwar ein Umgang mit künstlicher Intelligenz enthalten, der jedoch nicht durch künstliche Intelligenz übernommen werden kann, da diese dann wiederum von Menschen kontrolliert werden und dieser Umgang in diese Kategorie eingesortiert werden müsste. Aufgrund dieser überwachenden Rolle, welche überwiegend menschlichen Akteuren zukommt, wird diese Kategorie nicht als unter starkem KI-Einfluss stehend beurteilt.

5.5.6 Nutzung digitaler Tools für die Steuerung von Maschinen

Die Nutzung digitaler Tools für die Steuerung von Maschinen (using digital tools to control machinery) stellt die Kategorie S5.7 dar und beinhaltet laut Datensatzbeschreibung die Ausgabe von Kommandos an computergesteuerte Maschinen und Ausrüstung, indem die entsprechenden Daten und Eingaben getätigt werden. Exkludiert sind hiervon das Schreiben von Computercode und Programmen sowie das Lösen von Computerproblemen. Beispiele für enthaltene Fertigkeiten sind Produktionsfluss fernsteuern, Maschinensteuerung einrichten und Aufzugsteuerung programmieren (Europäische Kommission 2024). Diese Kategorie hat für Berufe wie CNC-Programmierer/-in, Stanzmaschinenbediener/-in, Behältermonteur/-in, Flugzeugmonteur/-in und Gießereimodellbauer/-in eine in Relation hohe Bedeutung.

Durch kognitive Verarbeitung, Lernprozesse und Imitation kann künstliche Intelligenz Produktionsmaschinen und Industrieroboter grundsätzlich steuern und optimieren; zentral für diese Funktionsweise sind unter anderem eine verbesserte Umweltwahrnehmung und eine höhere Flexibilität als mit klassischer Programmierung und Steuerung (Arents und Greitans 2022). Die bereits zuvor in dieser Arbeit dargestellte Informationssammlung und -verarbeitung ist damit ebenfalls dieser Kategorie

zuträglich. Auch eine Qualitätskontrolle auf Basis künstlicher Intelligenz kann in Produktionsprozessen hohe Genauigkeiten erreichen (Sundaram und Zeid 2023).

Mehrere untergeordnete Konzepte dieser Kategorie, etwa die Fertigkeit CNC-Steuerung programmieren sowie der oben genannte Beruf CNC-Programmierer/-in, beziehen sich auf die Arbeit mit präzisen, computergesteuerten CNC-Werkzeugmaschinen. Hierzu stellen Soori, Arezoo und Dastres (2023) in einer Übersichtsarbeit diverse Anwendungsfelder künstlicher Intelligenz und verwandter Technologien wie maschinellem Lernen dar. Dies umfasst beispielsweise Kapazitätsplanung, inkrementelle Optimierung, Produktivitätssteigerung, Überwachung und Energieverbrauchsplanung.

Aufgrund der verschiedenen Einsatzmöglichkeiten, in welchen künstliche Intelligenz die Fertigkeiten dieses Bereichs beeinflussen kann, wird dieser Kategorie ein hoher KI-Einfluss zugeordnet.

5.6 Bereich Handhabung/Transport und Bewegung

Der Bereich Handhabung/Transport und Bewegung (handling and moving) umfasst die Fertigkeitskategorien S6.0 bis S6.13 und damit das Sortieren, Ordnen, Bewegen, Verarbeiten, Herstellen und Reinigen von Waren und Materialien von Hand oder mit handgeführten Werkzeugen und Geräten sowie das Pflegen von Pflanzen und Tieren (Europäische Kommission 2024). Dieser Bereich ist, wie einleitend in diesem Kapitel beschrieben, nicht direkt von künstlicher Intelligenz auszuführen. Dies wird außerdem bei der Betrachtung der spezifischeren Fertigkeiten deutlich, die diesem Bereich untergeordnet sind. Die Handhabung/Transport und Bewegung (S6.0, handling and moving); die Sortierung und Verpackung von Waren und Materialien (S6.1, sorting and packaging goods and materials); Bewegen und Heben (S6.2, moving and lifting); das Umwandeln und Vermischen von Materialien (S6.3, transforming and blending materials); das Hegen von Pflanzen und Nutzpflanzen (S6.4, tending plants and crops); der Zusammenbau und die Herstellung von Erzeugnissen (S6.5, assembling and fabricating products); die Herstellung von Gussformen, Guss-Stücken, Modellen und Mustern (S6.6, making moulds, casts, models and patterns); die Verwendung von Handwerkzeugen (S6.7, using hand tools); Handhabung/Transport von Tieren (S6.9, handling animals); die Reinigung (S6.11, cleaning); das Waschen und Pflegen von Textilien und Kleidung (S6.12, washing and maintaining textiles and clothing) sowie die Bewirtschaftung von Abfällen und gefährlichen Stoffen (S6.13, handling and disposing of waste and hazardous materials) zählen hierzu (Europäische Kommission 2024).

In einer Anmerkung zu dieser Kategorie wird im Datensatz kommentiert, dass Fertigkeiten im Umgang mit Personen in diesem Kontext für die oben genannte Kategorie explizit ausgeschlossen werden. Insofern muss in diesem Bereich davon ausgegangen werden, dass es sich fast ausschließlich um physische Fertigkeiten handelt, die zwar gegebenenfalls von besseren kognitiven Fertigkeiten der Maschinen durch KI-Unterstützung profitieren könnten, bezüglich derer jedoch in den hier zugeordneten Fertigkeiten selbst keine nennenswerte KI-Aktivität besteht. Die Verbesserung maschinelner Prozesse durch andere Aktivitäten, beispielsweise die bereits diskutierte KI-Informationsverarbeitung, wäre zudem den Fertigkeiten des Bereichs S2 zuzuordnen.

5.7 Bau

Der Bereich Bau (S7, constructing) umfasst nach der Definition des ESCO-Modells das Bauen, Reparieren, Installieren und Endbearbeitung von inneren und äußeren Strukturen. Als untergeordnete Fertigkeitsgruppen gehören S7.1 Bau und Instandsetzung von Strukturen (building and repairing structures), S7.2 Installation von Innen- oder Außeninfrastrukturen (installing interior or exterior infrastructure) sowie S7.3 Endbearbeitung von Innen- oder Außeninfrastrukturen (finishing interior or exterior of structures) zum Bereich S7 (Europäische Kommission 2024).

Im vorliegenden Fertigkeitsbereich sind fast ausschließlich praktische, handwerkliche Tätigkeiten enthalten. Zwar ist es denkbar, dass künstliche Intelligenz in diesen Bereichen gewisse Tätigkeiten unterstützen kann; dies würde vermutlich aber eher in Form von anderen Fertigkeitsgruppen, etwa der Arbeit mit Informationen, geschehen, da künstliche Intelligenz selbst keine physischen Handwerkstätigkeiten ausüben kann.

In der Publikation von Felten, Raj und Seamans (2023a) sind die vornehmlich im Bereich des Baus beschäftigten Berufsgruppen der Helfer/-in von Maurer/-innen, Steinmetzen/Steinmetzinnen und Fliesenlegern/Fliesenlegerinnen mit dem zweitniedrigsten Automatisierungsrisiko sowie Helfer/-in für Maler/-innen, Tapezierer/-in, Gipser/-in und Stuckateur/-in auf dem sechstniedrigsten Rank eingeordnet. Ähnlich ordnen Brynjolfsson, T. Mitchell und Rock (2018) den hier verwandten Berufen der Gipser/-innen und Stuckateure/Stuckateurinnen einen der niedrigsten Werte zu.

Aus den hier dargelegten Gründen wird der gesamte Bereich S7 (Bau) nicht zu den Kategorien mit hohem KI-Einfluss gezählt.

5.8 Arbeiten mit Maschinen und Spezialausrüstungen

Der Fertigungsbereich S8 umfasst alle Fertigkeiten, die mit dem Arbeiten mit Maschinen und Spezialausrüstungen (working with machinery and specialised equipment) verbunden sind. Nach der ESCO-Beschreibung wird hierunter die Steuerung, der Betrieb und die Überwachung von Fahrzeugen, stationärer sowie mobiler Maschinen, Präzisionsinstrumente und Ausrüstung verstanden. Nicht in dieser Kategorie untergeordnet sind Interaktionen mit Computern (Europäische Kommission 2024).

5.8.1 Arbeiten mit Maschinen und Spezialausrüstungen

Die erste Untergruppe (S8.0) trägt denselben Titel wie der gesamte Bereich und beinhaltet einige Fertigkeiten, die nicht den unten folgenden, spezielleren Fertigkeitsgruppen zugeordnet sind. Die Beschreibung ist entsprechend identisch der des Bereichs S8 (Europäische Kommission 2024). Berufe mit einem hohen Anteil dieser Fertigkeitsgruppe sind vor allem Berufe, die die Bedienung spezieller Maschinen bzw. Spezialausrüstungen beinhalten, unter anderem Lotterieannehmer/-in, Bediener/-in von Maschinen zur Erzeugung von Hygieneprodukten aus Papier, Nagelmaschinenbediener/-in, Schiefermischer/-in sowie Kaschierer/-in in der Papierverarbeitung.

Aufgrund der sehr unterschiedlichen Maschinen und der sehr unterschiedlichen Anforderungen des Umgangs mit ihnen ist diese Kategorie in der Beurteilung komplex. Wie bereits im Bereich S5.7, Nutzung digitaler Tools für die Steuerung von Maschinen, geschildert, besteht in der digitalen Steuerung, Überwachung und Planung von maschinellen Abläufen die Möglichkeit verschiedener Einsatzszenarien für künstliche Intelligenz. Demgegenüber handelt es sich bei den hier enthaltenen Maschinen augenscheinlich um weniger digital gesteuerte Maschinen, welche gegenwärtig die direkte Bedienung durch menschliche Arbeitskräfte erfordern. Hier ist demzufolge zunächst ein weiterer Innovationsprozess in Form der digitalen Steuerbarkeit der Maschinen und Ausrüstungsgegenstände nötig, um den direkten Einfluss künstlicher Intelligenz auf diese zu ermöglichen. Nichtsdestotrotz wird diese Kategorie, wie auch die oben erwähnte Kategorie S5.7, als potenziell unter hohem KI-Einfluss stehend betrachtet, um diese Parallelen zu berücksichtigen.

5.8.2 Betrieb einer mobilen Anlage

Unter dem Titel Betrieb einer mobilen Anlage (S8.1, operating mobile plant) versteht die ESCO-Beschreibung die Steuerung des Betriebs von Maschinen, deren Mobilität ein integraler Teil ihrer Funktion ist, etwa bei Erdarbeiten, Landwirtschaft, Forstwirtschaft und Hebearbeiten (Europäische Kommission 2024). Berufe, für die dieser Bereich in Relation besonders viel Bedeutung hat, sind Pfahlrammer/-in, Erdbaumaschinenführer/-in, Baggerführer/-in sowie Schrapperfahrer/-in.

Analog zur Kategorie S8.0 ist auch in dieser Kategorie der Umgang mit verschiedenen Maschinen gegenständlich. Zusätzlich ist die oben beschriebene Mobilität der Anlagen zu beachten. Wie in dem auf diese Gruppe folgenden Abschnitt S8.2, Führen von Fahrzeugen beschrieben wird, ist der Betrieb von Fahrzeugen auf Basis künstlicher Intelligenz grundsätzlich möglich. KI-gesteuerte, autonom fahrende Fahrzeuge können auch in industrielle Einsatzgebieten eingesetzt werden (West 2018b, 28). Corrigan und Laye (2022, 2–4) benennen diverse Einsatzgebiete künstlicher Intelligenz im Bereich des Bergbaus; in der Praxis bereits eingesetzte KI-Anwendungen umfassen etwa autonom fahrende Transportfahrzeuge, welche eine höhere Effizienz und Arbeitssicherheit in den Arbeitsprozessen versprechen könnten (Dyson 2017; S. Zhang et al. 2020). Überwiegend scheint sich der aktuelle Einsatz künstlicher Intelligenz in diesem Bereich jedoch auf das reine Fahren dieser Fahrzeuge zu beschränken, wobei der Mobilitätsaspekt in dieser Kategorie jedoch nur einen Anteil der Fertigkeiten darstellt. Zusätzlich ist, wie an den oben genannten Berufen und der Beschreibung erkennbar ist, das Fahren dieser Fahrzeuge in Kombination mit einer anderen Funktion, etwa Hebearbeiten, zentral für diese Fertigkeiten. Nach Kenntnisstand dieser Arbeit bestehen keine breiten Anwendungsbeispiele oder Benchmarks für diese Kombination, sodass diese Gruppe nicht als stark durch künstliche Intelligenz beeinflusst eingeordnet wird.

5.8.3 Führen von Fahrzeugen

In der Fertigkeitsgruppe S8.2, Führen von Fahrzeugen (driving vehicles), ist laut der zugeordneten Beschreibung des ESCO-Datensatzes das Führen von Fahrzeugen auf oder abseits von Straßen, beispielsweise von Motorrädern, Autos, Transportern, Lastwagen und Bussen zum Transport von Gütern oder Menschen enthalten (Europäische

Kommission 2024). Diese Kategorie stellt beispielsweise für die Berufe Abschleppwagenfahrer/-in, Gefahrengutkraftfahrer/-in, Lastkraftwagenfahrer/-in, Instruktor/-in für Berufskraftfahrer sowie Müllwagenfahrer/-in eine bedeutende Komponente dar.

Die OECD (2019, 25) betrachtet autonomes Fahren von Fahrzeugen als Anwendungsfall künstlicher Intelligenz. Auch West (2018b, 28) nennt diverse Beispiele, bei denen KI-gesteuerte, selbstfahrende Fahrzeuge zukünftig eingesetzt werden können, beispielsweise als Taxis, als Lieferfahrzeuge und im Ridesharing. Letzteres wird bereits heute in ausgewählten Städten, unter anderem in den Vereinigten Staaten, durch künstliche Intelligenz erfüllt, indem Passagiere selbstfahrende Fahrzeuge anstelle klassischer Taxis oder Fahrdienste buchen. Eines der hier tätigen Unternehmen berichtet von bereits über 20 Millionen autonom gefahrenen Meilen in dieser Sparte (Waymo LLC 2021, 4). Patentdaten legen außerdem nahe, dass KI-Anwendungen den Fortschritt im Bereich des autonomen Fahrens insbesondere bei elektronisch angetriebenen Fahrzeugen beschleunigen (Mekyung Lee 2020). Eine Literaturübersicht zu künstlicher Intelligenz und autonomem Fahren zeigt Anwendungsbereiche wie die Entscheidungsfindung im Straßenverkehr auf Basis von Sensordaten, aber auch Herausforderungen wie teure und zeitaufwändige Erprobungsprozesse (Ma et al. 2020). Insbesondere bei der Entscheidungsfindung bestehen hingegen auch ethische Fragestellungen (Bonnefon, Shariff und I. Rahwan 2016). Für diverse Berufe wie beispielsweise Taxifahrer oder persönliche Chauffeure, für die das Fahren des Fahrzeugs die wichtigste Fertigkeitskategorie in ihrem Berufsalltag darstellt, besteht in Zukunft ein großes Beeinflussungspotenzial des Berufsbilds durch künstliche Intelligenz. Erste Umsetzungsversuche fanden zudem für autonomes Fahren von Kleinbussen im öffentlichen Personennahverkehr unter anderem in Deutschland und Frankreich statt (Focus Online 2020; Groupe RATP 2023).

Die hier dargelegten Fortschritte und Anwendungsbeispiele führen zu einer Zuordnung dieser Kategorie als unter hoher KI-Beeinflussung stehend.

5.8.4 Bedienen von Wasserfahrzeugen

Die Fertigkeitskategorie S8.3 beinhaltet das Bedienen von Wasserfahrzeugen (operating watercraft). Die Beschreibung des Datensatzes bezeichnet die Inhalte der

Kategorie als das Bedienen und Kontrollieren der Bewegungen von Wasser- und Unterwasserfahrzeugen inklusive Schiffen, Booten und anderen Fahrzeugtypen. Konkretere Fertigkeiten dieses Bereichs beinhalten zum Beispiel das Sichern des Schiffs mit Tauen, das Losmachen von Schiffen, das Steuern von Schiffen, das Betätigen von Segeln und mechanischen Geräten und die Navigation auf dem Wasser (Europäische Kommission 2024). Eine hohe Bedeutung hat diese Fertigkeitsgruppe unter anderem für die Berufe Bootsmann/Bootsfrau, Seemann/Seefrau, Seelotse/Seelotsin, Deckshelfer/-in in der Fischerei sowie Tiefseefischer/-in.

Laut Kobyliński (2018) sind autonom fahrende Schiffe grundsätzlich bereits denkbar, unterliegen jedoch einigen praktischen Problemen wie Sicherheit und rechtlichem Änderungsbedarf. Jalonen, Tuominen und Wahlström (2017, 37–42) betonen weitere Herausforderungen, etwa bei der Evakuierung von Passagieren oder verletzter Crew sowie bei weiteren menschlichen und technischen Faktoren, etwa bei der Fernüberwachung eines autonom fahrenden Schiffs. Zudem ist zu beachten, dass im Fall von als autonom bezeichneten Schiffen in der Literatur häufig von zumindest zeitweise landseitig ferngesteuerten Schiffen ausgegangen wird (bspw. Ringbom 2019, 6; Kaarstad und Braseth 2020, 4).

Auffällig ist in dieser Kategorie insbesondere in Abgrenzung zur vorherigen Kategorie (Führen von Fahrzeugen), dass auch physische Hilfstätigkeiten wie das Vertäuen und Losmachen von Schiffen zum Bedienen der Wasserfahrzeuge zählen. Dies führt dazu, dass auch Gruppen wie die oben genannten Deckshelfer/-innen, die nicht die eigentliche Navigation und Steuerung des Schiffs übernehmen, hohe Werte in dieser Kategorie aufweisen. Auch andere Beispiele illustrieren diese Besonderheit; beispielsweise ist für den Beruf des/der Rudergänger/-in die Fertigkeitsgruppe Schutz und Durchsetzung (S3.3, 22,9 %) im Verhältnis bedeutender als das Bedienen von Wasserfahrzeugen (18,8 %); für den Beruf Schiffskapitän/-in ist das Bedienen von Wasserfahrzeugen (16,7 %) ähnlich wichtig bewertet wie die Organisation, Planung und zeitliche Planung von Arbeiten und Tätigkeiten (S4.2, 14,8 %) und weitere, etwas geringer gewichtete Kategorien wie Einsatz von Präzisionsinstrumenten und -ausrüstungen (S8.6, 11,1 %). Für diesen Beruf gehört beispielsweise das Planen von Routen zur Kategorie Organisation, Planung und zeitliche Planung von Arbeiten und Tätigkeiten (S4.2) und damit nicht zur hier betrachteten Kategorie; die Fertigkeit Navigation auf dem Wasser durchführen gehört aber zur vorliegenden Kategorie.

Aufgrund dieser Besonderheit ist die vorliegende Kategorie nicht eindeutig zuzuordnen, da die Steuerung eines Schiffs vermutlich näher an bereits betrachteten Kategorien wie dem Steuern von Maschinen oder dem Führen von Fahrzeugen liegt als das Vertäuen von Schiffen oder das Betätigen von Segeln. Zudem wird in der Literatur, wie oben erwähnt, bei autonomen Schiffen häufig von menschlicher Fernsteuerung oder -überwachung ausgegangen. Aus diesen Gründen wird dieser Kategorie für diese Untersuchung kein hoher KI-Einfluss zugeordnet.

5.8.5 Bedienen von Maschinen und Apparaten für die Gewinnung und Verarbeitung von Rohstoffen

Das Bedienen von Maschinen und Apparaten für die Gewinnung und Verarbeitung von Rohstoffen (S8.4, operating machinery for the extraction and processing of raw materials) beinhaltet das Bedienen und Überwachen verschiedener Arten mechanisch- oder computergesteuerter stationärer Maschinen zur Extraktion oder Verarbeitung von Rohstoffen. Explizit wird aus dieser Kategorie die Bedienung zentralisierter Steuerungsanlagen (operating centralized process control equipment) ausgeschlossen, so dass die Kategorie sich auf die direkte Steuerung von Maschinen im Rohstoffbereich beschränkt (Europäische Kommission 2024). Entsprechend ist vor allem Berufen, welche mit industrieller Verarbeitung diverser Stoffe befasst sind, eine hohe Bedeutung dieser Kategorie zugeordnet; Beispiele hierfür sind Steuerer/Steuerin Koksöfen, Tonbrenner/-in und Steuerer/Steuerin von Abwasseraufbereitungsanlagen.

Wie in den obenstehenden Kapiteln, insbesondere S8.0 Arbeiten mit Maschinen und Spezialausrüstungen, beschrieben wurde, stellt die Steuerung maschineller Prozesse einen potenziellen Einsatzbereich künstlicher Intelligenz dar. Weitere Parallelen lassen sich zum Bereich S5.7 Nutzung digitaler Tools für die Steuerung von Maschinen sehen. Daher wird auch bei dieser Kategorie analog ein hoher KI-Einfluss angenommen.

5.8.6 Bedienen von Maschinen für die Herstellung von Erzeugnissen

Auch die Kategorie S8.5 (operating machinery for the manufacture of products) behandelt das Bedienen von Maschinen, jedoch mit Fokus auf die Herstellung von

Erzeugnissen im Kontrast zur Arbeit mit Rohstoffen in der vorherigen Kategorie (Europäische Kommission 2024). Entsprechende Berufe, für welche diese Fertigkeitskategorie eine hohe Bedeutung aufweist, gehören häufig zur Kategorie der Bediener/-innen stationärer Anlagen und Maschinen, beispielsweise Textilveredler/-in, Textilmaschinenbediener/-in oder Textilmaschinenführer/-in für Vliesstoff.

Auch in dieser Kategorie lässt sich eine Verbindung zu den Fertigkeitskategorien S8.0 (Arbeiten mit Maschinen und Spezialausrüstungen) sowie S5.7 (Nutzung digitaler Tools für die Steuerung von Maschinen) herstellen. Wie auch in der Gruppe S8.4 (Bedienen von Maschinen und Apparaten für die Gewinnung und Verarbeitung von Rohstoffen) liegt ein Fokus der Tätigkeiten auf der Steuerung maschineller Fertigungsprozesse, jedoch mit dem Unterschied, dass keine Rohstoffe, sondern Erzeugnisse gefertigt werden. Aufgrund der bis auf die Gegenstände der Fertigung großen Parallelen zwischen den Gruppen wird hier die identische Bewertung wie in der Kategorie S8.4 vorgenommen.

5.8.7 Einsatz von Präzisionsinstrumenten und -ausrüstungen

Gegenstand der Kategorie Einsatz von Präzisionsinstrumenten und -ausrüstungen (S8.6, using precision instrumentation and equipment) ist laut Beschreibung die Steuerung, Überwachung und Einstellung von Präzisionsinstrumenten und -ausrüstung für diverse Zwecke, wobei die tatsächliche Installation und Einrichtung der Ausrüstung nicht dieser Kategorie zugeordnet wird. Die untergeordneten Fertigkeiten dieser Kategorie zeigen, dass das ESCO-Modell unter Präzisionsinstrumenten und -ausrüstung audiovisuelle Geräte, Kommunikationsausrüstung, medizinische Geräte, präzise Industriegeräte, Laborgeräte und Messgeräte versteht (Europäische Kommission 2024). Zu den Berufen mit dem höchsten Anteil dieser Fertigkeitsgruppe zählen Informationselektroniker/-in, Filmvorführer/-in, Diamantgutachter/-in, Mitarbeiter/-in in einer Aufklärungsstelle sowie Studiotechniker/-in.

Wichtig ist bei der Beurteilung dieser Kategorie, zwischen der physischen Arbeit mit den Instrumenten und der Arbeit mit den Ergebnissen, etwa Aufzeichnungen oder Messwerten, zu unterscheiden. So bestehen beispielsweise die für den Beruf Diamantgutachter/-in benötigten Fertigkeiten zu 37,5 % aus der hier betrachteten Gruppe

Einsatz von Präzisionsinstrumenten und -ausrüstungen, aber ebenso zu 37,5 % aus Fertigkeiten des Bereichs S2, Informationskompetenzen, welche an anderer Stelle in dieser Arbeit behandelt wurden. Der Beruf Mitarbeiter/-in in einer Aufklärungsstelle hat beispielsweise ebenfalls einen hohen Anteil dieser Tätigkeit (36,1 %), aber auch einen Anteil der Informationskompetenzen von 41,67 %. Dementsprechend kann hier festgehalten werden, dass der Einfluss von künstlicher Intelligenz, welcher sich, wie zuvor betrachtet, oft auf die Arbeit mit Informationen bezieht, in diesen Berufen aus anderen Fertigkeitsanteilen als der hier betrachteten Gruppe mit vornehmlichem Fokus auf dem physischen Einsatz von Instrumenten ergibt. Daher wird dieser Kategorie kein hoher KI-Einfluss zugeschrieben.

5.8.8 Installation, Wartung und Reparatur mechanischer Ausrüstungen

Die Kategorie Installation, Wartung und Reparatur mechanischer Ausrüstungen (S8.7, installing, maintaining and repairing mechanical equipment) umfasst das Installieren, die Wartung und das Reparieren stationärer und mechanischer Ausrüstung, Komponenten und Geräte; ausgeschlossen aus dieser Kategorie ist das Installieren, die Wartung und das Reparieren mechatronischer oder robotischer Ausrüstung und Komponenten (Europäische Kommission 2024). Eine hohe Bedeutung hat diese Fertigkeitskategorie für Berufe wie Motorenmechaniker/-in für Dieselmotoren, Servicetechniker/-in für Landmaschinen, Berg- und Maschinenmann bzw. -frau Fachrichtung Transport und Instandhaltung sowie Industriemechaniker/-in für Rotating Equipment.

Der Bereich der Fertigkeiten, die für die Installation, Wartung und Reparatur mechanischer Ausrüstungen benötigt werden, bezieht sich vor allem auf den physischen Umgang mit Maschinen und Komponenten. Da die Steuerung und Überwachung von Maschinen nicht in diesen Bereich zählen, bestehen in dieser Kategorie wenige Ansatzpunkte für einen Einsatz künstlicher Intelligenz, welcher sich, wie in den vorherigen Abschnitten erwähnt, eher auf andere Teilbereiche einer Wartungstätigkeit beziehen könnte, etwa auf eine Untersuchung von Maschinenteilen; diese würde dann beispielsweise der Gruppe Überwachung, Inspektion und Prüfung (S2.8) zugeordnet. Aufgrund dieser Argumentation wird die vorliegende Gruppe nicht als unter hohem KI-Einfluss stehend betrachtet.

5.8.9 Installation, Wartung und Reparatur von elektrischen, elektronischen und Präzisionsausrüstungen

Die Kategorie S8.8 Installation, Wartung und Reparatur von elektrischen, elektronischen und Präzisionsausrüstungen (installing, maintaining and repairing electrical, electronic and precision equipment) wird im Datensatz als das Installieren, Einrichten, Warten und Reparieren elektrischer und elektronischer Geräte und Steuerungssysteme, wissenschaftlicher Geräte, Instrumente und Präzisionsgeräte beschrieben. In der Beschreibung wird zudem darauf hingewiesen, dass das Installieren von Computersoftware und das Konfigurieren von Computernetzwerken nicht zu dieser Kategorie zählen (Europäische Kommission 2024).

Berufe, für welche diese Kategorie eine bedeutende Rolle spielt, sind unter anderem Straßenbeleuchtungstechniker/-in, Fahrzeugbatterie-Techniker/-in, Monteur/-in Fahrzeugelektronik sowie Kabelmonteur/-in.

Dieser Kategorie wird analog zur Betrachtung der vorherigen Kategorie kein hoher KI-Einfluss zugeordnet. Die Begründung hierfür liegt gleichermaßen darin, dass der physische Umgang mit Geräten und Instrumenten keine direkten Ansatzpunkte für künstliche Intelligenz bietet. Andere Arbeitsschritte, beispielsweise die Verarbeitung gewonnener Informationen, welche stärkere Ansatzpunkte bietet, wären auch hier anderen Fertigkeitskategorien zuzuordnen.

5.8.10 Betrieb von Flugzeugen

Die Steuerung der Bewegungen von Luftfahrzeugen, einschließlich Starrflüglern, Hubschraubern und Drohnen ist die Beschreibung der Fertigkeitskategorie S8.9 (operating aircraft). Beispiele für genauere enthaltene Fertigkeiten sind die Durchführung von Start und Landung, die Bedienung von Instrumententafeln im Cockpit und das Durchführen von Flugmanövern (Europäische Kommission 2024). Berufe, für welche diese Kategorie im Vergleich zu anderen Kategorien besonders wichtig ist, sind verschiedene Piloten/Pilotinnen, etwa von Helikoptern, Privatflugzeugen oder Linienflugzeugführer/-innen.

Laut einer Literaturübersicht zu unbemannten Luftfahrzeugen könnten künstliche Intelligenz und maschinelles Lernen die Entscheidungsfindung und Routenplanung von Luftfahrzeugen gegenüber menschlicher Steuerung verbessern (Sai et al. 2023). Testläufe mit simulierten Kampfflugzeugen zeigten zudem, dass eine künstliche Intelligenz mehrere Flugzeuge koordiniert steuern und so erfolgreich in einem Angreiferszenario agieren könnte (Ernest et al. 2016). Ein weiteres Beispiel zur Steuerung von Jet-Flugzeugen durch künstliche Intelligenz findet sich in So und Fan (2023) bzw. Zewe (2023), wobei maschinelles Lernen zur Steuerung und Kollisionsvermeidung in simulierten Flugzeugen eingesetzt wurde.

Einer weitreichenden Automatisierung der Pilotenrolle in der Luftfahrt stehen unter anderem regulatorische Hindernisse im Wege. So ist es zwar denkbar, dass künstliche Intelligenz bei der Überwachung und Steuerung eines Luftfahrzeugs unterstützt; ein größeres Flugzeug ohne Piloten/Pilotinnen ist aber durch die jeweiligen internationalen Vorschriften, die jeweils zwei steuernde Personen vorschreiben, nicht vorgesehen (Kelleher 2023).

Dennoch ist zu dieser Kategorie zu betonen, dass die Steuerung von Flugzeugen bereits ohne den Einsatz von KI-Technologien zu bedeutenden Teilen automatisiert ist und den Menschen eine überwachende Rolle zufällt. So zeigt eine Untersuchung einer Passagierflugzeugflotte, dass von der Flugzeit bei fast 80 % der Flugbewegungen nur etwa vier Minuten auf menschliche Steuerung und die restliche Zeit auf Autopilot-Steuerung entfielen (Barry 2018). Insofern ist eine Unterstützung von Autopilotensystemen durch künstliche Intelligenz und maschinelles Lernen, wie in den oben beschriebenen Beispielen zur Koordination mehrerer Luftfahrzeuge oder zur Kollisionsvermeidung, plausibel. Daher wird dieser Kategorie ein potenziell hoher KI-Einfluss zugeschrieben.

6 Ergebnisdiskussion, Vergleich und kritische Betrachtung

6.1 Ergebnisdiskussion

Analog zu den bereits dargelegten Fertigkeiten künstlicher Intelligenz finden sich vor allem Berufe unter den dieser Untersuchung zufolge am höchsten von künstlicher Intelligenz beeinflussten Berufen, welche einen hohen Anteil an Informationsfertigkeiten aufweisen. Dazu gehören beispielsweise die Fällen des/der Versicherungsmathematische/-n Assistent/-in (actuarial assistant, 86,67 % Informationsfertigkeiten), Risikoanalytiker/-in im Versicherungswesen (insurance risk consultant, 81,82 %), Sachwertspezialist/-in (personal property appraiser, 81,25 %), Devisenhändler/-in (foreign exchange trader, 66,67 %), Börsenhändler/-in (stock trader, 60 %) sowie Datenanalytiker/-in (data analyst, 50 %). Aufgrund der Argumentation in der entsprechenden Kategorie bezüglich der Stärken künstlicher Intelligenz im Umgang mit Informationen, beispielsweise in der Auswertung sehr großer Informationsmengen, ist dieses Ergebnis erwartbar.

Wird beispielhaft der Beruf des/der Datenanalytiker/-in betrachtet, setzen sich die für die Ausübung dieses Berufs benötigten Fertigkeiten zu 50 % aus den Informationskompetenzen, zu 42,31 % aus der Arbeit mit Computern und zu je 3,85 % aus den Bereichen Kommunikation, Zusammenarbeit und Kreativität sowie Managementfähigkeiten zusammen. Beispiele für konkrete Fertigkeiten aus dem Alltag dieses Berufsbilds, die der ESCO-Datensatz aufführt, sind das Analysieren von Massendaten, das Durchführen von Datenbereinigung und das Durchführen von Data-Mining (Europäische Kommission 2024). Auch in dieser detaillierteren Betrachtung zeigen sich Parallelen zu den Fertigkeiten im Bereich der Informationskompetenzen, welche an früherer Stelle in dieser Arbeit aufgezeigt wurden und realistische Einflussbereiche von künstlicher Intelligenz darstellen können.

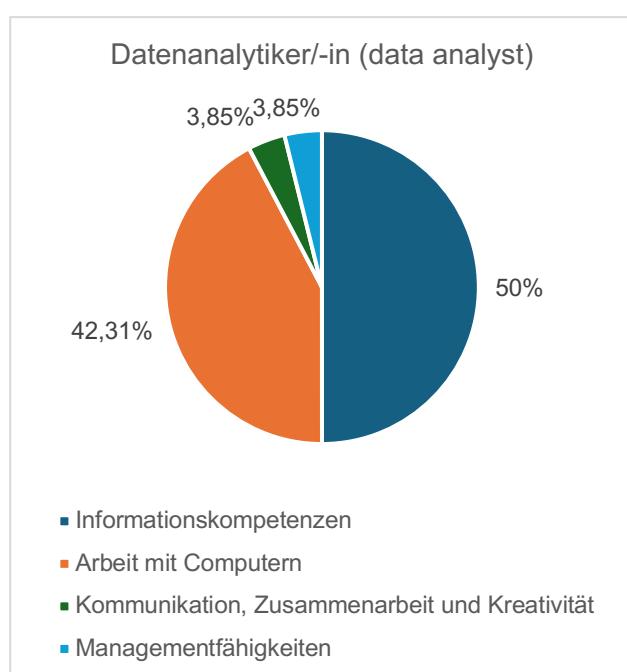


Abbildung 1: Fertigkeitsgruppen des Berufs Datenanalytiker/-in

Eine weitere Fertigkeitsgruppe, welche die Berufe mit hohem KI-Einfluss prägt, ist die Gruppe Arbeiten mit Maschinen und Spezialausrüstungen. Dies betrifft unter anderem

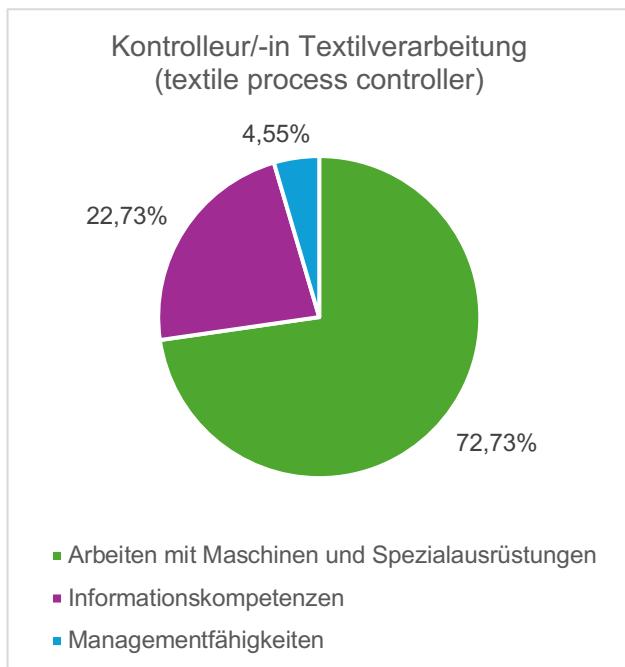


Abbildung 2: Fertigkeitsgruppen des Berufs Kontrolleur/-in Textilverarbeitung

die Kontrolleure/Kontrolleurinnen Textilverarbeitung (72,73 %) sowie die Textilveredler/-innen (85,71 %), deren grundlegende Fertigkeiten mehrere Beispiele des Bedienens von Maschinen, etwa Textilveredelungsmaschinen und Kuliermaschinen, beinhaltet (Europäische Kommission 2024). Ist eine solche Maschine durch Computer bzw. künstliche Intelligenz steuerbar, so kann hier zukünftig ein hoher Einfluss künstlicher Intelligenz angenommen werden, was die Zuordnung plausibel erscheinen lässt.

Insgesamt zeigt die Zusammensetzung der Berufe mit dem höchsten KI-Einfluss

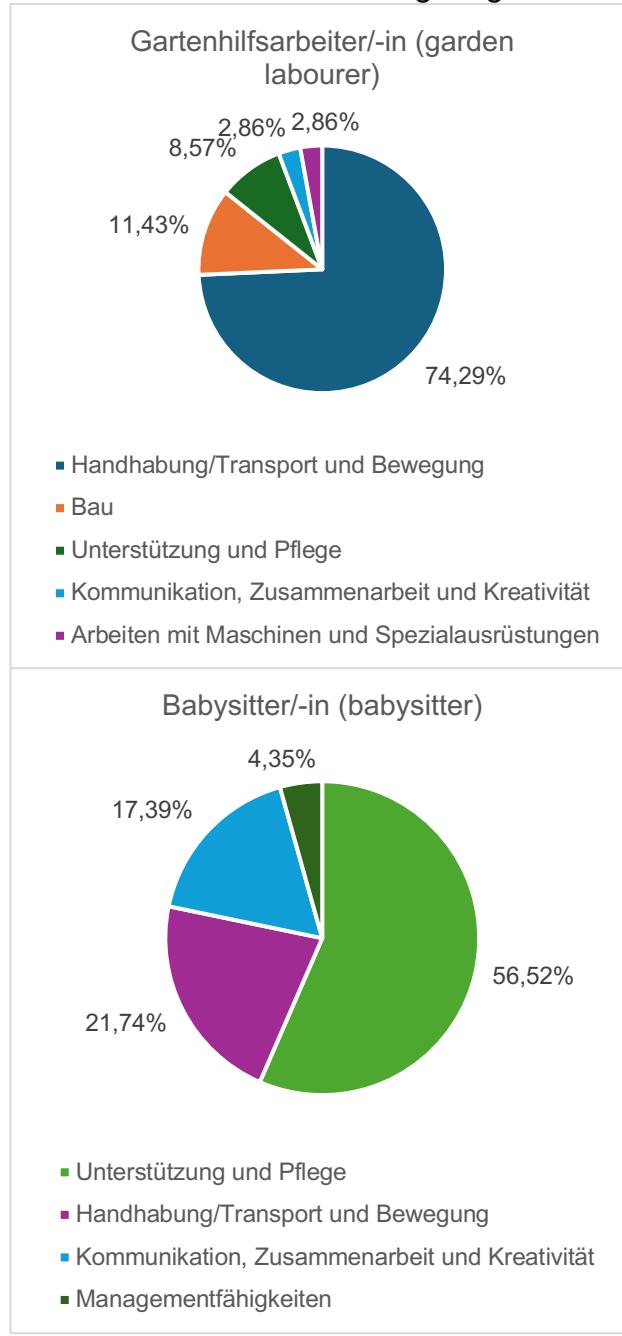
ein diverses Bild. Zwar gehören die benötigten Fertigkeiten teils zu den gleichen Kategorien, die Eigenschaften des Berufes und auch die anzunehmenden Qualifikationserfordernisse sind jedoch vielfältig. So sind beispielsweise mit den Berufen Risikoanalytiker/-in im Versicherungswesen akademische Berufe sowie mit dem/der Leiter/-in der Finanzabteilung bzw. Schatzmeister/-in (corporate treasurer) Führungskräfte mit einem KI-Beeinflussungswert von 100 % der Fertigkeiten bewertet. Andererseits sind mit dem Beruf des/der Verkaufssachbearbeiter/-in auch nicht-akademische Bürokräfte und unter dem Titel der Textilveredler/-in Personen, die Maschinen bedienen, von einem sehr hohen Einfluss künstlicher Intelligenz betroffen. Dies untermauert die zu Beginn dieser Arbeit dargestellten Erwartungen aus der Literatur, die oft eine Automatisierungswelle nicht nur für niedrigqualifizierte Arbeitskräfte prognostiziert und daher eine separate Betrachtung von Automatisierung durch künstliche Intelligenz gegenüber der Betrachtung vorheriger Automatisierung rechtfertigt.

Beruf	Wert (%)	Beruf	Wert (%)
Berufstaucher/-in für Erntearbeiter (harvest diver)	0,000	Risikoanalytiker/-in im Versicherungswesen (insurance risk consultant)	100,000
Hilfskraft für das Sammeln aquatischer Ressourcen (on foot aquatic resources collector)	0,000	Kontrolleur/-in Textilverarbeitung (textile process controller)	100,000
Obst- und Gemüsepflücker/-in (fruit and vegetable picker)	0,000	Börsenhändler/-in (stock trader)	100,000
Geflügelgeschlechtsbestimmer/-in (poultry sexer)	0,000	Textilveredler/-in (textile finishing machine operator)	100,000
Gartenhilfsarbeiter/-in (garden labourer)	0,000	Verkaufssachbearbeiter/-in (sales support assistant)	100,000
Geflügelfänger/-in (catcher)	0,000	Haushaltsanalyst/-in (budget analyst)	100,000
Fischnetzmacher/-in (fishing net maker)	0,000	Sachwertspezialist/-in (personal property appraiser)	100,000
Mitarbeiter/-in Sterilgutversorgung (sterile services technician)	3,030	Versicherungsmathematische/-r Assistent/-in (actuarial assistant)	100,000
Statist/-in (extra)	3,704	Schatzmeister/-in (corporate treasurer)	100,000
Reinigungs- und Wartungskraft Freizeitpark (amusement park cleaner)	4,167	Ingenieur/-in für Batteriesimulation (battery simulation engineer)	100,000
Fischverarbeitungsmitarbeiter/-in (fish trimmer)	4,762	Genealog/-in (genealogist)	100,000
Branntweinbrenner/-in (yeast distiller)	6,452	Devisenhändler/-in (foreign exchange trader)	100,000
Babysitter/-in (babysitter)	6,452	Datenanalytiker/-in (data analyst)	100,000
Verpacker/-in (hand packer)	6,897	Computer-Vision-Ingenieur/-in (computer vision engineer)	97,872
Escort (escort)	7,143	Kreditberater/-in (credit adviser)	97,619

Tabelle 2: Berufe mit den niedrigsten und höchsten KI-Einfluss-Werten

Erwartungsgemäß sind die Berufe mit besonders geringem Einfluss durch künstliche Intelligenz solche Berufe, die einen hohen physischen bzw. manuellen Anteil ihrer Tätigkeiten aufweisen. Dies ist unter anderem auf die Abgrenzung zwischen reinen KI-Fertigkeiten und ähnlichen Fertigkeiten, etwa denen von Robotern und Maschinen, zurückzuführen. Gleichzeitig ist hier daher auch zu betonen, dass sich ein geringer Wert nur auf den Einfluss durch künstliche Intelligenz, nicht aber auf andere Automatisierungsquellen bezieht.

Berufe mit einem besonders geringen Wert von 0 % KI-Beeinflussung sind gemäß die-



ser Untersuchung oft Tätigkeiten mit einem hohen Anteil an Fertigkeiten aus der Oberkategorie Handhabung/Transport und Bewegung, welches den händischen Umgang mit Dingen und Tieren beinhaltet. Zu den Berufen, denen hier ein Wert von 0 % zugeordnet wurde, zählen unter anderem Geflügelgeschlechtsbestimmer/-in (100 % Handhabung/Transport und Bewegung), Geflügelfänger/-in (85,71 %), Gartenhilfsarbeiter/-in (74,29 %), Obst- und Gemüsepflücker/-in (64,29 %).

Weitere Gründe für eine besonders niedrige Bewertung liegen auch in hohen Anteilen interpersoneller und körperlicher Aspekte von erbrachten Dienstleistungen, etwa in den Beispielen Babysitter/-in (56,52 % Unterstützung und Pflege), Statist/-in (95,24 % Kommunikation, Zusammenarbeit und Kreativität) und Escort (87,5 % Unterstützung und Pflege). Auch eine im Verhältnis hohe Anzahl an künstlerischen Fertigkeiten führt zu einer eher niedrigen

Abbildung 3: Fertigkeitsgruppen der Berufe Gartenhilfsarbeiter/-in und Babysitter/-in

Bewertung, etwa bei den Berufen Puppenspieler/-in und Stand-up-Komikerin. Auch diese Bewertungen stehen im Einklang zur zuvor erfolgten Zuordnung, die insbesondere diese Bereiche als kaum bis nicht durch künstliche Intelligenz durchführbar eingeordnet hat.

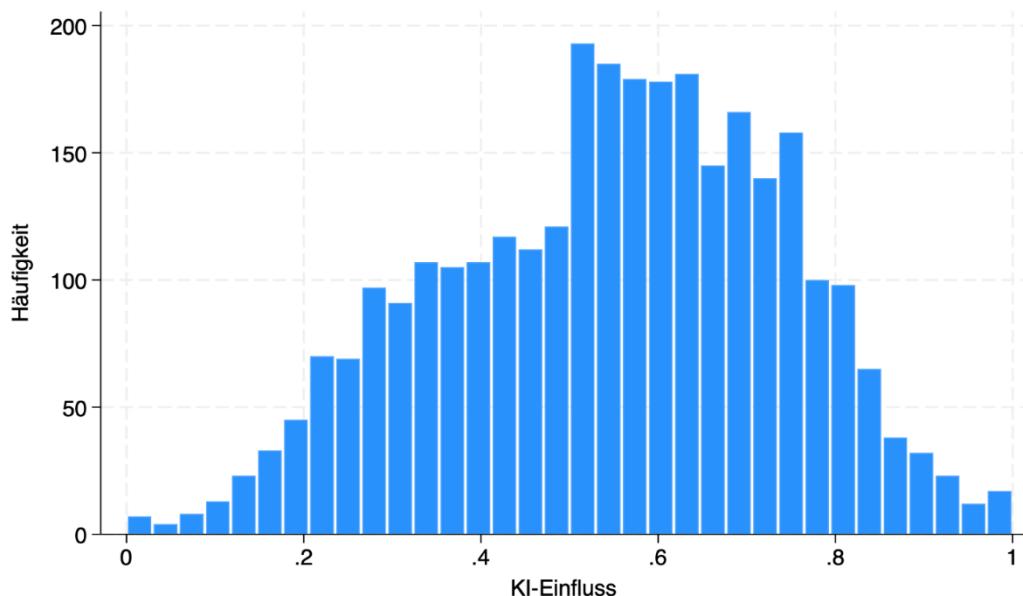


Abbildung 4: Verteilung der KI-Einflusswerte nach Anzahl der Berufe

Wird die Betrachtung der KI-Einflusswerte von den einzelnen Berufsbildern auf deren Zugehörigkeit zu größeren ISCO-Berufsgruppen nach der ILO-Definition nach International Labour Office (2012) übertragen, lässt sich eine deutlich unterschiedliche Verteilung des KI-Einflusses auf die verschiedenen Berufsgruppen erkennen. Dies wird in der nachfolgenden Abbildung 5 dargestellt. So fällt im Vergleich unter anderem auf, dass die Berufe des Bereichs Managers keine Stellen mit sehr niedrigem KI-Einfluss umfassen, während dies beispielsweise im Bereich der Elementary Occupations fast ausschließlich der Fall ist. Ebenfalls zeigen die Mittelwerte und Mediane der Tabelle 3, dass die Berufsgruppen Managers, Professionals, Technicians and Associate Professionals sowie Clerical Support Workers einen durch die enthaltenen Berufe und Fertigkeiten überdurchschnittlich hohen KI-Einfluss aufweisen.

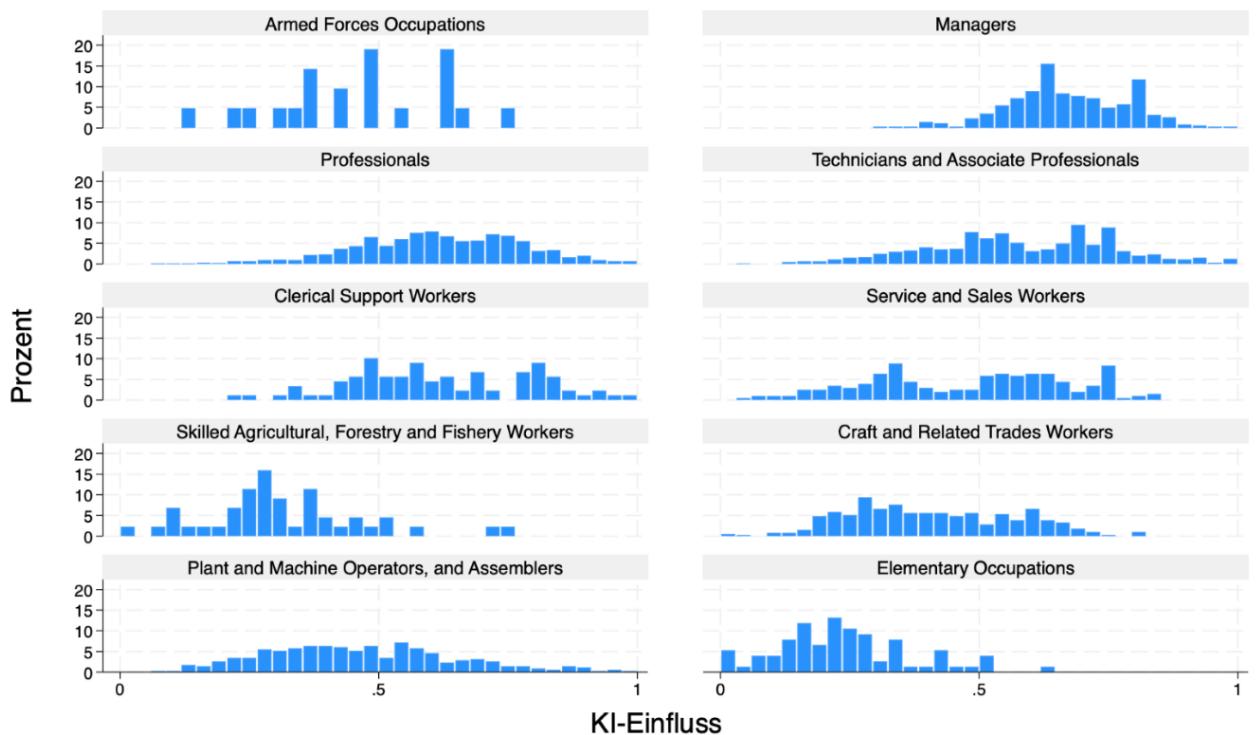


Abbildung 5: Relative Verteilung der KI-Einflusswerte innerhalb der höchsten ISCO-Berufsgruppen

ISCO-Nr.	ISCO-Gruppe (Name)	Mittelwert	Standardabweichung	Median	Min.	Max.
0	Armed Forces Occupations	0,46	0,16	0,47	0,13	0,74
1	Managers	0,67	0,12	0,66	0,31	1,00
2	Professionals	0,62	0,16	0,62	0,08	1,00
3	Technicians and Associate Professionals	0,58	0,18	0,58	0,04	1,00
4	Clerical Support Workers	0,62	0,18	0,59	0,21	1,00
5	Service and Sales Workers	0,48	0,19	0,52	0,03	0,85
6	Skilled Agricultural, Forestry and Fishery Workers	0,32	0,16	0,29	0,00	0,76
7	Craft and Related Trades Workers	0,41	0,16	0,39	0,00	0,81
8	Plant and Machine Operators, and Assemblers	0,47	0,18	0,45	0,06	1,00
9	Elementary Occupations	0,24	0,13	0,23	0,00	0,64
Gesamt		0,55	0,19	0,56	0,00	1,00

Tabelle 3: Deskriptive Statistik der Berufe in den ISCO-Gruppen

Um die eingangs zum Ziel erklärte Betrachtung europäischer Berufsbilder zu konkretisieren, wird an dieser Stelle mithilfe von eigenen Berechnungen auf Grundlage der Daten von Eurostat (2025) die Verteilung der Arbeitnehmenden auf über- und unterdurchschnittlich starkem KI-Einfluss unterliegende Berufe dargestellt. Eurostat (2025) erfasst hierbei die Anzahl der in den jeweiligen Gruppen tätigen Arbeitnehmenden im Jahr 2024. Der Anteil derjenigen, die in einer Gruppe mit einem über dem Durchschnitt liegenden KI-Einflusswert tätig sind, werden entsprechend als unter starkem Einfluss stehend angenommen. Die Darstellung der Ergebnisse erfolgt in Abbildung 6.

Werden die Länder der Europäischen Union aggregiert betrachtet, befinden sich 53,82 % der Arbeitnehmenden in Berufen mit einer überdurchschnittlichen Beeinflussung durch künstliche Intelligenz. Dies entspricht gemäß Eurostat (2025) rund 108 Millionen Beschäftigten. Auffällig ist die je nach Land unterschiedliche Verteilung der Arbeitnehmenden auf überdurchschnittlich bzw. unterdurchschnittlich stark beeinflusste Berufe; so sind in Luxemburg 74,17 % in Berufen tätig, welche unter überdurchschnittlich starkem Einfluss durch künstliche Intelligenz stehen, während dies in Rumänien und der Türkei nur auf rund 32 % der Arbeitnehmenden zutrifft. Hier lässt sich erneut, wie zuvor in dieser Arbeit erwähnt, beobachten, dass die Betrachtung von Berufen und Fertigkeiten im Kontext eines technologischen Fortschritts länderspezifische Besonderheiten berücksichtigen muss.



Abbildung 6: Verteilung der Arbeitnehmenden auf Berufe mit über- bzw. unterdurchschnittlich hohem KI-Einfluss nach Ländern

6.2 Vergleich mit bestehender Forschung

	Brynjolfsson/Mitchell/Rock (2018)	Felten/Raj/Seamans (2019)	Felten/Raj/Seamans (2023a)	M. Webb (2020)	Paolillo et al. (2022)
Hohe Werte in jeweili- ger Publikation (Bsp.)	Concierge (hotel concierge, 41,935 %) Technische/-r Zeichner/-in (drafter, 35,165 %) Bestatter/-in (funeral services director, 54,839 %) Kreditgenehmiger/-in (loan officer, 86,842 %) Maklerangestellte/-r (financial markets back office administrator, 83,333 %)	Bauingenieur/-in (civil engineer, 65,471 %) Wirtschaftsprüfer/-in (financial auditor, 86 %) Aktuar/-in (actuarial consultant, 96,429%) Maschinenbauingenieur/-in (mechanical engineer, 50 %) Budget-Analyst/-in (budget analyst, 100,000 %) Chemieingenieur/-in (chemical engineer, 58,065 %) Kartograf/-in und Photogrammetrist/-in (cartographer, 64,286 %) Statistiker/-in (statistician, 84,848 %) Astronom/-in (astronomer, 80,488 %)	Telefonverkäufer/-in (call centre agent, 63,158 %) Sprachlehrer/-in (postsekundär) (modern languages lecturer, 74,737 %) Geschichtslehrer/-in (postsek.) (history lecturer, 75 %) Rechtslehrer/-in (postsek.) (law lecturer, 75 %) Philosophie- und Religionslehrer/-in (postsek.) (religious studies lecturer, 74,468 %; philosophy lecturer, 74,194 %)	Klinische/-r Labortechniker/-in (biomedical scientist, 60,169 %) Chemieingenieur/-in (chemical engineer, 58,065 %) Optiker/-in (optician, 48,077 %) Kraftwerkspersonal (power production plant operator, 46,939 %) Disponent/-in (freight transport dispatcher, 76,667 %)	Schlachter/-in und Fleischverpäcker/-in (slaughterer, 15 %; meat cutter, 18,462 %) Bügler/-in von Textilien, Kleidung und ähnlichem Material (wearing apparel presser, 52,941 %) Sortierer/-in landwirtschaftlicher Erzeugnisse (*) Hausmeister/-in und Reinigungskräfte (außer Housekeeping) (building cleaner, 10,448 %) Pflegehelfer/-in (nurse assistant, 35,385 %)
Nied- rige Werte in jeweili- ger Publikation (Bsp.)	Massagetherapeut/-in (massage therapist, 36,538 %) Tierwissenschaftler/-in (animal behaviourist, 38,710 %) Archäologe/Archäologin (archaeologist, 81,176 %) Sprecher/-in für öffentliche Durchsagen und andere Sprecher/-innen (*) Gipser/-innen und Stuckateure/Stuckateurinnen (plasterer, 24,074 %)	Tänzer/-in (dancer, 23,684 %) Fitnesstrainer/-in und Aerobictrainer/-in (fitness instructor, 68,293 %) Helfer/-in für Maler/-innen, Tapizer/-in, Gipser/-in und Stuckateur/-in (construction painter, 30 %) Maurer/-in und Steinmetze/Steinmetzinnen (bricklayer, 26,866%; stonemason, 32,308 %) Speisesaal- und Cafeteria-Bedienstete und Hilfsbarkeeper (food service worker, 11,111 %) Athlet/-in (professional athlete, 16,667 %) (Ver-)Packer/-in (hand packer, 6,897 %) Dachdeckergehilfe/-gehilfin (roofer, 27,273 %) Massagetherapeut/-in (massage therapist, 36,538 %)	Bügler/-in für Textilien (wearing apparel presser, 52,941 %) Helfer/-in von Maurer/-innen, Steinmetzen/Steinmetzinnen und Fliesenlegern/Fliesenlegerinnen (building construction worker, 18,644 %) Tänzer/-in (dancer, 23,684 %) Holzfäller/-in (forest worker, 15,094 %) Betonstahlbieger/-in und -flechter/-in (structural ironworker, 36,207 %)	Tierpfleger/-in (außer auf Farmen) (zookeeper, 34 %) Arbeiter/-in in der Lebensmittelzubereitung (food production operator, 48,684 %; kitchen assistant, 27,451 %) Postzusteller/-in (postman/postwoman, 42,424 %) Dozent/-in an Colleges (vocational teacher, 73,016 %) Künstler/-in und Unterhaltungskünstler/-in (u. a. variety artist, 13,043 %; performance artist, 42,105 %)	Physiker/-in (physicist, 74,468 %) Neurologe/Neurologin (specialised doctor, 57,803 %) Präventivmediziner/-in (*) Neuropsychologe/Neuropsychologin (psychotherapist, 58,268 %) Pathologe/Pathologin (coroner, 77,778 %) Mathematiker/-in (mathematician, 80,233 %) Vorstand/Vorständin (chief executive officer, 61,039 %) Chirurg/-in (specialised doctor, 57,803 %) Molekular- und Zellbiologe/-biologin (biologist, 72,848 %)

Tabelle 4: Vergleich mit bestehender Forschung

(*) Beruf ohne direkte Entsprechung mit ausreichender Überschneidung im ESCO-Datensatz

Im Vergleich mit dem Forschungsstand, welcher zu Beginn dieser Arbeit dargestellt wurde, ergeben sich einige Parallelen, aber auch einige Unterschiede in der Beurteilung der Beeinflussung konkreter Berufe durch künstliche Intelligenz. Dies wird in der Tabelle 4 dargestellt. So fällt beispielsweise auf, dass drei der am höchsten bewerteten Berufe der Publikation von Brynjolfsson, T. Mitchell und Rock (2018) in dieser Untersuchung lediglich einen mittleren KI-Einfluss aufweisen; dies betrifft die Berufe der Concierges, der technischen Zeichner/-innen und der Bestatter/-innen. Die Berufe der Kreditgenehmiger/-innen und der Maklerangestellten erhalten hier ebenfalls hohe Werte. Eine Besonderheit in der Betrachtung der unter niedrigem KI-Einfluss stehenden Berufe ist hier der Beruf Archäologe/Archäologin, welcher aufgrund des hohen Anteils an Informationskompetenzen in der hier vorliegenden Untersuchung einen deutlich höheren Wert als bei Brynjolfsson, T. Mitchell und Rock (2018) erhält. Andere Berufe, u. a. Massagetherapeut/-in, Tierwissenschaftler/-in sowie Gipser/-in und Stuckateur/-in erhalten in Form etwa gleichlautender Berufe im ESCO-Datensatz in dieser Untersuchung ebenfalls niedrige Werte von unter 40 %.

Die Publikation von Felten, Raj und Seamans (2019) weist bei den hoch bewerteten Berufen ebenso einige Parallelen zu den hier vorgestellten Ergebnissen auf. So gehören die dort als unter hohem Einfluss geltenden Berufe Aktuar/-in, Budgetanalyst/-in und Statistiker/-in auch in dieser Arbeit zu den am höchsten bewerteten Berufen. Einige der Berufe sind mit ihren Entsprechungen im ESCO-Datensatz weniger hoch, aber noch immer mit über 65% bewertet; dies betrifft die Bauingenieure/Bauingenieurinnen, Wirtschaftsprüfer/-innen, Astronomen/Astronominnen und Kartografen/Kartografinnen. Besonderheiten stellen Maschinenbauingenieur/-in und Chemieingenieur/-in dar, welche hier nur mittlere KI-Einflusswerte erhielten. Niedrige Werte erhielten in der Publikation von Felten, Raj und Seamans (2019) einige Berufe, welchen auch in dieser Untersuchung niedrige Werte zugeteilt wurden; etwa Tänzer/-innen; Speisesaal- und Cafeteria-Bedienstete und Hilfsbarkeeper; Athleten/Athletinnen sowie (Ver-)Packer/-innen. Der einzige deutliche Unterschied besteht hier in der Betrachtung der Aerobictrainer/-innen; der Beruf Fitnesstrainer/-in, welcher im ESCO-Datensatz auch die Alternativbezeichnung Aerobictrainer/-in trägt, erhält in der vorliegenden Arbeit mit 68,293 % einen deutlich höheren Wert als bei Felten, Raj und Seamans (2019). Hintergrund sind unter anderem die Fertigkeiten, welche sich auf die Informationsanalyse beziehen (beispielsweise die Fertigkeit *persönliche Fitnessinformationen*

analysieren), welche mit KI-Unterstützung erfolgen könnten und daher zu einem höheren Gesamtwert führen.

Felten, Raj und Seamans (2023a) zeigen, wie im Abschnitt zum Forschungsstand dargelegt, teils deutlich andere Ergebnisse als Felten, Raj und Seamans (2019), da die neuere Publikation neue Entwicklungen durch die Fertigkeiten von Sprachmodellen berücksichtigt. Werden die Berufe, welche in Felten, Raj und Seamans (2023a) besonders hohe KI-Einflusswerte erhielten, mit ihren nächsten Entsprechungen in der hier vorliegenden Untersuchung abgeglichen, sind keine besonders starken Unterschiede zu erkennen; zwar gehören beispielsweise die lehrenden Berufe hier nicht zu den höchstbewerteten, aber zu eher hoch bewerteten Berufen (siehe Tabelle 4). Lediglich der Beruf Mitarbeiter/-in Callcenter (telemarketer), welcher die nächste Entsprechung zu dem Berufsfeld des/der Telefonverkäufer/-in aus Felten, Raj und Seamans (2023a) ist, erhält nur einen mittleren Wert (63,158 %). Im ESCO-Datensatz ist dies auf eine diverse Fertigkeitszusammensetzung zurückzuführen, welche unter anderem auch Selbstmanagementfertigkeiten wie das Tolerieren von Stress und Problemlösungsfertigkeiten beinhaltet (Europäische Kommission 2024). Unter den bei Felten, Raj und Seamans (2023a) besonders niedrig eingestuften Berufen sind mit Holzfäller/-in, Tänzer/-in und Helfer/-in von Maurern/Steinmetzen und Fliesenlegern mehrere Berufe vertreten, welche auch in dieser Untersuchung mit Werten zwischen rund 15 und 24 % eher niedrige Werte erhielten. Ausnahmen sind Betonstahlbieger/-in und -flechter/-in sowie Bügler/-in für Textilien. Erstere Berufsgruppe (structural ironworker) erhält in dieser Untersuchung einen Wert von 36,207 %, was unter anderem auf das Bedienen von Ausrüstung wie Kränen sowie den Umgang mit Planungsdokumenten (Informationsfertigkeit) zurückzuführen ist. Diese Fertigungsbereiche könnten entsprechend unter Einfluss künstlicher Intelligenz stehen, weswegen eine andere Bewertung zu stande kommt. In der Berufsgruppe Bügler/-in für Textilien (wearing apparel presser, 52,941 %) führen ebenfalls einige Fertigkeiten aus dem Bereich der Informationskompetenzen zu einer erhöhten Bewertung, etwa das Unterscheiden von Stoffen, welches laut Datensatz das Erkennen von Unterschieden und Eigenschaften von Bekleidung beinhaltet (Europäische Kommission 2024). Eine solche Erkennung und Einordnung von Objekten könnte dementsprechend durch KI-Assistenz unterstützt werden. Eine weitere Ursache für die Beurteilung als unter hohem KI-Einfluss stehend liegt im Fertigungsbereich Arbeiten mit Maschinen und Spezialausrüstungen, beispielsweise der

konkreten Fertigkeit Prozesse in der Bekleidungsindustrie steuern. Eine solche Steuerung maschineller Prozesse wurde in dieser Arbeit als unter KI-Einfluss stehend angenommen, weshalb die hohe Bewertung dieser Berufsgruppe daraus folgt.

Im Vergleich zu von M. Webb (2020) mit hohen Werten versehenen Berufen fallen hier stärkere Unterschiede auf. Der Beruf der Disponenten/-innen wird in dieser Arbeit ebenfalls mit einem höheren Wert beurteilt (76,667 %). Unterschiede fallen bei den klinischen Labortechnikern/-innen (hier: 60,169 %), den Chemieingenieuren/-innen (58,065 %), den Optikern/-innen (48,077 %) und dem Kraftwerkspersonal (46,936 %) auf. Einerseits liegt als Ursache für die deutlicheren Unterschiede zu dieser Publikation nahe, dass der zeitliche Abstand, welcher durch den Betrachtungszeitpunkt der Arbeit vor der zuvor dargelegten breiten Verfügbarkeit und schnellen Entwicklung unter anderem der KI-basierten Sprachmodelle liegt, ursächlich für eine unterschiedliche Interpretation von KI-Fertigkeiten sein könnte. Wird der Beruf Optiker/-in als der mit dem hier zweitniedrigsten Wert versehene Beruf näher betrachtet, fällt auf, dass die Fertigkeiten für diesen Beruf über verschiedene Kategorien breit gefächert sind. Unterschiedliche konkrete Fertigkeiten könnten hier von künstlicher Intelligenz beeinflusst sein, etwa die Datenverwaltung von Patienten/Patientinnen oder die Verwendung von Fremdsprachen in der Betreuung von Patienten/Patientinnen (Europäische Kommission 2024). Nichtsdestotrotz erscheint eine eher im mittleren Bereich eingeordnete Bewertung, wie in dieser Arbeit erfolgt, auch anhand der konkreten Fertigkeiten erklärbar; so scheinen viele handwerkliche Fertigkeiten, wie etwa das Anpassen einer Brille, das Schleifen von Brillengläsern oder interpersonelle Fertigkeiten, wie eine empathische Beziehung zu Nutzern/Nutzerinnen des Gesundheitssystems aufbauen, nicht direkt durch künstliche Intelligenz beeinflusst zu sein. Im Fall des Kraftwerkspersonals (46,936 %) stammt der unter starkem KI-Einfluss stehende Anteil in dieser Untersuchung unter anderem aus dem Überwachen und Verwalten von Daten aus dem Kraftwerksbetrieb, was in verschiedenen konkreten Fertigkeiten in diesem ESCO-Beruf enthalten ist. Andererseits ist auch zu beachten, dass Fertigkeiten aus den Bereichen Bau sowie Installation, Wartung und Reparatur von elektrischen, elektronischen und Präzisionsausrüstungen (bspw. sensorische Systeme warten) Gegenstand dieses Berufes sind (Europäische Kommission 2024). Diese physische Arbeit an Kraftwerken kann gemäß der in dieser Arbeit verwendeten Definition des KI-Einflusses nicht ohne

Weiteres durch künstliche Intelligenz übernommen werden und führt daher zu einem geringeren KI-Einfluss für diesen Beruf als in der Publikation von M. Webb (2020).

Ebenso ergeben sich auch bei den von M. Webb (2020) mit niedrigen Werten versehenen Berufen einige Unterschiede zu der hier vorliegenden Untersuchung. Zwar sind mit den Berufen Künstler/-in und Unterhaltungskünstler/-in auch hier niedrig bewertete Berufe vorhanden; allerdings ist mit dem Beruf Dozenten/-innen an Colleges (73,016 %) ein in dieser Untersuchung hoher Wert in dieser Liste vertreten. Wird der oben genannten Argumentation zu Felten, Raj und Seamans (2023a) gefolgt, so könnte auch dieser Unterschied in den zu dieser Zeit noch nicht in der heutigen Form verfügbaren Sprachmodellen sowie in den beschleunigten Fortschritten künstlicher Intelligenz der vor dieser Arbeit vergangenen Zeitspanne liegen. Hierfür spricht, dass auch Felten, Raj und Seamans (2023a) gegenüber der älteren Publikation der Autoren lehrenden Berufen in ihrer neueren Publikation deutlich höhere Werte zuwiesen und diese die Mehrheit der hoch beeinflussten Berufe darstellen. Bezuglich der in der Übersichtstabelle ebenfalls aufgeführten Arbeiter in der Lebensmittelzubereitung muss hier unterschieden werden, welcher ESCO-Beruf als nächste Entsprechung angesehen wird. Wird dies auf Arbeiter in maschineller Lebensmittelproduktion bezogen, so ist der entsprechende Wert mit 48,684 % im mittleren Bereich angesiedelt; wird die Lebensmittelproduktion in einer Küche als Entsprechung betrachtet, liegt der Wert mit 27,451 % deutlich niedriger. Bei ersterem Beruf ist unter anderem die Steuerung von Maschinen ausschlaggebend für einen höher angenommenen Einfluss künstlicher Intelligenz und damit eine zentrale Ursache für die unterschiedliche Bewertung zwischen M. Webb (2020) und der hier vorliegenden Untersuchung.

Paolillo et al. (2022) weisen verschiedenen Berufen mit hohem physischen bzw. handwerklichen Anteil hohe Werte zu, beispielsweise für Schlachter/-innen und Fleischverpacker/-innen (hier: meat cutter, 18,462 %), Bügler/-innen von Textilien, Kleidung und ähnlichem Material (wearing apparel presser, 52,941 %) sowie Hausmeister/-innen und Reinigungskräfte (building cleaner, 10,448 %). Hier ist besonders auffällig, dass die Beurteilung der hier vorliegenden Untersuchung teils deutlich anders ausfällt als von Paolillo et al. (2022). Insbesondere Berufe mit hohem physischen oder handwerklichen Anteil werden hier, wie zuvor argumentiert wurde, als unter geringem KI-Einfluss stehend bewertet. Ursache hierfür ist unter anderem die dort zugrundeliegende Abgrenzung der Betrachtung, welche eine kombinierte Automatisierung durch Roboter

und künstliche Intelligenz berücksichtigt. Insofern sind die Unterschiede erwartungsgemäß, da in der hier erfolgten Untersuchung Roboter explizit ausgeschlossen waren. Außerdem bezieht die genannte Publikation die Resilienz verschiedener Berufsgruppen aufgrund alternativer Berufe ein, was zusätzliche Differenzen erzeugen kann.

Gleichermaßen unterscheiden sich auch die Bewertungen der Berufe, die die Publikation von Paolillo et al. (2022) als einem geringen Automatisierungsrisiko durch künstliche Intelligenz ausgesetzt beurteilt. Hierzu zählen unter anderem Physiker/-innen, diverse Fachärzte/Fachärztinnen sowie Neuropsychologen/Neuropsychologinnen, Mathematiker/-innen und Vorstand/Vorständin. Alle genannten Berufe erhalten dazu gelegentlich in dieser Untersuchung hohe bzw. eher hohe Werte von über 50 %. Auch dieser Unterschied ist auf die verschiedenen Abgrenzungen und Herangehensweisen zurückzuführen.

Zusammenfassend lässt sich im Vergleich mit bestehenden Untersuchungen festhalten, dass erwartungsgemäß einige Parallelen, aber auch einige erwartbare Unterschiede feststellbar sind. Die Unterschiede sind vor allem durch Faktoren wie verschiedene Definitionen von Berufen oder künstlicher Intelligenz, deren Abgrenzungen sowie durch unterschiedliche Betrachtungszeiträume verursacht.

6.3 Kritische Betrachtung

Bei der Betrachtung und Interpretation der Ergebnisse der hier vorliegenden Untersuchung sind einige Einschränkungen und Besonderheiten zu beachten, die nachfolgend diskutiert werden.

6.3.1 Datensatz

Der als Grundlage der Untersuchung verwendete Datensatz ESCO ist ursprünglich nicht für den genauen Zweck dieser Arbeit, also einer Abschätzung von Technologiefolgen auf Fertigkeiten in Berufen, konzipiert worden. Als Ziele werden von der Europäischen Kommission unter anderem bessere Kommunikation zwischen Arbeitsmarkt und Bildungsinstitutionen, eine erhöhte berufliche und geografische Mobilität und eine verbesserte Datenverfügbarkeit und Datenaustausch zwischen verschiedenen Stakeholdern aus den Bereichen Arbeitsmarkt und Bildung (European Commission 2017) genannt. Des Weiteren wurden mehrere, länderspezifische Datensätze zusammengetragen, um den kombinierten ESCO-Datensatz zu erschaffen. Dies führt einerseits zu dem Vorteil, dass der Datensatz eine auf europäische Arbeitsmärkte zugeschnittene Datenbasis zur Verfügung stellt und somit ermöglicht, Folgen künstlicher Intelligenz für den Arbeitsmarkt konkret für europäische Arbeitsmärkte zu untersuchen. Andererseits entsteht aber auch der Nachteil, dass länderspezifische Besonderheiten durch die Aggregierung auf EU-Ebene verloren gehen könnten.

Eine weitere Schwäche des Datensatzes für die durchgeführte Untersuchung entsteht aus dem Kategorisierungssystem der Fertigkeiten. Die 74 Fertigkeitskategorien, die der Datensatz für die insgesamt fast 14.000 Fertigkeiten erstellt, ermöglichen einerseits eine Untersuchung auf einem weniger granularen Niveau. Andererseits wird bei einigen Fertigkeitskategorien die Einordnung als (nicht) unter hohem KI-Einfluss stehend erschwert, wenn in Kategorien konkretere Fertigkeiten beider Zuordnungen enthalten sind. Beispiele hierfür werden in den jeweiligen Klassifikationskapiteln aufgeführt. Durch diese unscharfe Trennung, die aus dem oben genannten Umstand entsteht, dass der Datensatz nicht für diesen Zweck erstellt worden ist, kann es bei einzelnen Berufsfertigkeiten zu einer unpassenden Zuordnung der Fertigkeiten zum KI-

Einfluss und somit zu einer leichten Über- oder Unterschätzung des summierten KI-Einflusswerts für diesen Beruf kommen.

Andere Datensätze, die zu ähnlichen Zwecken genutzt werden, unterliegen jedoch ebenfalls Einschränkungen, da sie zum Beispiel bestimmte Fertigkeitsgruppen nicht berücksichtigen; so fallen beim europäischen PIAAC-Datensatz beispielsweise soziale Fertigkeiten teils heraus (Nedelkoska und Quintini 2018).

6.3.2 Methode

Die Auswahl und Definition der Methode erzeugt ebenfalls einige Vor- und Nachteile für die Ergebnisinterpretation. Nachteilig für die Interpretation der KI-Einflusswerte ist, dass keine direkte Aussage darüber getroffen werden kann, in welcher Form der Einfluss künstlicher Intelligenz erfolgt. Ähnlich hat auch Digitalisierung unterschiedliche Auswirkungen auf unterschiedliche Berufsbilder; während manche Berufe stärker von transformativen Effekten betroffen sind, sind andere eher von destruktiven Effekten betroffen. Auch können beide Dimensionen oder keine der beiden auf ein Berufsbild wirken (Fossen und Sorgner 2019, 11–12).

Konkret kann hier nur eingeschränkt hergeleitet werden, ob der Einfluss substitutiv wirkt und dementsprechend Arbeitskräfte aus dieser Fertigkeit verdrängt oder ob ein komplementärer Effekt vorherrscht, welcher vor allem die Produktivität menschlicher Arbeit durch Unterstützung erhöhen könnte. Diese ungerichtete Betrachtung tritt zwar, wie im Überblick über ähnliche Publikationen zu Beginn dieser Arbeit erläutert wurde, nicht exklusiv bei dieser Arbeit auf, lässt aber trotzdem weiteren Forschungsbedarf bezüglich konkreterer Erwartungen für die jeweils einzelnen Berufe offen.

Eine weitere Schwäche der Methode liegt in der Untersuchung der Fertigkeiten und ihrer Beurteilung, wie sie hier vorgenommen wurde. Hierbei können dynamische Effekte der Nutzung künstlicher Intelligenz nicht vollumfänglich berücksichtigt werden. Beispielsweise könnten infrastrukturell unterstützende Berufe im Bereich der Informationstechnologien im Wertschöpfungsprozess eines Unternehmens durch die Ermöglichung des Einsatzes künstlicher Intelligenz weiter an Bedeutung gewinnen, deren Aufgaben jedoch nicht durch künstliche Intelligenz übernommen werden und die Berufe daher in dieser Untersuchung nicht ausreichend berücksichtigt werden. Auch

dieser Umstand tritt, wie zuvor in dieser Arbeit erläutert wurde, bei anderen Publikationen auf. Ähnlich betroffen sind auch weitere, nachfolgende Effekte durch zunehmende Verwendung von künstlicher Intelligenz, etwa auf den Wert von Wissen oder von Berufsabschlüssen. Auch könnten Produkte, die durch menschliche Arbeit gegenüber künstlicher Intelligenz produziert bzw. gestaltet wurden, von Kunden präferiert werden, ähnlich wie in Handarbeit produzierte Gegenstände den maschinengefertigten Produkten vorgezogen werden; dies legen erste Studien nahe (bspw. Granulo, Fuchs und Puntoni 2021, Bellaiche et al. 2023). Außerdem werden Unterschiede in den Fertigkeitsansprüchen verschiedener Stellen mit derselben Berufsbezeichnung, etwa bei identisch bezeichneten Stellen in unterschiedlichen Branchen, nicht berücksichtigt. Auf Aufgabenebene lassen sich hier jedoch Unterschiede zwischen einzelnen Stellen feststellen (Autor und Handel 2013). Durch technologischen Fortschritt entstehen zudem neue Arten bestehender Aufgaben, die sich durch höhere Komplexität von der bisherigen Aufgabe unterscheiden und in deren Erledigung die menschliche Arbeit einen komparativen Vorteil besitzt (Acemoglu und Restrepo 2018b, 1525–1526); auch dies wird in der bestehenden Untersuchung nicht abgebildet. Weitere Effekte, beispielsweise eine von Mokyr, Vickers und Ziebarth (2015, 43) erwähnte Veränderung der Verteilung von Arbeitszeit sowie der generellen Verteilung menschlicher Arbeit, die sich in Zukunft einstellen könnten, lassen sich mit der bestehenden Methode noch nicht abschätzen.

Eine bereits in dieser Arbeit erwähnte Herausforderung bei der Verwendung von Benchmarks und Fallstudien ist die Auswahl aussagekräftiger Daten. Insbesondere die langfristige Aussagekraft und die praktische Übertragbarkeit können unterschiedlich gegeben sein; so sind beispielsweise zahlreiche frühe Benchmarks mittlerweile gesättigt und können weitere Fertigkeitsfortschritte künstlicher Intelligenz nicht mehr abbilden. Benchmarks können nicht die volle Komplexität einer Aufgabe oder Fertigkeit realitätsnah abbilden, sind aber trotzdem sinnvoll dafür, die Funktionsweise von Systemen zu verstehen und einen Überblick über die KI-Landschaft zu erhalten (Raji et al. 2021).

Die hier verwendete, enge Abgrenzung von künstlicher Intelligenz und Robotern und der daraus folgende Ausschluss reiner Robotik-Fertigkeiten kann für manche Berufe eine zu geringe Einschätzung des KI-Einflusses ergeben. Dies liegt darin begründet, dass sich Automatisierungspotenzial in manchen Berufen möglicherweise nur durch

eine Kombination beider Technologien ergibt. Aufgrund der früher in dieser Arbeit genannten Begründungen und Definitionen wird diese Betrachtungsweise hier jedoch beibehalten. Des Weiteren können ethische und rechtliche Hindernisse der Implementation künstlicher Intelligenz in hiervon besonders betroffenen Berufsfeldern nicht vollumfänglich berücksichtigt, sondern nur am Rande beleuchtet werden. Die Folge ist eine Überschätzung des KI-Einflusses für bestimmte Berufe. Beispiele für solche ethische Fragestellungen manifestieren sich in unterschiedlichen Regulierungsphilosophien (Vöpel 2023), Fragen zum notwendigen Umfang menschlicher Kontrolle und Überwachung (Calo 2017) und Problemen durch mangelnde Transparenz, etwa im Bereich von Arzt-Patient-Beziehungen (Topol 2019). Aus rechtlicher Perspektive sind diverse Fragestellungen des kollektiven und individuellen Arbeitsrechts (Stefano 2018), Überlegungen zum möglichen Schädigungspotenzial durch intransparente KI-Systeme in sensiblen Bereichen (Kolleck und Orwat 2020) sowie zu verschiedenen Rechten, die Stakeholdern zukünftig eingeräumt werden könnten und den Einsatz künstlicher Intelligenz für Unternehmen mehr oder wenig attraktiv werden lassen könnten, zu diskutieren. Ein Beispiel für letztere Rechte könnte ein Recht auf Erklärung sein, wie es beispielsweise im EU-Recht diskutiert wird (W. Samek, Wiegand und K.-R. Müller 2017).

Es gab auch in der Vergangenheit prominente Beispiele für eine in neuerer Literatur als fehlerhaft angesehene Abschätzung der Folgen technologischen Wandels auf den Arbeitsmarkt und die Arbeitsnachfrage im Speziellen, weswegen jegliche Prognosen als mit bedeutender Unsicherheit belegt betrachtet werden müssen (Mokyr, Vickers und Ziebarth 2015, 45). Grundsätzlich besteht diesbezüglich noch ein bedeutsamer weiterer Forschungsbedarf im Bereich der Arbeitsmarktauswirkungen künstlicher Intelligenz. Aufgrund der frühen Phase des Adoptionsprozesses ist jegliche Prognose mit einer gewissen Unsicherheit belegt; bereits zuvor wurde in dieser Arbeit auf den schnellen Wandel der Anwendungen künstlicher Intelligenz sowie die je nach Betrachtungszeitraum und -methode teils sehr unterschiedlichen Resultate hingewiesen. Insofern müssen zukünftig die Annahmen und Ergebnisse aller Untersuchungen dieses Themas regelmäßig überprüft werden; insbesondere dann, wenn mehr Daten und praktische Anwendungsfelder zur Verfügung stehen.

Ein Vorteil der hier ausgewählten Methode ist demgegenüber, dass nach Wissensstand dieser Arbeit erstmalig eine solche Untersuchung mit einem europaweit

aggregierten Datensatz durchgeführt und somit europäische Berufsbilder in Bezug auf den auf sie wirkenden KI-Einfluss betrachtet werden. Zudem bietet die Verwendung eines öffentlich einsehbaren und wiederholt aktualisierten Datensatzes die Möglichkeit zukünftiger Überprüfbarkeit und Anpassbarkeit. Zukünftige Erkenntnisse der Weiterentwicklung von KI-Fertigkeiten in einzelnen Kategorien oder die Feststellung der Überschätzung des Potenzials in Kategorien können zu einer transparenten Anpassung der Werte genutzt werden. Dies gilt ebenso für zukünftige Änderungen in Berufsbildern, welche auch direkt durch künstliche Intelligenz hervorgerufen werden könnten und somit Änderungen in den Fertigkeitsansprüchen der betroffenen Berufsbilder erzeugen könnten. Durch zukünftige Aktualisierungen des ESCO-Datensatzes ließen sich auch hier aktualisierte Betrachtungen umsetzen und Vergleiche zu vergangenen Annahmen treffen.

6.4 Implikationen

Aus der hier erfolgten Prognose der KI-Beeinflussung von Berufen ergeben sich diverse Implikationen. Da über 60 % aller betrachteten Berufe in über der Hälfte ihrer Fertigkeiten stark durch künstliche Intelligenz beeinflusst werden könnten, kommt diesen Schlussfolgerungen besondere Bedeutung zu. Arbeitnehmer müssen sich Fertigkeiten mit KI-Bezug, zum Beispiel grundlegendes Verständnis der Möglichkeiten und Grenzen von künstlicher Intelligenz, aneignen (M.-H. Huang, Rust und Maksimovic 2019, 59). So müssen Bildung und Ausbildung sich in Bezug auf die vermittelten Fertigkeiten an die neuen Gegebenheiten anpassen und gegebenenfalls erweitert werden (Vuorenkoski et al. 2018, 44–46), da neue Schlüsselqualifikationen in vielen Tätigkeitsfeldern gefragt sein könnten (Wisskirchen et al. 2017, 24; OECD 2019, 21). Es könnte in Zukunft weniger wichtig sein, durch künstliche Intelligenz besser erfüllbare Tätigkeiten selbst zu erlernen; stattdessen könnte es an Bedeutung gewinnen, interpersonelle Fertigkeiten zu vermitteln (M.-H. Huang, Rust und Maksimovic 2019, 62). Außerdem müssen mit künstlicher Intelligenz konfrontierte Menschen darin ausgebildet werden, wie mit künstlicher Intelligenz umzugehen ist und wie diese effektiv genutzt werden kann (Leonardi 2023, 51). Eine große Herausforderung für Bildungssysteme wird es hierbei sein, zu antizipieren, welche Fertigkeiten in Zukunft gebraucht werden, da viele Kinder, die sich aktuell in der Bildung befinden, später in stark veränderten oder noch nicht in derselben Form existenten Berufen arbeiten könnten (West 2018b, 110–111).

Wie zuvor in dieser Arbeit erörtert wurde, können bislang fast keine Berufe vollständig automatisiert werden. Daher kann KI-Automatisierung vorerst zu einer Reorganisation von Arbeitsaufgaben, die zu bestimmten Berufsbildern gehören, führen (Nurski und Hoffmann 2022). Auch dies erzeugt weitere Implikationen für Gehälter, Bildung und Beschäftigung. Eine Transformation von Berufen durch die Übernahme bestimmter Aufgaben durch künstliche Intelligenz führt zur Notwendigkeit, dass Arbeiter mit nicht mehr im gleichen Umfang in der Wirtschaft benötigten Fertigkeiten eine Umstrukturierung der typischen Aufgaben ihrer Stelle erleben bzw. neue Berufe finden müssen (M.-H. Huang, Rust und Maksimovic 2019, 58–59). Die Arbeitswelt könnte daher in der Zukunft deutlich mehr Flexibilität von den Arbeitnehmern verlangen (Wisskirchen et al. 2017, 72). Diese Transformation des Arbeitsmarkts muss entsprechend institutionell begleitet und mit Maßnahmen unterstützt werden (Trajtenberg 2019, 179). Ein

diesbezügliches Marktversagen legt zwar die Notwendigkeit einer Regierungsintervention nahe, Studien zeigen aber im Fall des Skill Mismatch auch eine gute Wirksamkeit von Weiterbildungsmaßnahmen durch Unternehmen (Messinis und Olekalns 2007). Um sicherzustellen, dass bestehende Arbeitnehmer die Vorteile künstlicher Intelligenz nutzen können, müssen Unternehmen daher Weiterbildungs- und Entwicklungsmaßnahmen bereitstellen (Morandini et al. 2023). Da hochqualifizierte Arbeit als weniger direkt ersetzbar als geringqualifizierte Arbeit gilt, besteht angesichts dieser eintretenden Automatisierung ein Anreiz, sich weiterzubilden; dies setzt sich aber nur bis zu einem bestimmten Grad durch, da manche Niedrigqualifizierte an dem Erwerb hoher Qualifikationen scheitern könnten (Prettner und Strulik 2017).

Konsequenzen, die aus der weiteren Verbreitung künstlicher Intelligenz erwachsen, können durch Maßnahmen der Bildungs- und Sozialpolitik abgemildert werden (Agrawal, Gans und Goldfarb 2019a, 155). Eine aktive Arbeitsmarktpolitik kann bei Arbeitslosigkeit durch Mismatch auch zu neuen Beschäftigungsmöglichkeiten führen (Bauer und Gartner 2014, 5). Hierbei wird es als wichtige Rolle von Regierungen angesehen, die Auswirkungen von Arbeitsplatzverlusten durch künstliche Intelligenz abzumildern und positive Impulse durch künstliche Intelligenz für die Wirtschaft zu verstärken (Felten, Raj und Seamans 2023b, 3). Künstliche Intelligenz birgt ein großes disruptives Potenzial; eine solche Disruption könnte auch zahlreiche Verlierer hervorbringen, weswegen dem Thema unter anderem in Forschung und unter politischen Entscheidungsträgern entsprechende Aufmerksamkeit gewidmet werden sollte (Brynjolfsson und T. Mitchell 2017, 1531). Skill Shifts durch künstliche Intelligenz werden sich hierbei regional unterschiedlich auswirken, da die Sektorenzusammensetzung der Volkswirtschaften verschieden ist und zudem der bereits bestehende Automatisierungsgrad sich beispielsweise zwischen Großbritannien und den Vereinigten Staaten unterscheidet (Bughin et al. 2018, 14–15). Inwieweit neue Technologien tatsächlich zum Wirtschaftswachstum beitragen können, hängt davon ab, wie sehr die Technologie verbreitet ist und Nutzung dieser stattfindet; die vorhandenen Fertigkeiten der Arbeiter im Umgang mit der neuen Technologie stellen eine wichtige Determinante der Nutzbarkeit einer Technologie dar (Bronwyn Hall und Khan 2003, 4). Positive oder negative wirtschaftliche Auswirkungen hängen außerdem sowohl von den spezifischen Parametern der Wirtschaft als auch von politischer Strategie ab (Sachs, Benzell und LaGarda 2015). Des Weiteren bestehen schon seit längerer Zeit Diskussionen über die

(Um-)Verteilung von Einkommen im Zuge neuer, die menschliche Arbeitskraft substituierender Technologien (Shiller 2019, 18).

Das disruptive Potenzial dieser Technologie führt auch zu diversen weiteren Diskussionen in Wissenschaft und Öffentlichkeit, beispielsweise über eine Novellierung der sozialen Absicherung, möglicherweise in Form eines bedingungslosen Grundeinkommens (Stefano 2018, 22), einer Kapitalbesteuerung und einer weiteren, grundlegenden Überarbeitung der bisherigen sozialen Absicherung (Agrawal, Gans und Goldfarb 2019a, 153–154). Soziale Sicherungssysteme könnten, wenn die Trends durch Automatisierung und Digitalisierung zunehmen und weniger Einzahlende mehr Leistungsbeziehern gegenüberstehen, vor großen Problemen und Reformbedarf stehen, um finanziell nachhaltig zu bleiben (Bloom, McKenna und Prettner 2018, 30). Eine mäßige Besteuerung dieser Innovationen kann optimal sein, auch wenn sie die Innovation hemmt, wenn diese Automatisierung die Ungleichheit erhöht (Aghion et al. 2022, 5).

Es stehen sich weltweit verschiedene Regulierungsphilosophien gegenüber, wobei beispielsweise die Vereinigten Staaten explizit Chancen für Innovation und Fortschritt und die EU eine Risikoabschätzung für kritische Bereiche betonen (Vöpel 2023, 514). Die Politik kann die Entwicklung und damit die Eigenschaften künstlicher Intelligenz beeinflussen, ein Verbot der konkurrierenden Entwicklung ist allerdings nicht möglich (Naudé und Dimitri 2020, 369–77). Fehlende Regulatorik kann zu unsicheren Entwicklungen führen, während überbordende Regulierung unverhältnismäßige Kosten verursacht (Rossi 2016, 6–7). Regulatorik führt außerdem zu mehr Bemühungen seitens Firmen, eine KI-Strategie zu entwickeln, was allerdings auf Kosten geringqualifizierter Arbeitskräfte geschehen kann; zusätzlich erhöhen regulatorische Vorgaben die Wahrnehmung von Sicherheits- und Transparenzfragestellungen im Rahmen des KI-Einsatzes durch Unternehmen (Y. S. Lee et al. 2019). Drängende Themen sind hierbei unter anderem Transparenz und Erkennbarkeit eines KI-Outputs (S. Albrecht 2023, 88). Weitere rechtliche Bereiche, welche die Diffusion von künstlicher Intelligenz durch verschiedene Wirtschaftssektoren beeinflussen, sind unter anderem Datenschutzvorschriften, Außenhandels- und Haftungsregelungen, wobei in zahlreichen Bereichen noch Unsicherheit besteht bzw. klare und verlässliche Regulatorik fehlt (Agrawal, Gans und Goldfarb 2019a, 147–148).

Auch für die bereits bestehenden ethischen Diskussionen entstehen Implikationen aus der hier erfolgten Betrachtung. Prominent diskutierte Themen sind unter anderem gleiche Zugangsmöglichkeiten, Gerechtigkeit und inklusives Wachstum, Diversität, Befangenheit (Bias), Sicherheitsfragen sowie Verantwortlichkeit für und Eigentum an Daten (Shiohira 2021, 23–25). In bestimmten Einsatzbereichen besteht Schädigungspotenzial insbesondere durch intransparente KI-Systeme, die Entscheidungen treffen und bei denen für Betroffene weder die Möglichkeit besteht, die Entscheidung im Detail nachzuvollziehen, noch eine Opt-Out-Möglichkeit angeboten wird (Kolleck und Orwat 2020, 56–59). Es ist für Außenstehende, aber auch für Experten, teils kaum bis gar nicht nachvollziehbar, wie Entscheidungen von Systemen mit Algorithmen und maschinellem Lernen im Detail zustandekommen; hier besteht insbesondere dann ein Ansatzpunkt für Diskussionen über Regulatorik und Transparenz, wenn KI-gestützte Entscheidungen soziale Konsequenzen begründen (z. B. Kreditvergabeentscheidungen) (Burrell 2015; Wilson und Daugherty 2018). Entwickler geben diesbezüglich wenige Informationen heraus und bestehende Transparenzberichte enthalten viele Lücken (Bommasani et al. 2024, 14).

Es existieren bereits Beispiele für Initiativen, die die Erstellung gesellschaftlicher und regulatorischer Richtlinien für den Umgang mit autonomen und intelligenten Systemen mit dem Ziel zum Gegenstand haben, solche Systeme im Einklang mit gesellschaftlichen Werten und Prinzipien zu bringen (IEEE 2017). Der Europäischen Kommission wurden durch den Rechtsausschuss (JURI) aufgrund von rechtlichen und ethischen Aspekten mehrere Vorschläge für den Umgang mit künstlicher Intelligenz und Robotern unterbreitet, die unter anderem ein Robotik-Register, eine EU-Agentur für Roboter und eine Formulierung zivilrechtlicher Haftungsgrundsätze für durch Roboter entstandene Schäden umfassen (Mańko 2017). Aus den hier betrachteten Auswirkungen künstlicher Intelligenz auf Berufe der europäischen Arbeitsmärkte ergibt sich daher zudem die Aufgabe, den Wandel, wie oben erwähnt, zu begleiten. Unter anderem aufgrund der Unsicherheit der Prognosen und aufgrund des frühen Stadiums besteht hier weiterer Handlungsbedarf seitens der Regierungen und der Unternehmen, aber auch auf individueller Ebene, beispielsweise im Rahmen des Erwerbs neuer Fertigkeiten, die auf einem durch künstliche Intelligenz geprägten Arbeitsmarkt bestimmter Berufe zukünftig benötigt werden könnten.

6.5 Fazit

Eingangs wurde für diese Arbeit das Ziel ausgegeben, einzelne Berufe differenziert in Bezug auf ihren Beeinflussungsgrad durch künstliche Intelligenz zu untersuchen, indem verschiedene Fertigkeiten diesbezüglich analysiert und dann zu Berufen aggregiert werden. Anhand des ESCO-Datensatzes der Europäischen Union wurde diese Untersuchung für über 3000 Berufe durchgeführt. Als generalisiertes Ergebnis lässt sich festhalten, dass auf Grundlage der hier verwendeten Literatur und Daten erwartungsgemäß ein sehr unterschiedlicher Beeinflussungsgrad durch künstliche Intelligenz festgestellt wurde, welcher im Wesentlichen darauf zurückzuführen ist, inwiefern künstliche Intelligenz die für einen Beruf benötigten Fertigkeiten auf menschlichem Niveau ausüben kann.

Hieraus erwachsen die gegen Ende der Arbeit erwähnten Implikationen; einerseits ist es für Regierungen und Institutionen notwendig, auf die Veränderungen des Arbeitsmarktes und die hier erwarteten Umbrüche zu reagieren und diese mit passenden Maßnahmen zu begleiten. Andererseits ist auch auf individueller Arbeitsmarktebene für Arbeitsnachfrager und -anbieter Flexibilität und Anpassung gefragt, um mit den sich wandelnden Ansprüchen und Rahmenbedingungen umzugehen, falls der ausgeübte bzw. nachgefragte Beruf in entsprechendem Umfang mit künstlicher Intelligenz konfrontiert ist. Bei der Auseinandersetzung mit den hier präsentierten Ergebnissen sind allerdings bestimmte Einschränkungen zu beachten, welche unter anderem in dem schnellen Wandel, den zugrunde gelegten Annahmen und den Eigenschaften des verwendeten Datensatzes verortet sind. Hier ergibt sich zudem der erwähnte weitere Forschungsbedarf, welcher durch Anpassungen der Erkenntnisse und Annahmen anhand des Datensatzes in Zukunft weitere Beiträge zur Abschätzung von Folgen künstlicher Intelligenz für europäische Arbeitsmärkte bieten könnte.

Literaturverzeichnis

- Acemoglu, Daron. 1998. „Why Do New Technologies Complement Skills? Directed Technical Change and Wage Inequality.“ *The Quarterly Journal of Economics* 113 (4): 1055–89.
- Acemoglu, Daron, David Autor, Jonathon Hazell und Pascual Restrepo. 2020. „AI and Jobs: Evidence from Online Vacancies.“ *National Bureau of Economic Research Working Paper Series*. <https://doi.org/10.3386/w28257>.
- Acemoglu, Daron und Pascual Restrepo. 2018a. „Artificial Intelligence, Automation and Work.“ *National Bureau of Economic Research Working Paper Series*. <https://doi.org/10.3386/w24196>.
- Acemoglu, Daron und Pascual Restrepo. 2018b. „The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment.“ *American Economic Review* 108 (6): 1488–1542. <https://doi.org/10.1257/aer.20160696>.
- Acemoglu, Daron und Pascual Restrepo. 2019. „Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor.“ *Journal of Economic Perspectives* 33 (2): 3–30. <https://doi.org/10.1257/jep.33.2.3>.
- Acemoglu, Daron und Pascual Restrepo. 2020. „Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets.“ *Journal of Political Economy* 128 (6): 2188–2244. <https://doi.org/10.1086/705716>.
- Aghion, Philippe, Céline Antonin, Simon Bunel und Xavier Jaravel. 2022. „The Effects of Automation on Labor Demand.“ In *Robots and AI: A New Economic Era*, hrsg. von Lili Y. Ing und Gene M. Grossman. London. Routledge-ERIA Studies in Development Economics: Taylor & Francis.
- Aghion, Philippe, Benjamin Jones und Charles Jones. 2017. „Artificial Intelligence and Economic Growth.“ *National Bureau of Economic Research Working Paper Series*. <https://doi.org/10.3386/w23928>.
- Agrawal, Ajay, Joshua Gans und Avi Goldfarb. 2018. *Prediction machines: The simple economics of artificial intelligence*. Boston, Massachusetts: Harvard Business Review Press.
- Agrawal, Ajay, Joshua Gans und Avi Goldfarb. 2019a. „Economic Policy for Artificial Intelligence.“ *Innovation Policy and the Economy* 19:139–59. <https://doi.org/10.1086/699935>.
- Agrawal, Ajay, Joshua Gans und Avi Goldfarb. 2019b. „Prediction, Judgment, and Complexity: A theory of Decision-Making and Artificial Intelligence.“ In Agrawal, Gans und Goldfarb 2019, 89–110.
- Agrawal, Ajay, Joshua Gans und Avi Goldfarb, Hrsg. 2019. *The economics of artificial intelligence: An agenda*. National Bureau of Economic Research conference report. Chicago: The University of Chicago Press.
- Agrawal, Ajay, Joshua Gans und Avi Goldfarb. 2023. „Do We Want Less Automation?“. *Science (New York, N.Y.)* 381 (6654): 155–58. <https://doi.org/10.1126/science.adh9429>.

- Agua, Pedro, Anacleto Correia und Armindo Frias. 2024. „Artificial Intelligence and Automation Impacts for the Future of Negotiation.“ *OMEACONF* 1 (1): 15–22. <https://doi.org/10.33422/omeaconf.v1i1.253>.
- AI HLEG. 2019. „A Definition of AI: Main Capabilities and Disciplines.“ <https://www.aepd.es/sites/default/files/2019-12/ai-definition.pdf>. Zugriff am 3. August 2025.
- Akerman, Anders, Ingvil Gaarder und Magne Mogstad. 2013. „The Skill Complementarity of Broadband Internet.“ *IZA Discussion Papers*, 1781–1824. <https://doi.org/10.1093/qje/qjv028>.
- Alabdulkareem, Ahmad, Morgan R. Frank, Lijun Sun, Bedoor AlShebli, César Hidalgo und Iyad Rahwan. 2018. „Unpacking the Polarization of Workplace Skills.“ *Science advances* 4 (7): eaao6030. <https://doi.org/10.1126/sciadv.aa06030>.
- Albanesi, Stefania, António Dias Da Silva, Juan Jimeno, Ana Lamo und Alena Wabitsch. 2025. „AI and Women's Employment in Europe.“ *NBER Working Paper Series*, Nr. 33451. <https://doi.org/10.3386/w33451>.
- Albrecht, James und Bo Axell. 1984. „An Equilibrium Model of Search Unemployment.“ *Journal of Political Economy* 92 (5): 824–40. <https://doi.org/10.1086/261260>.
- Albrecht, Steffen. 2023. „ChatGPT und andere Computermodelle zur Sprachverarbeitung – Grundlagen, Anwendungspotenziale und mögliche Auswirkungen.“ *Büro für Technikfolgen-Abschätzung beim Deutschen Bundestag (TAB)*. <https://doi.org/10.5445/IR/1000158070>.
- Alekseeva, Liudmila, José Azar, Mireia Gine, Sampsa Samila und Bledi Taska. 2019. „The Demand for AI Skills in the Labor Market.“ *SSRN Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3470610>.
- Alkaissi, Hussam und Samy I. McFarlane. 2023. „Artificial Hallucinations in ChatGPT: Implications in Scientific Writing.“ *Cureus* 15 (2): e35179. <https://doi.org/10.7759/cureus.35179>.
- Allen, Jim und Andries de Grip. 2007. „Skill Obsolescence, Lifelong Learning and Labor Market Participation.“ *Research Centre for Education*. <https://doi.org/10.26481/umaror.2007006>.
- Allen, Jim und Andries de Grip. 2012. „Does skill obsolescence increase the risk of employment loss?“. *Applied Economics* 44 (25): 3237–45. <https://doi.org/10.1080/00036846.2011.570727>.
- Allen, Jim und Egbert de Weert. 2007. „What Do Educational Mismatches Tell Us About Skill Mismatches? A Cross-country Analysis.“ *Euro J of Education* 42 (1): 59–73. <https://doi.org/10.1111/j.1465-3435.2007.00283.x>.
- Alrassi, James, Peter J. Katsfrakis und Latha Chandran. 2021. „Technology Can Augment, but Not Replace, Critical Human Skills Needed for Patient Care.“ *Academic medicine : journal of the Association of American Medical Colleges* 96 (1): 37–43. <https://doi.org/10.1097/ACM.0000000000003733>.
- Araujo, Theo, Natali Helberger, Sanne Kruikemeier und Claes H. de Vreese. 2020. „In AI we trust? Perceptions about automated decision-making by artificial intelligence.“ *AI & Soc* 35 (3): 611–23. <https://doi.org/10.1007/s00146-019-00931-w>.

- Arents, Janis und Modris Greitans. 2022. „Smart Industrial Robot Control Trends, Challenges and Opportunities within Manufacturing.“ *Applied Sciences* 12 (2): 937. <https://doi.org/10.3390/app12020937>.
- Arntz, Melanie, Terry Gregory und Ulrich Zierahn. 2016. „The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis.“ *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, Nr. 189. <https://doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en>.
- Asperti, Andrea, Franky George, Tiberio Marras, Razvan Ciprian Stricescu und Fabio Zanotti. 2025. „A Critical Assessment of Modern Generative Models' Ability to Replicate Artistic Styles.“ <http://arxiv.org/pdf/2502.15856v1>.
- Aum, Sangmin und Yongseok Shin. 2025. „The Labor Market Impact of Digital Technologies.“ *NBER Working Paper Series*. <https://doi.org/10.3386/w33469>.
- Austin, Jacob, Augustus Odena, Maxwell Nye, Maarten Bosma, Henryk Michalewski, David Dohan, Ellen Jiang et al. 2021. „Program Synthesis with Large Language Models.“ <http://arxiv.org/pdf/2108.07732v1>.
- Autor, David. 2013. „The “task approach” to labor markets: an overview.“ *J Labour Market Res* 46 (3): 185–99. <https://doi.org/10.1007/s12651-013-0128-z>.
- Autor, David. 2015. „Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation.“ *Journal of Economic Perspectives* 29 (3): 3–30. <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>.
- Autor, David und David Dorn. 2013. „The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market.“ *American Economic Review* 103 (5): 1553–97. <https://doi.org/10.1257/aer.103.5.1553>.
- Autor, David und Michael J. Handel. 2013. „Putting Tasks to the Test: Human Capital, Job Tasks, and Wages.“ *Journal of Labor Economics* 31 (S1): S59-S96. <https://doi.org/10.1086/669332>.
- Autor, David, Frank Levy und Richard J. Murnane. 2002. „Upstairs, Downstairs: Computers and Skills on Two Floors of a Large Bank.“ *ILR Review* 55 (3): 432–47. <https://doi.org/10.1177/001979390205500303>.
- Autor, David, Frank Levy und Richard J. Murnane. 2003. „The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration.“ *The Quarterly Journal of Economics* 118 (4): 1279–1333.
- Bainbridge, Lisanne. 1983. „Ironies of Automation.“ *Automatica* 19 (6): 775–79.
- Barry, David. 2018. „How long do pilots really spend on autopilot?“. Zugriff am 3. August 2025. <https://insights.cranfield.ac.uk/blog/how-long-do-pilots-really-spend-on-autopilot>.
- Bartel, Ann P. und Frank R. Lichtenberg. 1987. „The Comparative Advantage of Educated Workers in Implementing New Technology.“ *The Review of Economics and Statistics* 69 (1): 1. <https://doi.org/10.2307/1937894>.
- Bartel, Ann P. und Nachum Sicherman. 1993. „Technological Change and Retirement Decisions of Older Workers.“ *Journal of Labor Economics* 11 (1, Part 1): 162–83. <https://doi.org/10.1086/298321>.

- Basu, Shubhabrata, Bishakha Majumdar, Kajari Mukherjee, Surender Munjal und Chandan Palaksha. 2023. „Artificial Intelligence–HRM Interactions and Outcomes: A Systematic Review and Causal Configurational Explanation.“ *Human Resource Management Review* 33 (1): 100893. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2022.100893>.
- Bauer, Anja und Hermann Gartner. 2014. „Mismatch-Arbeitslosigkeit: Wie Arbeitslose und offene Stellen zusammenpassen.“ *IAB-Kurzbericht* (5/2014).
<https://hdl.handle.net/10419/158426>.
- Bellaiche, Lucas, Rohin Shahi, Martin Harry Turpin, Anya Ragnhildstveit, Shawn Sprockett, Nathaniel Barr, Alexander Christensen und Paul Seli. 2023. „Humans Versus AI: Whether and Why We Prefer Human-Created Compared to AI-Created Artwork.“ *Cognitive research: principles and implications* 8 (1): 42. <https://doi.org/10.1186/s41235-023-00499-6>.
- Bender, Keith A. und John S. Heywood. 2006. „Educational Mismatch among Ph.D.s: Determinants and Consequences.“ *NBER Working Paper Series* (12693).
https://www.nber.org/system/files/working_papers/w12693/w12693.pdf.
- Bender, Keith A. und Kristen Roche. 2013. „Educational mismatch and self-employment.“ *Economics of Education Review* 34:85–95.
<https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2013.01.010>.
- Ben-Porath, Yoram. 1967. „The Production of Human Capital and the Life Cycle of Earnings.“ *Journal of Political Economy* 75 (4): 352–65. <http://www.jstor.org/stable/1828596>.
- Bessen, James E. 2018. „Automation and Jobs: When Technology Boosts Employment.“ *Law & Economics Paper*, Nr. 17-09. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2935003>.
- Bessen, James E. 2019. „Artificial Intelligence and Jobs: The Role of Demand.“ In Agrawal, Gans und Goldfarb 2019, 291–307.
- Bitton, Yonatan, Hritik Bansal, Jack Hessel, Rulin Shao, Wanrong Zhu, Anas Awadalla, Josh Gardner, Rohan Taori und Ludwig Schmidt. 2023. „VisIT-Bench: A Benchmark for Vision-Language Instruction Following Inspired by Real-World Use.“
<http://arxiv.org/pdf/2308.06595v4>.
- Bitton-Guetta, Nitzan, Aviv Slobodkin, Aviya Maimon, Eliya Habba, Royi Rassin, Yonatan Bitton, Idan Szpektor, Amir Globerson und Yuval Elovici. 2024. „Visual Riddles: a Commonsense and World Knowledge Challenge for Large Vision and Language Models.“
<http://arxiv.org/pdf/2407.19474v1>.
- Bloom, David E., Mathew McKenna und Klaus Prettner. 2018. „Demography, Unemployment, Automation, and Digitalization: Implications for the Creation of (Decent) Jobs, 2010–2030.“ *SSRN Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3238564>.
- Bodenstedt, Sebastian, Martin Wagner, Beat Peter Müller-Stich, Jürgen Weitz und Stefanie Speidel. 2020. „Artificial Intelligence-Assisted Surgery: Potential and Challenges.“ *Visceral medicine* 36 (6): 450–55. <https://doi.org/10.1159/000511351>.
- Bommarito, Michael, II und Daniel Martin Katz. 2022. „GPT Takes the Bar Exam.“
<https://doi.org/10.48550/ARXIV.2212.14402>.
- Bommasani, Rishi, Kevin Klyman, Sayash Kapoor, Shayne Longpre, Betty Xiong, Nestor Maslej und Percy Liang. 2024. „The Foundation Model Transparency Index v1.1: May

2024.“ Center for Research on Foundation Models. Zugriff am 3. August 2025.
<https://crfm.stanford.edu/fmti/paper.pdf>.

Bonnefon, Jean-François, Azim Shariff und Iyad Rahwan. 2016. „The Social Dilemma of Autonomous Vehicles.“ *Science (New York, N.Y.)* 352 (6293): 1573–76.
<https://doi.org/10.1126/science.aaf2654>.

Borghans, Lex, Andries de Grip, Borghans L. und de Grip A. 1999. „Skills and low pay: upgrading or overeducation?“. <https://doi.org/10.26481/umaror.199905E>.

Borna, Sahar, Michael J. Maniaci, Clifton R. Haider, Cesar A. Gomez-Cabello, Sophia M. Pressman, Syed Ali Haider, Bart M. Demaerschalk, Jennifer B. Cowart und Antonio Jorge Forte. 2024. „Artificial Intelligence Support for Informal Patient Caregivers: A Systematic Review.“ *Bioengineering (Basel, Switzerland)* 11 (5).
<https://doi.org/10.3390/bioengineering11050483>.

Braga, Adriana und Robert Logan. 2017. „The Emperor of Strong AI Has No Clothes: Limits to Artificial Intelligence.“ *Information* 8 (4): 156. <https://doi.org/10.3390/info8040156>.

Bresnahan, Timothy F., Erik Brynjolfsson und L. M. Hitt. 2002. „Information Technology, Workplace Organization, and the Demand for Skilled Labor: Firm-Level Evidence.“ *The Quarterly Journal of Economics* 117 (1): 339–76.
<https://doi.org/10.1162/003355302753399526>.

Bresnahan, Timothy F. und Manuel Trajtenberg. 1995. „General purpose technologies ‘Engines of growth’?“. *Journal of Econometrics* 65 (1): 83–108.
[https://doi.org/10.1016/0304-4076\(94\)01598-T](https://doi.org/10.1016/0304-4076(94)01598-T).

Brown, Noam und Tuomas Sandholm. 2019. „Superhuman AI for Multiplayer Poker.“ *Science (New York, N.Y.)* 365 (6456): 885–90. <https://doi.org/10.1126/science.aay2400>.

Bruun, Edvard P.G. und Alban Duka. 2018. „Artificial Intelligence, Jobs and the Future of Work: Racing with the Machines.“ *Basic Income Studies* 13 (2). <https://doi.org/10.1515/bis-2018-0018>.

Brynjolfsson, Erik, Danielle Li und Lindsey Raymond. 2023. „Generative AI at Work.“ <https://doi.org/10.3386/w31161>.

Brynjolfsson, Erik und Andrew McAfee. 2014. *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. New York: W.W. Norton et Company.

Brynjolfsson, Erik und Tom Mitchell. 2017. „What can machine learning do? Workforce implications.“ *Science (New York, N.Y.)* 358 (6370): 1530–34.
<https://doi.org/10.1126/science.aap8062>.

Brynjolfsson, Erik, Tom Mitchell und Daniel Rock. 2018. „What Can Machines Learn and What Does It Mean for Occupations and the Economy?“. *AEA Papers and Proceedings* 108:43–47. <https://doi.org/10.1257/pandp.20181019>.

Brynjolfsson, Erik, Tom Mitchell und Daniel Rock. 2019. „Replication Data for: What Can Machines Learn, and What Does It Mean for Occupations and the Economy?“. Zugriff am 3. August 2025. <https://www.openicpsr.org/openicpsr/project/114436/version/V1/view>.

Brynjolfsson, Erik, Daniel Rock und Chad Syverson. 2017. „Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics.“ *National Bureau of Economic Research Working Paper Series*. <https://doi.org/10.3386/w24001>.

- Bubeck, Sébastien, Varun Chandrasekaran, Ronen Eldan, Johannes Gehrke, Eric Horvitz, Ece Kamar, Peter Lee et al. 2023. „Sparks of Artificial General Intelligence: Early experiments with GPT-4.“ <http://arxiv.org/pdf/2303.12712v5.pdf>.
- Bughin, Jacques, Eric Hazan, Susan Lund, Peter Dahlström, Anna Wiesinger und Amresh Subramaniam. 2018. „Skill Shift: Automation and the Future of the Workforce.“ *McKinsey Discussion Paper*.
- Buhalis, Dimitrios und Iuliia Moldavska. 2022. „Voice assistants in hospitality: using artificial intelligence for customer service.“ *JHTT* 13 (3): 386–403. <https://doi.org/10.1108/JHTT-03-2021-0104>.
- Burdett, Kenneth und Melvyn G. Coles. 1999. „Long-Term Partnership Formation: Marriage and Employment.“ *The Economic Journal* 109 (456): 307–34. <https://doi.org/10.1111/1468-0297.00435>.
- Burrell, Jenna. 2015. „How the Machine Thinks:‘ Understanding Opacity in Machine Learning Algorithms.“ *SSRN Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2660674>.
- Calo, Ryan. 2017. „Artificial Intelligence Policy: A Roadmap.“ *SSRN Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3015350>.
- Calvo-Ferrer, José Ramón. 2024. „Can you tell the difference? A study of human vs machine-translated subtitles.“ *Perspectives* 32 (6): 1115–32. <https://doi.org/10.1080/0907676X.2023.2268149>.
- Cam, Arif, Michael Chui und Bryce Hall. 2019. „Global AI Survey: AI proves its worth, but few scale impact.“ Zugriff am 3. August 2025. https://www.mckinsey.com/featured-insights/artificial-intelligence/global-ai-survey-ai-proves-its-worth-but-few-scale-impact#.
- Cappelli, Peter H. 2015. „Skill Gaps, Skill Shortages, and Skill Mismatches: Evidence and Arguments for the United States.“ *ILR Review* 68 (2): 251–90. <http://www.jstor.org/stable/24810346>.
- Cedefop. 2017. „People, Machines, Robots and Skills.“ *CEDEFOP Briefing Note*. <https://doi.org/10.2801/057353>.
- Chakrabarty, Tuhin, Philippe Laban, Divyansh Agarwal, Smaranda Muresan und Chien-Sheng Wu. 2024. „Art or Artifice? Large Language Models and the False Promise of Creativity.“ *CHI ’24: Proceedings of the 2024 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1–34. <https://doi.org/10.1145/3613904.3642731>.
- Chen, Liang-Kung. 2020. „Gerontechnology and Artificial Intelligence: Better Care for Older People.“ *Archives of gerontology and geriatrics* 91:104252. <https://doi.org/10.1016/j.archger.2020.104252>.
- Chen, Mark, Jerry Tworek, Heewoo Jun, Qiming Yuan, Henrique Ponde de Oliveira Pinto, Jared Kaplan, Harri Edwards et al. 2021. „Evaluating Large Language Models Trained on Code.“ <http://arxiv.org/pdf/2107.03374v2.pdf>.
- Chen, Min, Yixue Hao, Kai Hwang, Lu Wang und Lin Wang. 2017. „Disease Prediction by Machine Learning Over Big Data From Healthcare Communities.“ *IEEE Access* 5:8869–79. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2694446>.
- Cheung, Carol Y., An Ran Ran, Shujun Wang, Victor T. T. Chan, Kaiser Sham, Saima Hilal, Narayanaswamy Venkatasubramanian et al. 2022. „A Deep Learning Model for Detection

of Alzheimer's Disease Based on Retinal Photographs: A Retrospective, Multicentre Case-Control Study.“ *The Lancet. Digital health* 4 (11): e806-e815.
[https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(22\)00169-8](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(22)00169-8).

Chiacchio, Francesco, Georgios Petropoulos und David Pichler. 2018. „The impact of industrial robots on EU employment and wages - A local labour market approach.“ *Bruegel Working Paper* (25186). <https://ideas.repec.org/p/bre/wpaper/25186.html>.

Chin, Aimee, Chinhui Juhn und Peter Thompson. 2006. „Technical Change and the Demand for Skills during the Second Industrial Revolution: Evidence from the Merchant Marine, 1891–1912.“ *Review of Economics and Statistics* 88 (3): 572–78.
<https://doi.org/10.1162/rest.88.3.572>.

Chui, Michael, Bryce Hall, Alex Singla und Alex Sukharevsky. 2021. „The state of AI in 2021.“ *McKinsey Analytics*. Zugriff am 3. August 2025.
<https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Business%20Functions/McKinsey%20Analytics/Our%20Insights/Global%20survey%20The%20state%20of%20AI%20in%202021/Glob al-survey-The-state-of-AI-in-2021.pdf>.

Chung, Joon Son, Andrew Senior, Oriol Vinyals und Andrew Zisserman. 2017. „Lip Reading Sentences in the Wild.“, 3444–53. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.367>.

Cockburn, Iain M., Rebecca Henderson und Scott Stern. 2019. „The Impact of Artificial Intelligence on Innovation: An Exploratory Analysis.“ In *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, hrsg. von Ajay Agrawal, Joshua Gans und Avi Goldfarb, 115–46: University of Chicago Press. <http://www.nber.org/chapters/c14006>.

Corrigan, Caitlin und Paloma Laye. 2022. „The Use of AI in the Mining Industry – Insights and Ethical Considerations.“ *IEAI Research Brief*. Zugriff am 3. August 2025.
https://www.ieai.sot.tum.de/wp-content/uploads/2022/12/Dec-2022 -AI-and-Mining-Research-Brief_FINAL.pdf.

Cowen, Tyler. 2019. „Neglected Open Questions in the Economics of Artificial Intelligence.“ In Agrawal, Gans und Goldfarb 2019, 391–95.

Dauth, Wolfgang, Sebastian Findeisen, Jens Südekum und Nicole Wößner. 2017. „German robots: The impact of industrial robots on workers.“ *IAB-Discussion Paper* (30/2017).
<https://hdl.handle.net/10419/172894>.

de Grip, Andries. 2024. „The importance of informal learning at work - On-the-job learning is more important for workers' human capital development than formal training.“ *IZA World of Labor*. <https://doi.org/10.15185/izawol.162.v2>.

de Grip, Andries und Jasper van Loo. 2002. „The economics of skills obsolescence: A review.“ In *The Economics of Skills Obsolescence*. Bd. 21, 1–26. Research in Labor Economics. Bingley: Emerald (MCB UP).

Dede, Dila, Mehmet Ali Sarsıl, Ata Shaker, Olgun Altıntaş und Onur Ergen. 2023. „Next-gen traffic surveillance: AI-assisted mobile traffic violation detection system.“
<http://arxiv.org/pdf/2311.16179v1>.

Dell'Acqua, Fabrizio, Bruce Kogut und Patryk Perkowski. 2023. „Super Mario Meets AI: Experimental Effects of Automation and Skills on Team Performance and Coordination.“ *Review of Economics and Statistics*, 1–47. https://doi.org/10.1162/rest_a_01328.

- Deming, David J. und Kadeem Noray. 2020. „Earnings Dynamics, Changing Job Skills, and STEM Careers.“ *The Quarterly Journal of Economics* 135 (4): 1965–2005.
<https://doi.org/10.1093/qje/qjaa021>.
- Desjardins, Richard und Kjell Rubenson. 2011. „An Analysis of Skill Mismatch Using Direct Measures of Skills.“ *OECD Education Working Papers*, Nr. 63.
<https://doi.org/10.1787/5kg3nh9h52g5-en>.
- Dumitru, Razvan-Gabriel, Darius Peteleaza und Catalin Craciun. 2023. „Using DUCK-Net for Polyp Image Segmentation.“ *Scientific reports* 13 (1): 9803.
<https://doi.org/10.1038/s41598-023-36940-5>.
- Dyson, Noel. 2017. „BHP to double autonomous trucks at Jimblebar.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://www.miningmagazine.com/technology/news/1331400/bhp-double-autonomous-trucks-jimblebar>.
- Eidenmüller, Horst G. M. 2024. „Game Over: Facing the AI Negotiator.“
<https://doi.org/10.2139/ssrn.4953698>.
- Eloundou, Tyna, Sam Manning, Pamela Mishkin und Daniel Rock. 2023. „GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models.“
<http://arxiv.org/pdf/2303.10130v5.pdf>.
- Elsby, Michael W. L., Bart Hobijn und Aysegül Sahin. 2013. „The Decline of the U.S. Labor Share.“ *Brookings Papers on Economic Activity* 44 (2): 1–63.
- Else, Holly. 2023. „Abstracts Written by ChatGPT Fool Scientists.“ *Nature* 613 (7944): 423.
<https://doi.org/10.1038/d41586-023-00056-7>.
- Ernest, Nicholas, David Carroll, Corey Schumacher, Matthew Clark, Kelly Cohen und Gene Lee. 2016. „Genetic Fuzzy based Artificial Intelligence for Unmanned Combat Aerial Vehicle Control in Simulated Air Combat Missions.“ *J Def Manag* 06 (01).
<https://doi.org/10.4172/2167-0374.1000144>.
- Ernst, Ekkehard, Rossana Merola und Daniel Samaan. 2018. *The economics of artificial intelligence: Implications for the future of work*. Genf: International Labour Office. Zugriff am 3. August 2025. https://www.ilo.org/wcmsp5/groups/public/---dgreports/---cabinet/documents/publication/wcms_647306.pdf.
- ESCO Secretariat. 2024. „ESCO version 1.2.“ Zugriff am 3. August 2025.
<https://esco.ec.europa.eu/system/files/2024-05/V1.2%20Launch%20-%20ESCO%20SEC%20combined%20-%20final%20clean.pdf>.
- Europäische Kommission. 2024. „Europäische Klassifizierung für Fähigkeiten/Kompetenzen, Qualifikationen und Berufe (ESCO) - Fähigkeiten.“ Zugriff am 3. August 2025.
https://esco.ec.europa.eu/de/classification/skill_main.
- European Commission. 2017. „ESCO Handbook: European Skills, Competences, Qualifications and Occupations.“ Zugriff am 3. August 2025.
<https://data.europa.eu/doi/10.2767/934956>.
- European Commission. 2021. „ESCO Skill-Occupation Matrix Tables Technical Report.“ Zugriff am 3. August 2025. https://esco.ec.europa.eu/system/files/2023-04/en_ESCO%20Skill-Occupation%20Matrix%20Tables%20Technical%20Report.pdf.

- European Commission. 2024. „European Skills, Competences, Qualifications and Occupations (ESCO) - The ESCO Classification.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://esco.ec.europa.eu/en/classification>.
- Eurostat. 2025. „Employed persons by detailed occupation (ISCO-08 two digit level).“ https://doi.org/10.2908/LFSA_EGAI2D.
- Faggian, Alessandra. 2021. „Job Search Theory.“ In *Handbook of Regional Science*, hrsg. von Manfred M. Fischer und Peter Nijkamp, 481–95. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Fantinuoli, Claudio. 2023. „Towards AI-enhanced computer-assisted interpreting.“ In *Interpreting Technologies – Current and Future Trends*. Bd. 37, hrsg. von Gloria Corpas Pastor und Bart Defrancq, 46–71. IVITRA Research in Linguistics and Literature. Amsterdam: John Benjamins Publishing Company.
- Feathers, Todd. 2024. „The Mystery of AI Gunshot-Detection Accuracy Is Finally Unraveling.“ *WIRED*. Zugriff am 3. August 2025. <https://www.wired.com/story/ai-gunshot-detection-accuracy-san-jose-nyc/>.
- Felten, Edward, Manav Raj und Robert Seamans. 2018. „A Method to Link Advances in Artificial Intelligence to Occupational Abilities.“ *AEA Papers and Proceedings* 108:54–57. <https://doi.org/10.1257/pandp.20181021>.
- Felten, Edward, Manav Raj und Robert Seamans. 2019. „The Occupational Impact of Artificial Intelligence: Labor, Skills, and Polarization.“ *SSRN Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3368605>.
- Felten, Edward, Manav Raj und Robert Seamans. 2021. „Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses.“ *Strategic Management Journal* 42 (12): 2195–2217. <https://doi.org/10.1002/smj.3286>.
- Felten, Edward, Manav Raj und Robert Seamans. 2023a. „How will Language Modelers like ChatGPT Affect Occupations and Industries?“. *SSRN Journal* 42 (12): 2195–2217. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4375268>.
- Felten, Edward, Manav Raj und Robert Seamans. 2023b. „Occupational Heterogeneity in Exposure to Generative AI.“ *SSRN Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4414065>.
- Ferreira, Fernando G. D. C., Amir H. Gandomi und Rodrigo T. N. Cardoso. 2021. „Artificial Intelligence Applied to Stock Market Trading: A Review.“ *IEEE Access* 9:30898–917. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3058133>.
- Fiske, Amelia, Peter Henningsen und Alena Buyx. 2019. „Your Robot Therapist Will See You Now: Ethical Implications of Embodied Artificial Intelligence in Psychiatry, Psychology, and Psychotherapy.“ *Journal of medical Internet research* 21 (5): e13216. <https://doi.org/10.2196/13216>.
- Fleming, Scott L., Alejandro Lozano, William J. Haberkorn, Jenelle A. Jindal, Eduardo P. Reis, Rahul Thapa, Louis Blankemeier et al. 2023. „MedAlign: A Clinician-Generated Dataset for Instruction Following with Electronic Medical Records.“ <http://arxiv.org/pdf/2308.14089v2.pdf>.
- Focus Online. 2020. „Vorreiter in Deutschland: Autonome Busse fahren kostenlos durch Monheim.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://www.focus.de/perspektiven/nachhaltigkeit/in->

monheim-vorreiter-in-deutschland-autonome-busse-fahren-kostenlos-durch-kleinstadt-in-nrw_id_11708185.html.

Fossen, Frank und Alina Sorgner. 2019. „Mapping the Future of Occupations: Transformative and Destructive Effects of New Digital Technologies on Jobs.“ *Foresight and STI Governance* 13 (2): 10–18. <https://doi.org/10.17323/2500-2597.2019.2.10.18>.

Fossen, Frank und Alina Sorgner. 2022. „New digital technologies and heterogeneous wage and employment dynamics in the United States: Evidence from individual-level data.“ *Technological Forecasting and Social Change* 175. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121381>.

Fournier-Tombs, Eleonore und Juliette McHardy. 2023. „A Medical Ethics Framework for Conversational Artificial Intelligence.“ *Journal of medical Internet research* 25:e43068. <https://doi.org/10.2196/43068>.

Frank, Morgan R., David Autor, James E. Bessen, Erik Brynjolfsson, Manuel Cebrian, David J. Deming, Maryann Feldman et al. 2019. „Toward Understanding the Impact of Artificial Intelligence on Labor.“ *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 116 (14): 6531–39. <https://doi.org/10.1073/pnas.1900949116>.

Furman, Jason. 2019. „Should We Be Reassured If Automation in the Future Looks Like Automation in the Past?“. In Agrawal, Gans und Goldfarb 2019, 317–28.

Furman, Jason und Robert Seamans. 2019. „AI and the Economy.“ *Innovation Policy and the Economy* 19:161–91. <https://doi.org/10.1086/699936>.

Gabriel, Paolo, Peter Rehani, Tyler Troy, Tiffany Wyatt, Michael Choma und Narinder Singh. 2024. „Continuous Patient Monitoring with AI: Real-Time Analysis of Video in Hospital Care Settings.“ <http://arxiv.org/pdf/2412.13152v1>.

Garcia-Vidal, Carolina, Gemma Sanjuan, Pedro Puerta-Alcalde, Estela Moreno-García und Alex Soriano. 2019. „Artificial Intelligence to Support Clinical Decision-Making Processes.“ *EBioMedicine* 46:27–29. <https://doi.org/10.1016/j.ebiom.2019.07.019>.

Gartner. 2017. „Gartner Says By 2020, Artificial Intelligence Will Create More Jobs Than It Eliminates.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2017-12-13-gartner-says-by-2020-artificial-intelligence-will-create-more-jobs-than-it-eliminates>.

Gioti, Artemi-Maria. 2020. „From Artificial to Extended Intelligence in Music Composition.“ *Org. Sound* 25 (1): 25–32. <https://doi.org/10.1017/S1355771819000438>.

Giraud, Laurent, Ali Zaher, Selena Hernandez und Al Ariss Akram. 2023. „The impacts of artificial intelligence on managerial skills.“ *Journal of Decision Systems* 32 (3): 566–99. <https://doi.org/10.1080/12460125.2022.2069537>.

Glazer, Elliot, Ege Erdil, Tamay Besiroglu, Diego Chicharro, Evan Chen, Alex Gunning, Caroline Falkman Olsson et al. 2024. „FrontierMath: A Benchmark for Evaluating Advanced Mathematical Reasoning in AI.“ <http://arxiv.org/pdf/2411.04872v4>.

Gordon, Robert. 2018. „Why Has Economic Growth Slowed When Innovation Appears to be Accelerating?“. *NBER Working Paper Series*. Zugriff am 3. August 2025. https://www.nber.org/system/files/working_papers/w24554/w24554.pdf.

- Graefe, Andreas. 2016. „Guide to Automated Journalism.“ *Columbia Journalism Review*. Zugriff am 3. August 2025. https://www.cjr.org/tow_center_reports/guide_to_automated_journalism.php.
- Granulo, Armin, Christoph Fuchs und Stefano Puntoni. 2021. „Preference for Human (vs. Robotic) Labor is Stronger in Symbolic Consumption Contexts.“ *J Consum Psychol* 31 (1): 72–80. <https://doi.org/10.1002/jcpy.1181>.
- Green, Francis und Steven McIntosh. 2007. „Is there a genuine under-utilization of skills amongst the over-qualified?“. *Applied Economics* 39 (4): 427–39. <https://doi.org/10.1080/00036840500427700>.
- Green, Francis und Yu Zhu. 2010. „Overqualification, job dissatisfaction, and increasing dispersion in the returns to graduate education.“ *Oxford Economic Papers* 62 (4): 740–63. <https://EconPapers.repec.org/RePEc:oup:oxecpp:v:62:y:2010:i:4:p:740-763>.
- Grennan, Jillian und Roni Michaely. 2017. „Artificial Intelligence and the Future of Work: Evidence from Analysts.“ *NBER Conference Papers*. Zugriff am 3. August 2025. https://conference.nber.org/conf_papers/f130049.pdf.
- Gries, Thomas und Wim Naudé. 2018. „Artificial Intelligence, Jobs, Inequality and Productivity: Does Aggregate Demand Matter?“. *IZA Discussion Papers* (12005).
- Gries, Thomas und Wim Naudé. 2022. „Modelling artificial intelligence in economics.“ *J Labour Market Res* 56 (1). <https://doi.org/10.1186/s12651-022-00319-2>.
- Griliches, Zvi. 1957. „Hybrid Corn: An Exploration in the Economics of Technological Change.“ *Econometrica* 25 (4): 501. <https://doi.org/10.2307/1905380>.
- Groupe RATP. 2023. „Expérimentation d'un parcours en navette autonome entre Gare de Lyon, Bercy et Gare d'Austerlitz.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://www.ratp.fr/groupe-ratp/nouveaux-services-voyageurs/experimentation-navette-autonome-gare-de-lyon-bercy-austerlitz>.
- Gumbs, Andrew A., Isabella Frigerio, Gaya Spolverato, Roland Croner, Alfredo Illanes, Elie Chouillard und Eyad Elyan. 2021. „Artificial Intelligence Surgery: How Do We Get to Autonomous Actions in Surgery?“. *Sensors (Basel, Switzerland)* 21 (16). <https://doi.org/10.3390/s21165526>.
- Guvenen, Fatih, Burhanettin Kuruscu, Satoshi Tanaka und David Wiczer. 2015. „Multidimensional Skill Mismatch.“ *NBER Working Paper Series*, Nr. 21376. <https://doi.org/10.3386/w21376>.
- Haas, Lukas, Michal Skreta, Silas Alberti und Chelsea Finn. 2023. „PIGEON: Predicting Image Geolocations.“ <http://arxiv.org/pdf/2307.05845v6>.
- Hall, Bronwyn und Beethika Khan. 2003. „Adoption of New Technology.“ *NBER Working Paper Series*, Nr. 9730. <https://doi.org/10.3386/w9730>.
- Handa, Kunal, Drew Bent, Alex Tamkin, Miles McCain, Esin Durmus, Michael Stern, Mike Schiraldi et al. 2025. „Anthropic Education Report: How University Students Use Claude.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://www.anthropic.com/news/anthropic-education-report-how-university-students-use-claude>.
- Handel, Michael J. 2003. „Skills Mismatch in the Labor Market.“ *Annu. Rev. Sociol.* 29 (1): 135–65. <https://doi.org/10.1146/annurev.soc.29.010202.100030>.

- Hannane, Jonas, Ozge Demirci und Xinrong Zhu. 2024. „Generative Künstliche Intelligenz reduziert Nachfrage nach Freelance-Arbeit auf Online-Plattformen.“ *DIW Wochenbericht* 2024 (35). https://doi.org/10.18723/diw_wb:2024-35-1.
- Hao, Karen. 2020. „KI hilft bei der Literaturrecherche.“ *heise online*, 26. November 2020. Zugriff am 3. August 2025. <https://www.heise.de/hintergrund/KI-hilft-bei-der-Literaturrecherche-4970781.html>.
- Harris, Lasana T. 2024. „The Neuroscience of Human and Artificial Intelligence Presence.“ *Annual review of psychology* 75:433–66. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-013123-123421>.
- Hartog, Joop. 2000. „Over-education and earnings: where are we, where should we go?“ *Economics of Education Review* 19 (2): 131–47. [https://doi.org/10.1016/S0272-7757\(99\)00050-3](https://doi.org/10.1016/S0272-7757(99)00050-3).
- Hatzius, Jan, Joseph Briggs, Devesh Kodnani und Giovanni Pierdomenico. 2023. „The Potentially Large Effects of Artificial Intelligence on Economic Growth.“ *Goldman Sachs Economics Research*. Zugriff am 3. August 2025. <https://www.gspublishing.com/content/research/en/reports/2023/03/27/d64e052b-0f6e-45d7-967b-d7be35fabd16.html>.
- Hendrycks, Dan, Collin Burns, Steven Basart, Andy Zou, Mantas Mazeika, Dawn Song und Jacob Steinhardt. 2021. „Measuring Massive Multitask Language Understanding.“ <http://arxiv.org/pdf/2009.03300v3>.
- Hershbein, Brad und Lisa B. Kahn. 2018. „Do Recessions Accelerate Routine-Biased Technological Change? Evidence from Vacancy Postings.“ *American Economic Review* 108 (7): 1737–72. <https://doi.org/10.1257/aer.20161570>.
- Hill, Jennifer, W. Randolph Ford und Ingrid G. Farreras. 2015. „Real conversations with artificial intelligence: A comparison between human–human online conversations and human–chatbot conversations.“ *Computers in Human Behavior* 49:245–50. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.02.026>.
- Holm, Jacob Rubæk und Edward Lorenz. 2022. „The impact of artificial intelligence on skills at work in Denmark.“ *New Technol Work Employ* 37 (1): 79–101. <https://doi.org/10.1111/ntwe.12215>.
- Holtmann, A. G. 1972. „On-the-Job Training, Obsolescence, Options, and Retraining.“ *Southern Economic Journal* 38 (3): 414. <https://doi.org/10.2307/1056910>.
- Horton, John J. und Prasanna Tambe. 2020. „Death of a Technical Skill.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://john-joseph-horton.com/papers/schumpeter.pdf>.
- Huang, Hsin-Ping, Xinyi Wang, Yonatan Bitton, Hagai Taitelbaum, Gaurav Singh Tomar, Ming-Wei Chang, Xuhui Jia et al. 2024. „KITTEEN: A Knowledge-Intensive Evaluation of Image Generation on Visual Entities.“ <http://arxiv.org/pdf/2410.11824v1>.
- Huang, Kexin, Jaan Altosaar und Rajesh Ranganath. 2019. „ClinicalBERT: Modeling Clinical Notes and Predicting Hospital Readmission.“ <http://arxiv.org/pdf/1904.05342v3>.
- Huang, Ming-Hui, Roland Rust und Vojislav Maksimovic. 2019. „The Feeling Economy: Managing in the Next Generation of Artificial Intelligence (AI).“ *California Management Review* 61 (4): 43–65. <https://doi.org/10.1177/0008125619863436>.

- Hyder, Zeshan, Keng Siau und Fiona Nah. 2019. „Artificial Intelligence, Machine Learning, and Autonomous Technologies in Mining Industry.“ *Journal of Database Management* 30 (2): 67–79. <https://doi.org/10.4018/JDM.2019040104>.
- Ibrahim, Hazem, Fengyuan Liu, Rohail Asim, Balaraju Battu, Sidahmed Benabderrahmane, Bashar Alhafni, Wifag Adnan et al. 2023. „Perception, Performance, and Detectability of Conversational Artificial Intelligence Across 32 University Courses.“ *Scientific reports* 13 (1): 12187. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-38964-3>.
- IEEE. 2017. *Ethically Aligned Design: A Vision for Prioritizing Human Well-being with Autonomous and Intelligent Systems*. Zugriff am 3. August 2025. https://standards.ieee.org/wp-content/uploads/import/documents/other/ead_v2.pdf.
- Iglesias, Juan E., Benjamin Billot, Yaël Balbastre, Colin Magdamo, Steven E. Arnold, Sudeshna Das, Brian L. Edlow, Daniel C. Alexander, Polina Golland und Bruce Fischl. 2023. „SynthSR: A Public AI Tool to Turn Heterogeneous Clinical Brain Scans into High-Resolution T1-Weighted Images for 3D Morphometry.“ *Science advances* 9 (5): eadd3607. <https://doi.org/10.1126/sciadv.add3607>.
- Illéssy, Miklós und Csaba Makó. 2020. „Automation and Creativity In Work.“ *Intersections* 6 (2). <https://doi.org/10.17356/ieejsp.v6i2.625>.
- International Labour Office. 2012. *International Standard Classification of Occupations: Structure, Group Definitions and Correspondence Tables*. Geneva: International Labour Office.
- Ipsos. 2023. „Global Advisor - Global views on A.I. 2023.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://www.ipsos.com/sites/default/files/ct/news/documents/2023-07/Ipsos%20Global%20AI%202023%20Report%20-%20NZ%20Release%2019.07.2023.pdf>.
- Jackson, Matthew O. und Zafer Kanik. 2019. „How Automation that Substitutes for Labor Affects Production Networks, Growth, and Income Inequality.“ *NBER Conference Papers*.
- Jaderberg, Max, Wojciech M. Czarnecki, Iain Dunning, Luke Marris, Guy Lever, Antonio Garcia Castañeda, Charles Beattie et al. 2019. „Human-Level Performance in 3D Multiplayer Games with Population-Based Reinforcement Learning.“ *Science (New York, N.Y.)* 364 (6443): 859–65. <https://doi.org/10.1126/science.aau6249>.
- Jalonen, Risto, Risto Tuominen und Mikeal Wahlström. 2017. „Safety of Unmanned Ships.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://aaltodoc.aalto.fi/server/api/core/bitstreams/ccacb1bc-591e-4938-89df-45a92635ba34/content>.
- Jan, Ihsan Ullah, Seonggoo Ji und Changju Kim. 2023. „What (de) motivates customers to use AI-powered conversational agents for shopping? The extended behavioral reasoning perspective.“ *Journal of Retailing and Consumer Services* 75:103440. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103440>.
- Janßen, Simon und Uschi Backes-Gellner. 2009. „Skill Obsolescence, Vintage Effects and Changing Tasks.“ *AEQ* 55 (1): 83–103. <https://doi.org/10.3790/aeq.55.1.83>.
- Jarrahi, Mohammad Hossein. 2018. „Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making.“ *Business Horizons* 61 (4): 577–86. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>.

- Jarrahi, Mohammad Hossein, Gemma Newlands, Min Kyung Lee, Christine T. Wolf, Eliscia Kinder und Will Sutherland. 2021. „Algorithmic management in a work context.“ *Big Data & Society* 8 (2). <https://doi.org/10.1177/20539517211020332>.
- Jha, Saurabh. 2016. „Will Computers Replace Radiologists?“. *Medscape Radiology*. Zugriff am 3. August 2025. <https://www.medscape.com/viewarticle/863127#vp2>.
- Jha, Saurabh und Eric J. Topol. 2016. „Adapting to Artificial Intelligence: Radiologists and Pathologists as Information Specialists.“ *JAMA* 316 (22): 2353–54. <https://doi.org/10.1001/jama.2016.17438>.
- Jimenez, Carlos E., John Yang, Alexander Wettig, Shunyu Yao, Kexin Pei, Ofir Press und Karthik Narasimhan. 2023. „SWE-bench: Can Language Models Resolve Real-World GitHub Issues?“. <http://arxiv.org/pdf/2310.06770v2>.
- Jovanovic, Boyan. 1979. „Job Matching and the Theory of Turnover.“ *Journal of Political Economy* 87 (5): 972–90. <http://www.jstor.org/stable/1833078>.
- Kaarstad, Magnhild und Alf Ove Braseth. 2020. „Operating autonomous ships remotely from land-based operation centers: The current state-of-the-art.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://ife.brage.unit.no/ife-xmlui/bitstream/handle/11250/2738266/IFE-E-2020-008.pdf>.
- Kamoonpuri, Sana Zehra und Anita Sengar. 2023. „Hi, May AI help you? An analysis of the barriers impeding the implementation and use of artificial intelligence-enabled virtual assistants in retail.“ *Journal of Retailing and Consumer Services* 72:103258. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103258>.
- Kaplan, Andreas und Michael Haenlein. 2019. „Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence.“ *Business Horizons* 62 (1): 15–25. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.08.004>.
- Karabarbounis, Loukas und Brent Neiman. 2014. „The Global Decline of the Labor Share.“ *The Quarterly Journal of Economics* 129 (1): 61–103. <https://doi.org/10.1093/qje/qjt032>.
- Katz, Daniel Martin, Michael James Bommarito, Shang Gao und Pablo Arredondo. 2023. „GPT-4 Passes the Bar Exam.“ *SSRN Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4389233>.
- Kautish, Pradeep, Sonal Purohit, Raffaele Filieri und Yogesh K. Dwivedi. 2023. „Examining the role of consumer motivations to use voice assistants for fashion shopping: The mediating role of awe experience and eWOM.“ *Technological Forecasting and Social Change* 190:122407. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122407>.
- Kazakova, Snezha, Allison Dunne, Daan Bijwaard, Julien Gossé, Charles Hoffreumon und Nicolas van Zeebroeck. 2020. „European Enterprise Survey on the Use of Technologies Based on Artificial Intelligence: Final Report.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://www.ipsos.com/sites/default/files/ct/publication/documents/2020-09/european-enterprise-survey-and-ai-report.pdf>.
- Kelleher, Suzanne Rowan. 2023. „Europe's Aviation Authority Keeps 2 Pilots in Cockpit For Commercial Flights, For Now.“ *Forbes*, 7. Februar 2023. Zugriff am 3. August 2025. <https://www.forbes.com/sites/suzannerowankelleher/2023/02/07/europe-aviation-2-pilots-in-cockpit/>.

- Keynes, John Maynard. 1931. *Essays in Persuasion*. 1. Auflage. London: Macmillan. Zugriff am 3. August 2025. <https://www.gutenberg.ca/ebooks/keynes-essaysinpersuasion/keynes-essaysinpersuasion-00-h.html>.
- Kleinberg, Jon, Himabindu Lakkaraju, Jure Leskovec, Jens Ludwig und Sendhil Mullainathan. 2018. „Human Decisions and Machine Predictions.“ *The Quarterly Journal of Economics* 133 (1): 237–93. <https://doi.org/10.1093/qje/qjx032>.
- Klinger, Joel, Juan C. Mateos-Garcia und Konstantinos Stathoulopoulos. 2018. „Deep learning, deep change? Mapping the development of the Artificial Intelligence General Purpose Technology.“ <http://arxiv.org/pdf/1808.06355v1>.
- Kobyliński, Lech. 2018. „Smart ships-autonomous or remote controlled?“. *Zeszyty Naukowe Akademii Morskiej w Szczecinie*. Zugriff am 3. August 2025. <https://yadda.icm.edu.pl/baztech/element/bwmeta1.element.baztech-f98383e2-a4e3-4786-8c5a-2ad5117234c7>.
- Kolleck, Alma und Carsten Orwat. 2020. „Mögliche Diskriminierung durch algorithmische Entscheidungssysteme und maschinelles Lernen – ein Überblick.“ *Büro für Technikfolgen-Abschätzung beim Deutschen Bundestag (TAB)*. <https://doi.org/10.5445/IR/1000127166>.
- Korinek, Anton und Joseph E. Stiglitz. 2019. „Artificial Intelligence and Its Implications for Income Distribution and Unemployment.“ In Agrawal, Gans und Goldfarb 2019, 349–90.
- Kortemeyer, Gerd, Julian Nöhl und Daria Onishchuk. 2024. „Grading Assistance for a Handwritten Thermodynamics Exam using Artificial Intelligence: An Exploratory Study.“ <http://arxiv.org/pdf/2406.17859v1>.
- Koski, Olli und Kai Husso, Hrsg. 2018. *Work in the age of artificial intelligence - Four perspectives on the economy, employment, skills and ethics*. Helsinki: Ministry of Economic Affairs and Employment.
- Kramár, János, Tom Eccles, Ian Gemp, Andrea Tacchetti, Kevin R. McKee, Mateusz Malinowski, Thore Graepel und Yoram Bachrach. 2022. „Negotiation and Honesty in Artificial Intelligence Methods for the Board Game of Diplomacy.“ *Nature communications* 13 (1): 7214. <https://doi.org/10.1038/s41467-022-34473-5>.
- Krueger, Alan B. 1993. „How Computers Have Changed the Wage Structure: Evidence from Microdata, 1984-1989.“ *The Quarterly Journal of Economics* 109 (1): 33–60.
- Kulkarni, Anoop R., Ashwini A. Patel, Kanchan V. Pipal, Sujeet G. Jaiswal, Manisha T. Jaisinghani, Vidya Thulkar, Lumbini Gajbhiye et al. 2023. „Machine-learning algorithm to non-invasively detect diabetes and pre-diabetes from electrocardiogram.“ *BMJ Innov* 9 (1): 32–42. <https://doi.org/10.1136/bmjinnov-2021-000759>.
- Kwon, Joon-Myoung, Younghoon Cho, Ki-Hyun Jeon, Soohyun Cho, Kyung-Hee Kim, Seung Don Baek, Soomin Jeung, Jinsik Park und Byung-Hee Oh. 2020. „A Deep Learning Algorithm to Detect Anaemia with ECGs: A Retrospective, Multicentre Study.“ *The Lancet. Digital health* 2 (7): e358-e367. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(20\)30108-4](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(20)30108-4).
- Lane, Marguerita und Anne Saint-Martin. 2021. „The impact of Artificial Intelligence on the labour market.“, Nr. 256. <https://doi.org/10.1787/7c895724-en>.

- Latif, Ehsan, Yifan Zhou, Shuchen Guo, Lehong Shi, Yizhu Gao, Matthew Nyaaba, Arne Bewerdorff, Xiantong Yang und Xiaoming Zhai. 2024. „Can OpenAI outperform humans in higher-order cognitive thinking?“. <http://arxiv.org/pdf/2412.05753v1>.
- Laurent, Jon M., Joseph D. Janizek, Michael Ruzo, Michaela M. Hinks, Michael J. Hammerling, Siddharth Narayanan, Manvitha Ponnappati, Andrew D. White und Samuel G. Rodrigues. 2024. „LAB-Bench: Measuring Capabilities of Language Models for Biology Research.“ <http://arxiv.org/pdf/2407.10362v3>.
- Lee, Katrina, Susan Azyndar und Ingrid Mattson. 2015. „A New Era: Integrating Today's 'Next Gen' Research Tools Ravel and Casetext in the Law School Classroom.“ *SSRN Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2550430>.
- Lee, Mekyung. 2020. „An analysis of the effects of artificial intelligence on electric vehicle technology innovation using patent data.“ *World Patent Information* 63:102002. <https://doi.org/10.1016/j.wpi.2020.102002>.
- Lee, Seungpil, Woochang Sim, Donghyeon Shin, Wongyu Seo, Jiwon Park, Seokki Lee, Sanha Hwang, Sejin Kim und Sundong Kim. 2024. „Reasoning Abilities of Large Language Models: In-Depth Analysis on the Abstraction and Reasoning Corpus.“ <http://arxiv.org/pdf/2403.11793v2>.
- Lee, Tony, Michihiro Yasunaga, Chenlin Meng, Yifan Mai, Joon Sung Park, Agrim Gupta, Yunzhi Zhang et al. 2023. „Holistic Evaluation of Text-To-Image Models.“ <http://arxiv.org/pdf/2311.04287v1>.
- Lee, Yong Suk, Benjamin Larsen, Michael Webb und Mariano-Florentino Cuéllar. 2019. „How Would AI Regulation Change Firms' Behavior? Evidence from Thousands of Managers.“ *NBER Conference Papers*.
- Legg, Shane und Marcus Hutter. 2007. „A Collection of Definitions of Intelligence.“ *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*. <http://arxiv.org/pdf/0706.3639v1>.
- Leonardi, Paul. 2023. „Helping Employees Succeed with Generative AI: How to manage performance when new technology brings constant and unpredictable change.“ *Harvard Business Review* 101 (6): 49–53.
- Leontief, Wassily. 1983. „National Perspective: The Definition of Problems and Opportunities.“ In *The Long-Term Impact of Technology on Employment and Unemployment*, hrsg. von National Academy of Engineering, 3–7. Washington, D.C.: National Academies Press.
- Levels, Mark, Rolf van der Velden und Jim Allen. 2014. „Educational mismatches and skills: new empirical tests of old hypotheses.“ *Oxford Economic Papers* 66 (4): 959–82. <https://EconPapers.repec.org/RePEc:oup:oxecpp:v:66:y:2014:i:4:p:959-982>.
- Li, Daniel und Lincoln Murr. 2024. „HumanEval on Latest GPT Models -- 2024.“ <http://arxiv.org/pdf/2402.14852v1>.
- Li, Kaifu. 2019. *AI-Superpowers: China, Silicon Valley und die neue Weltordnung*. Frankfurt, New York: Campus Verlag.
- Li, Shaohua, Xiuchao Sui, Xiangde Luo, Xinxing Xu, Yong Liu und Rick Goh. 2021. „Medical Image Segmentation Using Squeeze-and-Expansion Transformers.“ <http://arxiv.org/pdf/2105.09511v3>.

- Litjens, Geert, Thijs Kooi, Babak Ehteshami Bejnordi, Arnaud Arindra Adiyoso Setio, Francesco Ciompi, Mohsen Ghafoorian, Jeroen A. W. M. van der Laak, Bram van Ginneken und Clara I. Sánchez. 2017. „A Survey on Deep Learning in Medical Image Analysis.“ *Medical Image Analysis* 42 (13): 60–88.
<https://doi.org/10.1016/j.media.2017.07.005>.
- Loftus, Tyler J., Patrick J. Tighe, Amanda C. Filiberto, Philip A. Efron, Scott C. Brakenridge, Alicia M. Mohr, Parisa Rashidi, Gilbert R. Upchurch und Azra Bihorac. 2020. „Artificial Intelligence and Surgical Decision-Making.“ *JAMA surgery* 155 (2): 148–58.
<https://doi.org/10.1001/jamasurg.2019.4917>.
- Lopez-Rincon, Omar, Oleg Starostenko und Gerardo Ayala-San Martín. 2018. „Algorithmic music composition based on artificial intelligence: A survey.“ *2018 International Conference on Electronics, Communications and Computers (CONIELECOMP)*, 187–93.
<https://doi.org/10.1109/CONIELECOMP.2018.8327197>.
- Lu, Yingying und Yixiao Zhou. 2021. „A review on the economics of artificial intelligence.“ *Journal of Economic Surveys* 35 (4): 1045–72. <https://doi.org/10.1111/joes.12422>.
- Ma, Yifang, Zhenyu Wang, Hong Yang und Lin Yang. 2020. „Artificial intelligence applications in the development of autonomous vehicles: a survey.“ *IEEE/CAA J. Autom. Sinica* 7 (2): 315–29. <https://doi.org/10.1109/JAS.2020.1003021>.
- Mallapaty, Smriti. 2024. „Can Google Scholar Survive the AI Revolution?“. *Nature* 635 (8040): 797–98. <https://doi.org/10.1038/d41586-024-03746-y>.
- Mańko, Rafał. 2017. „Civil law rules on robotics.“ *European Parliamentary Research Service* (599.250). Zugriff am 3. August 2025.
[https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/ATAG/2017/599250/EPRS_ATA\(2017\)599250_EN.pdf](https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/ATAG/2017/599250/EPRS_ATA(2017)599250_EN.pdf).
- Manyika, James, Susan Lund, Michael Chui, Jacques Bughin, Jonathan Woetzel, Parul Batra, Ryan Ko und Sanghvi Saurabh. 2017. „Jobs Lost, Jobs Gained: Workforce Transitions in a Time of Automation.“.
- Marinescu, Ioana und Roland Rathelot. 2018. „Mismatch Unemployment and the Geography of Job Search.“ *American Economic Journal: Macroeconomics* 10 (3): 42–70.
<https://doi.org/10.1257/mac.20160312>.
- Mateos-Garcia, Juan C. 2018. „The Complex Economics of Artificial Intelligence.“ *SSRN Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3294552>.
- Mavromaras, Kostas und Seamus McGuinness. 2012. „Overskilling dynamics and education pathways.“ *Economics of Education Review* 31 (5): 619–28.
<https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2012.02.006>.
- Mavromaras, Kostas, Seamus McGuinness und Yin King Fok. 2009. „Assessing the Incidence and Wage Effects of Overskilling in the Australian Labour Market.“ *Economic Record* 85 (268): 60–72. <https://doi.org/10.1111/j.1475-4932.2008.00529.x>.
- Mavromaras, Kostas, Seamus McGuinness, Nigel O’Leary, Peter Sloane und Zhang Wei. 2013. „Job Mismatches and Labour Market Outcomes: Panel Evidence on University Graduates.“ *Economic Record* 89 (286): 382–95. <https://doi.org/10.1111/1475-4932.12054>.

- Mavromaras, Kostas, Seamus McGuinness, Nigel C. O'Leary, Peter Sloane und Zhang Wei. 2010. „Job Mismatches and Labour Market Outcomes: Panel Evidence on Australian University Graduates.“ *SSRN Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1651708>.
- Mayro, Eileen L., Mengyu Wang, Tobias Elze und Louis R. Pasquale. 2020. „The Impact of Artificial Intelligence in the Diagnosis and Management of Glaucoma.“ *Eye (London, England)* 34 (1): 1–11. <https://doi.org/10.1038/s41433-019-0577-x>.
- Mazeika, Mantas, Eric Tang, Andy Zou, Steven Basart, Jun Shern Chan, Dawn Song, David Forsyth, Jacob Steinhardt und Dan Hendrycks. 2022. „How Would The Viewer Feel? Estimating Wellbeing From Video Scenarios.“ <http://arxiv.org/pdf/2210.10039v1.pdf>.
- McAfee, Andrew, Daniel Rock und Erik Brynjolfsson. 2023. „How To Capitalize on Generative AI: A Guide to realizing its benefits while limiting its risks.“ *Harvard Business Review* 101 (6): 43–48.
- McCarthy, John. 2007. „What is Artificial Intelligence?“. *Stanford University Computer Science Department*. Zugriff am 3. August 2025. <https://www-formal.stanford.edu/jmc/whatisai.pdf>.
- McCarthy, John, M. L. Minsky, Nathaniel Rochester und C. E. Shannon. 1955. „A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://www-formal.stanford.edu/jmc/history/dartmouth/dartmouth.html>.
- McDonough, Michael. 2025. „Large language model: Definition, History, & Facts | Britannica.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://www.britannica.com/topic/large-language-model>.
- McFadden, Alyce. 2024. „ShotSpotter Alerts Waste NYPD Officers' Time, Audit Says.“ *The New York Times*, 20. Juni 2024. Zugriff am 3. August 2025. <https://www.nytimes.com/2024/06/20/nyregion/nypd-shotspotter-guns.html>.
- McGowan, Müge Adalet und Dan Andrews. 2015. „Skill Mismatch and Public Policy in OECD Countries.“ *OECD Economics Department Working Papers*, Nr. 1210. <https://doi.org/10.1787/5js1pzw9lnwk-en>.
- McGuinness, Seamus, Konstantinos Pouliakas und Paul Redmond. 2017. „How Useful Is the Concept of Skills Mismatch?“. *IZA Discussion Papers* (10786).
- McGuinness, Seamus, Konstantinos Pouliakas und Paul Redmond. 2018. „Skills Mismatch: Concepts, Measurement and Policy Approaches.“ *Journal of Economic Surveys* 32 (4): 985–1015. <https://doi.org/10.1111/joes.12254>.
- McGuinness, Seamus und Peter Sloane. 2011. „Labour market mismatch among UK graduates: An analysis using REFLEX data.“ *Economics of Education Review* 30 (1): 130–45. <https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2010.07.006>.
- McGuinness, Seamus und Mark Wooden. 2009. „Overskilling, Job Insecurity, and Career Mobility.“ *Industrial Relations* 48 (2): 265–86. <https://doi.org/10.1111/j.1468-232X.2009.00557.x>.
- Messinis, George und Nilss Olekalns. 2007. „Skill Mismatch and Training in Australia: Some Implications for Policy.“ *Australian Economic Review* 40 (3): 300–306. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8462.2007.00466.x>.
- Michaels, Guy, Ashwini Natraj und John van Reenen. 2014. „HAS ICT POLARIZED SKILL DEMAND? EVIDENCE FROM ELEVEN COUNTRIES OVER TWENTY-FIVE YEARS.“

The Review of Economics and Statistics 96 (1): 60–77.

<http://www.jstor.org/stable/43554913>.

Microsoft und LinkedIn. 2024. „2024 Work Trend Index Annual Report.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://www.microsoft.com/en-us/worklab/work-trend-index/ai-at-work-is-here-now-comes-the-hard-part/>.

Mika, Karin. 2022. „Friend or Foe? Lexis Artificial Intelligence (AI) in Legal Writing.“ *Law Faculty Articles and Essays* (1261).

https://engagedscholarship.csuohio.edu/fac_articles/1261/. Zugriff am 3. August 2025.

Milanez, Anna. 2023. „The impact of AI on the workplace: Evidence from OECD case studies of AI implementation.“ *OECD Social, Employment and Migration Working Papers* 289. <https://doi.org/10.1787/2247ce58-en>.

Miroshnichenko, Andrey. 2018. „AI to Bypass Creativity. Will Robots Replace Journalists? (The Answer Is “Yes”).“ *Information* 9 (7): 183. <https://doi.org/10.3390/info9070183>.

Mirowski, Piotr, Juliette Love, Kory Mathewson und Shakir Mohamed. 2024. „A Robot Walks into a Bar: Can Language Models Serve as Creativity SupportTools for Comedy? An Evaluation of LLMs’ Humour Alignment with Comedians.“ *FAccT ,24: Proceedings of the 2024 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 1622–36. <https://doi.org/10.1145/3630106.3658993>.

mlfoundations. 2025. „VisIT Bench Leaderboard.“ Zugriff am 4. März 2025. <https://huggingface.co/spaces/mlfoundations/VisIT-Bench-Leaderboard>.

Mokyr, Joel, Chris Vickers und Nicolas L. Ziebarth. 2015. „The History of Technological Anxiety and the Future of Economic Growth: Is This Time Different?“. *Journal of Economic Perspectives* 29 (3): 31–50. <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.31>.

Montt, Guillermo. 2017. „Field-of-study mismatch and overqualification: labour market correlates and their wage penalty.“ *IZA J Labor Econ* 6 (1). <https://doi.org/10.1186/s40172-016-0052-x>.

Moore, Phoebe V. 2019. „OSH and the future of work: Benefits and risks of AI tools in workplaces.“ Zugriff am 3. August 2025. https://osha.europa.eu/sites/default/files/2021-11/OSH_future_of_work_artificial_intelligence.pdf.

Morandini, Sofia, Federico Fraboni, Marco de Angelis, Gabriele Puzzo, Davide Giusino und Luca Pietrantoni. 2023. „The Impact of Artificial Intelligence on Workers’ Skills: Upskilling and Reskilling in Organisations.“ *InformingSciJ* 26:39–68. <https://doi.org/10.28945/5078>.

Moretti, Enrico. 2010. „Local Multipliers.“ *American Economic Review* 100 (2): 373–77. <https://doi.org/10.1257/aer.100.2.373>.

Mortensen, Dale und Christopher A. Pissarides. 1994. „Job Creation and Job Destruction in the Theory of Unemployment.“ *The Review of Economic Studies* 61 (3): 397–415. <https://doi.org/10.2307/2297896>.

Mortensen, Dale und Christopher A. Pissarides. 1999. „Unemployment Responses to ‚Skill-Biased‘ Technology Shocks: The Role of Labour Market Policy.“ *Economic Journal* 109 (455): 242–65. <https://EconPapers.repec.org/RePEc:ecj:econjl:v:109:y:1999:i:455:p:242-65>.

- Moskvichev, Arseny, Victor Vikram Odouard und Melanie Mitchell. 2023. „The ConceptARC Benchmark: Evaluating Understanding and Generalization in the ARC Domain.“ *Transactions on Machine Learning Research*. <http://arxiv.org/pdf/2305.07141v1>.
- Mou, Yi und Kun Xu. 2017. „The media inequality: Comparing the initial human-human and human-AI social interactions.“ *Computers in Human Behavior* 72:432–40. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.02.067>.
- Murillo, Inés P. 2011. „Human capital obsolescence: some evidence for Spain.“ *International Journal of Manpower* 32 (4): 426–45. <https://doi.org/10.1108/01437721111148540>.
- Naudé, Wim und Nicola Dimitri. 2020. „The race for an artificial general intelligence: implications for public policy.“ *AI & Soc* 35 (2): 367–79. <https://doi.org/10.1007/s00146-019-00887-x>.
- Naudé, Wim, Thomas Gries und Nicola Dimitri. 2024. *Artificial Intelligence: Economic Perspectives and Models*. Cambridge, United Kingdom, New York, NY, USA, Melbourne, Australia, New Delhi, India, Singapore: Cambridge University Press.
- Nedelkoska, Ljubica und Glenda Quintini. 2018. „Automation, skills use and training.“ *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, Nr. 202. <https://doi.org/10.1787/2e2f4eea-en>.
- Neffke, Frank, Ljubica Nedelkoska und Simon Wiederhold. 2024. „Skill mismatch and the costs of job displacement.“ *Research Policy* 53 (2): 104933. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2023.104933>.
- Neuman, Shoshana und Avi Weiss. 1995. „On the effects of schooling vintage on experience-earnings profiles: Theory and evidence.“ *European Economic Review* 39 (5): 943–55. [https://doi.org/10.1016/0014-2921\(94\)00019-V](https://doi.org/10.1016/0014-2921(94)00019-V).
- Nguyen, Eric, Michael Poli, Matthew G. Durrant, Brian Kang, Dhruva Katrekar, David B. Li, Liam J. Bartie et al. 2024. „Sequence Modeling and Design from Molecular to Genome Scale with Evo.“ *Science (New York, N.Y.)* 386 (6723): eado9336. <https://doi.org/10.1126/science.ad09336>.
- Nie, Allen, Yuhui Zhang, Atharva Amdekar, Chris Piech, Tatsunori Hashimoto und Tobias Gerstenberg. 2023. „MoCa: Measuring Human-Language Model Alignment on Causal and Moral Judgment Tasks.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://cicl.stanford.edu/papers/nie2023moca.pdf>.
- Novatchkov, Hristo und Arnold Baca. 2013. „Artificial Intelligence in Sports on the Example of Weight Training.“ *Journal of sports science & medicine* 12 (1): 27–37.
- Noy, Shakked und Whitney Zhang. 2023. „Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial Intelligence.“ *Science (New York, N.Y.)* 381 (6654): 187–92. <https://doi.org/10.1126/science.adh2586>.
- Nurski, Laura und Mia Hoffmann. 2022. „The impact of artificial intelligence on the nature and quality of jobs.“ *Bruegel Working Paper* (14). Zugriff am 3. August 2025. <https://www.bruegel.org/sites/default/files/2022-07/WP%2014%202022.pdf>.
- OECD. 2016a. „Getting Skills Right: Assessing and Anticipating Changing Skill Needs.“ <https://doi.org/10.1787/9789264252073-en>.

- OECD. 2016b. „Skills Matter: Further Results from the Survey of Adult Skills.“ *OECD Skills Studies*. <https://doi.org/10.1787/9789264258051-en>.
- OECD. 2019. *Artificial Intelligence in Society*. Paris: OECD Publishing.
- OECD. 2022. „OECD Framework for the Classification of AI systems.“ *OECD Digital Economy Papers*, Nr. 323. <https://doi.org/10.1787/cb6d9eca-en>.
- OpenAI. n.d. „OpenAI Platform - Key Concepts - OpenAI API.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://platform.openai.com/docs/concepts>.
- OpenAI. 2024a. „Learning to Reason with LLMs.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://openai.com/index/learning-to-reason-with-llms/>.
- OpenAI. 2024b. „OpenAI o1 System Card.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://cdn.openai.com/o1-system-card.pdf>.
- Paolillo, Antonio, Fabrizio Colella, Nicola Nosengo, Fabrizio Schiano, William Stewart, Davide Zambrano, Isabelle Chappuis, Rafael Lalive und Dario Floreano. 2022. „How to Compete with Robots by Assessing Job Automation Risks and Resilient Alternatives.“ *Science robotics* 7 (65): eabg5561. <https://doi.org/10.1126/scirobotics.abg5561>.
- Papastratis, Ilias, Christos Chatzikonstantinou, Dimitrios Konstantinidis, Kosmas Dimitropoulos und Petros Daras. 2021. „Artificial Intelligence Technologies for Sign Language.“ *Sensors (Basel, Switzerland)* 21 (17). <https://doi.org/10.3390/s21175843>.
- Paperswithcode.com. 2024a. „Speech Recognition.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://paperswithcode.com/task/speech-recognition>.
- Paperswithcode.com. 2024b. „MMLU Benchmark (Multi-task Language Understanding).“ Zugriff am 3. August 2025. <https://paperswithcode.com/sota/multi-task-language-understanding-on-mmlu>.
- Parry, Ken, Michael Cohen und Sukanto Bhattacharya. 2016. „Rise of the Machines: A critical consideration of automated leadership decision making in organizations.“ *Group & Organization Management* 41 (5): 571–94. <https://doi.org/10.1177/1059601116643442>.
- Parton, Becky Sue. 2006. „Sign Language Recognition and Translation: A Multidisciplined Approach from the Field of Artificial Intelligence.“ *Journal of deaf studies and deaf education* 11 (1): 94–101. <https://doi.org/10.1093/deafed/enj003>.
- Peng, Sida, Eirini Kalliamvakou, Peter Cihon und Mert Demirer. 2023. „The Impact of AI on Developer Productivity: Evidence from GitHub Copilot.“ <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2302.06590>.
- Pérez, Francisco J., Victor J. Garrido, Alberto García, Marcelo Zambrano, Rafał Kozik, Michał Choraś, Dirk Mühlenberg, Dirk Pallmer und Wilmuth Müller. 2021. „Multimedia analysis platform for crime prevention and investigation.“ *Multimed Tools Appl* 80 (15): 23681–700. <https://doi.org/10.1007/s11042-020-10206-y>.
- Perrault, Raymond und Jack Clark. 2024. „Artificial Intelligence Index Report 2024.“ Zugriff am 3. August 2025. https://aiindex.stanford.edu/wp-content/uploads/2024/05/HAI_AI-Index-Report-2024.pdf.

- Petrongolo, Barbara und Christopher A. Pissarides. 2001. „Looking into the Black Box: A Survey of the Matching Function.“ *Journal of Economic Literature* 39 (2): 390–431. <https://doi.org/10.1257/jel.39.2.390>.
- Pizzinelli, Carlo, Augustus Panton, Marina M. Tavares, Mauro Cazzaniga und Longji Li. 2023. „Labor Market Exposure to AI: Cross-country Differences and Distributional Implications.“ *IMF Working Paper* 23/216.
- Popel, Martin, Marketa Tomkova, Jakub Tomek, Lukasz Kaiser, Jakob Uszkoreit, Ondřej Bojar und Zdeněk Žabokrtský. 2020. „Transforming Machine Translation: A Deep Learning System Reaches News Translation Quality Comparable to Human Professionals.“ *Nature communications* 11 (1): 4381. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-18073-9>.
- Popper, Nathaniel. 2016. „The Robots Are Coming for Wall Street.“ *The New York Times*, 25. Februar 2016. Zugriff am 3. August 2025. <https://www.nytimes.com/2016/02/28/magazine/the-robots-are-coming-for-wall-street.html>.
- Prettner, Klaus und Holger Strulik. 2017. „The Lost Race Against the Machine: Automation, Education, and Inequality in an R&D-Based Growth Model.“ *SSRN Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3080967>.
- Prieto Ramos, Fernando. 2024. „Revisiting Translator Competence in the Age of Artificial Intelligence: The Case of Legal and Institutional Translation.“ *The Interpreter and translator trainer* 18 (2): 148–73. <https://doi.org/10.1080/1750399X.2024.2344942>.
- Pringle, Eleanor. 2024. „Jamie Dimon says the next generation of employees will work 3.5 days a week and live to 100 years old.“ *Fortune*, 24. November 2024. Zugriff am 3. August 2025. <https://fortune.com/article/jamie-dimon-jpmorgan-chase-ceo-ai-impact-working-week-3-day-100-years-future/>.
- Quinlan, Keely. 2024. „Schools are buying AI software to detect guns. Some experts say it's a mistake.“ *StateScoop*, 21. August 2024. Zugriff am 3. August 2025. <https://statescoop.com/zeroeyes-school-safety-ai-firearm-detection-2024/>.
- Quintini, Glenda. 2011. „Right for the Job: Over-Qualified or Under-Skilled?“. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers* 120. <https://doi.org/10.1787/5kg59fcz3tkd-en>.
- Raji, Inioluwa Deborah, Emily M. Bender, Amandalynne Paullada, Emily Denton und Alex Hanna. 2021. „AI and the Everything in the Whole Wide World Benchmark.“ <http://arxiv.org/pdf/2111.15366v1>.
- Ransbotham, Sam, Shervin Khodabandeh, Ronny Fehling, Burt LaFountain und David Kiron. 2019. „Winning With AI.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://sloanreview.mit.edu/projects/winning-with-ai/>.
- Rao, Anand S. und Gerard Verweij. 2017. „Sizing the prize: What's the real value of AI for your business and how can you capitalise?“. Zugriff am 3. August 2025. <https://www.pwc.com/gx/en/issues/analytics/assets/pwc-ai-analysis-sizing-the-prize-report.pdf>.
- Rein, David, Betty Li Hou, Asa Cooper Stickland, Jackson Petty, Richard Yuanzhe Pang, Julien Dirani, Julian Michael und Samuel R. Bowman. 2023. „GPQA: A Graduate-Level Google-Proof Q&A Benchmark.“ <http://arxiv.org/pdf/2311.12022v1>.

- Rigano, Christopher. 2019. „Using Artificial Intelligence to Address Criminal Justice Needs.“ *NIJ Journal* 280. Zugriff am 3. August 2025. <https://www.ojp.gov/pdffiles1/nij/252038.pdf>.
- Ringbom, Henrik. 2019. „Regulating Autonomous Ships—Concepts, Challenges and Precedents.“ *Ocean Development & International Law* 50 (2-3): 141–69. <https://doi.org/10.1080/00908320.2019.1582593>.
- Robinson, Stacey, Chiara Orsingher, Linda Alkire, Arne de Keyser, Michael Giebelhausen, K. Nadia Papamichail, Poja Shams und Mohamed Sobhy Temerak. 2020. „Frontline encounters of the AI kind: An evolved service encounter framework.“ *Journal of Business Research* 116:366–76. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.08.038>.
- Rogerson, Richard, Robert Shimer und Randall Wright. 2005. „Search-Theoretic Models of the Labor Market: A Survey.“ *Journal of Economic Literature* 43 (4): 959–88. <https://doi.org/10.1257/002205105775362014>.
- Rohit, Kumar, Amit Shankar, Gagan Katiyar, Ankit Mehrotra und Ebtesam Abdullah Alzeiby. 2024. „Consumer engagement in chatbots and voicebots. A multiple-experiment approach in online retailing context.“ *Journal of Retailing and Consumer Services* 78:103728. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.103728>.
- Rohrbach-Schmidt, Daniela und Michael Tiemann. 2011. „(Mis-)matching in Germany. An analysis on the basis of employees‘ formal qualifications and skills.“ *BWP Special Edition* (40).
- Rossi, Francesca. 2016. „Artificial Intelligence: Potential Benefits and Ethical Considerations.“ *European Parliament Briefing - Legal Affairs*. Zugriff am 3. August 2025. [https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/BRIE/2016/571380/IPOL_BRI\(2016\)571380_EN.pdf](https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/BRIE/2016/571380/IPOL_BRI(2016)571380_EN.pdf).
- Rudnicka, Alicja Regina, Roshan Welikala, Sarah Barman, Paul J. Foster, Robert Luben, Shabina Hayat, Kay-Tee Khaw, Peter Whincup, David Strachan und Christopher G. Owen. 2022. „Artificial Intelligence-Enabled Retinal Vasculometry for Prediction of Circulatory Mortality, Myocardial Infarction and Stroke.“ *The British journal of ophthalmology* 106 (12): 1722–29. <https://doi.org/10.1136/bjo-2022-321842>.
- Ryan, Chris und Mathias G. Sinning. 2011. *Skill Mis-Matches and over-Education of Younger Workers*. TD/TNC 102.35. Adelaide: NCVER.
- Sachs, Jeffrey, Seth Benzell und Guillermo LaGarda. 2015. „Robots: Curse or Blessing? A Basic Framework.“ *NBER Working Paper Series*, Nr. 21091. <https://doi.org/10.3386/w21091>.
- Sai, Siva, Akshat Garg, Kartik Jhawar, Vinay Chamola und Biplab Sikdar. 2023. „A Comprehensive Survey on Artificial Intelligence for Unmanned Aerial Vehicles.“ *IEEE Open J. Veh. Technol.* 4:713–38. <https://doi.org/10.1109/OJVT.2023.3316181>.
- Samek, Lea, Mariagrazia Squicciarini und Emile Cammeraat. 2021. „The human capital behind AI: Jobs and skills demand from online job postings.“ *OECD Science, Technology and Industry Policy Papers* 120. <https://doi.org/10.1787/2e278150-en>.
- Samek, Wojciech, Thomas Wiegand und Klaus-Robert Müller. 2017. „Explainable Artificial Intelligence: Understanding, Visualizing and Interpreting Deep Learning Models.“ <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1708.08296>.

- Samoili, Sofia, Montserrat López Cobo, Blagoj Delipetrev, Fernando Martínez-Plumed, Emilia Gómez und Giuditta de Prato. 2021. *AI watch: Defining artificial intelligence 2.0 : towards an operational definition and taxonomy for the AI landscape*. EUR 30873. Luxembourg: Publications Office of the European Union.
- Sattinger, Michael und Joop Hartog. 2013. „Nash bargaining and the wage consequences of educational mismatches.“ *Labour Economics* 23:50–56.
<https://doi.org/10.1016/j.labeco.2013.03.002>.
- Schettkat, Ronald. 1992. „Mismatch in the West German Labour Market? Economic Restructuring and Unemployment in the 1980s*.“ *Labour* 6 (1): 121–40.
<https://doi.org/10.1111/j.1467-9914.1992.tb00056.x>.
- Schultz, John, Jakub Adamek, Matej Jusup, Marc Lanctot, Michael Kaisers, Sarah Perrin, Daniel Hennes et al. 2024. „Mastering Board Games by External and Internal Planning with Language Models.“ <http://arxiv.org/pdf/2412.12119v1.pdf>.
- Sebo, Paul und Sylvain de Lucia. 2024. „Performance of Machine Translators in Translating French Medical Research Abstracts to English: A Comparative Study of DeepL, Google Translate, and CUBBITT.“ *PloS one* 19 (2): e0297183.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0297183>.
- Seibert, Kathrin, Dominik Domhoff, Dominik Bruch, Matthias Schulte-Althoff, Daniel Fürstenau, Felix Biessmann und Karin Wolf-Ostermann. 2021. „Application Scenarios for Artificial Intelligence in Nursing Care: Rapid Review.“ *Journal of medical Internet research* 23 (11): e26522. <https://doi.org/10.2196/26522>.
- Seymour, Mike, Dan Lovallo, Kai Riemer, Alan R. Dennis und Lingyao (Ivy) Yuan. 2023. „AI with a Human Face: The case for—and against—digital employees.“ *Harvard Business Review* (03): 49–54.
- Shah, Chandra und Gerald Burke. 2003. *Skills shortages: concepts, measurement and implications*.
- Shiller, Robert. 2019. „Narratives about Technology-Induced Job Degradations Then and Now.“ *NBER Working Paper Series*. <https://doi.org/10.3386/w25536>.
- Shiohira, Kelly. 2021. „Understanding the impact of artificial intelligence on skills development.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://eric.ed.gov/?id=ED612439>.
- Shoham, Yoav, Raymond Perrault, Erik Brynjolfsson und Jack Clark. 2017. „AI Index 2017 Annual Report.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://hai.stanford.edu/sites/default/files/2020-10/AI%20Index%202017%20Annual%20Report.pdf>.
- Silver, David, Thomas Hubert, Julian Schrittwieser, Ioannis Antonoglou, Matthew Lai, Arthur Guez, Marc Lanctot et al. 2018. „A General Reinforcement Learning Algorithm That Masters Chess, Shogi, and Go Through Self-Play.“ *Science (New York, N.Y.)* 362 (6419): 1140–44. <https://doi.org/10.1126/science.aar6404>.
- Simon, Herbert A. 1999. „Artificial Intelligence.“ *Encyclopedia of Psychology*.
https://iiif.library.cmu.edu/file/Simon_box00087_fld07067_bdl0004_doc0001/https://iiif.library.cmu.edu/file/Simon_box00087_fld07067_bdl0004_doc0001.pdf.

- Singer, Natasha. 2022. „Schools Are Spending Billions on High-Tech Defense for Mass Shootings.“ *The New York Times*, 26. Juni 2022. Zugriff am 3. August 2025. <https://www.nytimes.com/2022/06/26/business/school-safety-technology.html>.
- Sloane, Peter. 2003. „Much Ado about Nothing? What Does the Over-education Literature Really Tell Us?“. *Overeducation in Europe. Current Issues in Theory and Practice*.
- So, Oswin und Chuchu Fan. 2023. „Solving Stabilize-Avoid Optimal Control via Epigraph Form and Deep Reinforcement Learning.“ <http://arxiv.org/pdf/2305.14154v1>.
- Soe, Than Htut, Frode Guribye und Marija Slavkovik. 2021. „Evaluating AI assisted subtitling.“ *IMX ,21: Proceedings of the 2021 ACM International Conference on Interactive Media Experiences*, 96–107. <https://doi.org/10.1145/3452918.3458792>.
- Soininvaara, Osmo. 2018. „Reflections on work in the age of artificial intelligence.“ In Koski und Husso 2018, 10–12.
- Soldi, Giovanni, Domenico Gaglione, Nicola Forti, Alessio Di Simone, Filippo Cristian Daffinà, Gianfausto Bottini, Dino Quattrociocchi et al. 2021. „Space-based Global Maritime Surveillance. Part II: Artificial Intelligence and Data Fusion Techniques.“ *IEEE Aerosp. Electron. Syst. Mag.* 36 (9): 30–42. <https://doi.org/10.1109/MAES.2021.3070884>.
- Soori, Mohsen, Behrooz Arezoo und Roza Dastres. 2023. „Machine learning and artificial intelligence in CNC machine tools, A review.“ *Sustainable Manufacturing and Service Economics* 2:100009. <https://doi.org/10.1016/j.smse.2023.100009>.
- Sousa, Maria José und Daniela Wilks. 2018. „Sustainable Skills for the World of Work in the Digital Age.“ *Syst. Res* 35 (4): 399–405. <https://doi.org/10.1002/sres.2540>.
- Spencer, David A. 2023. „Automation and Well-Being: Bridging the Gap between Economics and Business Ethics.“ *J Bus Ethics* 187 (2): 271–81. <https://doi.org/10.1007/s10551-022-05258-z>.
- Spenner, Kenneth I. 1983. „Deciphering Prometheus: Temporal Change in the Skill Level of Work.“ *American Sociological Review* 48 (6): 824. <https://doi.org/10.2307/2095328>.
- Spitz-Oener, Alexandra. 2006. „Technical Change, Job Tasks, and Rising Educational Demands: Looking outside the Wage Structure.“ *Journal of Labor Economics* 24 (2): 235–70.
- Sreemathy, R., Mousami Turuk, Isha Kulkarni und Soumya Khurana. 2023. „Sign language recognition using artificial intelligence.“ *Educ Inf Technol* 28 (5): 5259–78. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11391-z>.
- Stefano, Valerio de. 2018. „Negotiating the Algorithm: Automation, Artificial Intelligence and Labour Protection.“ *SSRN Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3178233>.
- Stephenson, Matthew, Matthew Sidji und Benoît Ronval. 2024. „Codenames as a Benchmark for Large Language Models.“ <http://arxiv.org/pdf/2412.11373v1>.
- Stevenson, Betsey. 2019. „Artificial Intelligence, Income, Employment, and Meaning.“ In Agarwal, Gans und Goldfarb 2019, 189–95.
- Stoevska, Valentina. 2018. *Measurement of qualifications and skills mismatches of persons in employment*: International Labour Office. Zugriff am 3. August 2025. <https://www.ilo.org/media/211731/download>.

- Strobel, Gero, Thorsten Schoormann, Leonardo Banh und Frederik Möller. 2023. „Artificial intelligence for sign language translation-A design science research study.“ *Communications of the association for information systems* 53 (1): 42–64.
- Su, Zhan, Guillaume Togay und Anne-Marie Côté. 2021. „Artificial intelligence: a destructive and yet creative force in the skilled labour market.“ *Human Resource Development International* 24 (3): 341–52. <https://doi.org/10.1080/13678868.2020.1818513>.
- Sundaram, Sarvesh und Abe Zeid. 2023. „Artificial Intelligence-Based Smart Quality Inspection for Manufacturing.“ *Micromachines* 14 (3). <https://doi.org/10.3390/mi14030570>.
- Taddy, Matt. 2018. „The Technological Elements of Artificial Intelligence.“ *NBER Working Paper Series* (24301).
- Takakusagi, Yosuke, Takahiro Oike, Katsuyuki Shirai, Hiro Sato, Kio Kano, Satoshi Shima, Keisuke Tsuchida et al. 2021. „Validation of the Reliability of Machine Translation for a Medical Article From Japanese to English Using DeepL Translator.“ *Cureus*. <https://doi.org/10.7759/cureus.17778>.
- Talmor, Alon, Jonathan Herzig, Nicholas Lourie und Jonathan Berant. 2018. „CommonsenseQA: A Question Answering Challenge Targeting Commonsense Knowledge.“ <http://arxiv.org/pdf/1811.00937v2>.
- Thirunavukarasu, Arun James, Refaat Hassan, Shathar Mahmood, Rohan Sanghera, Kara Barzangi, Mohanned El Mukashfi und Sachin Shah. 2023. „Trialling a Large Language Model (ChatGPT) in General Practice with the Applied Knowledge Test: Observational Study Demonstrating Opportunities and Limitations in Primary Care.“ *JMIR medical education* 9:e46599. <https://doi.org/10.2196/46599>.
- Time. 1961. „Business: THE AUTOMATION JOBLESS: Not Fired, Just Not Hired.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://content.time.com/time/subscriber/article/0,33009,828815-1,00.html>.
- Tolan, Songül, Annarosa Pesole, Fernando Martínez-Plumed, Enrique Fernández-Macías, José Hernández-Orallo und Emilia Gómez. 2021. „Measuring the Occupational Impact of AI: Tasks, Cognitive Abilities and AI Benchmarks.“ *jair* 71:191–236. <https://doi.org/10.1613/jair.1.12647>.
- Topol, Eric J. 2019. „High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence.“ *Nat Med* 25 (1): 44–56. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0300-7>.
- Topol, Eric J. 2023. „As Artificial Intelligence Goes Multimodal, Medical Applications Multiply.“ *Science (New York, N.Y.)* 381 (6663). <https://doi.org/10.1126/science.adk6139>.
- Toyoda, Yuushi, Lucas Gale und Jonathan Gratch. 2020. „The Effects of Autonomy and Task meaning in Algorithmic Management of Crowdwork.“ *Proc. of the 19th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*. <https://www.ifaamas.org/Proceedings/aamas2020/pdfs/p1404.pdf>. Zugriff am 3. August 2025.
- Trajtenberg, Manuel. 2019. „Artificial Intelligence as the Next GPT: A Political-Economy Perspective.“ In Agrawal, Gans und Goldfarb 2019, 175–86.
- Turing, Alan Mathison. 1950. „Computing Machinery and Intelligence.“ *Mind* LIX (236): 433–60. <https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>.

- U. S. Food and Drug Administration. 2024. „Artificial Intelligence and Machine Learning (AI/ML)-Enabled Medical Devices.“ Zugriff am 15. November 2024.
<https://www.fda.gov/medical-devices/software-medical-device-samd/artificial-intelligence-and-machine-learning-aiml-enabled-medical-devices>
- U.S. Department of Homeland Security Science and Technology Directorate. 2023. „Deep-Zero Gun Detection Platform - Technology Report.“ Zugriff am 3. August 2025.
https://www.dhs.gov/sites/default/files/2023-01/22_0818_st_deepzero.pdf
- van Loo, Jasper, Andries de Grip und Margot de Steur. 2001. „Skills obsolescence: causes and cures.“ *International Journal of Manpower* 22 (1/2): 121–37.
- van Rijmenam, Mark und Danielle Logue. 2021. „Revising the ‘science of the organisation’: theorising AI agency and actorhood.“ *Innovation* 23 (1): 127–44.
<https://doi.org/10.1080/14479338.2020.1816833>.
- Verhaest, Dieter und Eddy Omey. 2006. „The Impact of Overeducation and its Measurement.“ *Soc Indic Res* 77 (3): 419–48. <https://doi.org/10.1007/s11205-005-4276-6>.
- Vöpel, Henning. 2023. „Die „unmenschliche“ Revolution – Künstliche Intelligenz als Schicksalstechnologie für Deutschland und Europa.“ *Wirtschaftsdienst* 103 (8): 513–17.
<https://doi.org/10.2478/wd-2023-0148>.
- Vuorenkoski, Vesa, Anita Lehikoinen, Tuulia Hakola-Uusitalo und Penna Urrila. 2018. „Learning and skills in a transition.“ In Koski und Husso 2018.
- Wagner, Gerit, Roman Lukyanenko und Guy Paré. 2022. „Artificial intelligence and the conduct of literature reviews.“ *Journal of Information Technology* 37 (2): 209–26.
<https://doi.org/10.1177/02683962211048201>.
- Wang, Haifeng, Hua Wu, Zhongjun He, Liang Huang und Kenneth Ward Church. 2022. „Progress in Machine Translation.“ *Engineering* 18:143–53.
<https://doi.org/10.1016/j.eng.2021.03.023>.
- Waymo LLC. 2021. „Waymo Safety Report: February 2021.“ Zugriff am 3. August 2025.
<https://waymo.com/research/waymo-safety-report/>.
- Webb, Michael. 2020. „The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market.“ Zugriff am 3. August 2025. https://www.michaelwebb.co/webb_ai.pdf.
- Webb, Taylor, Keith J. Holyoak und Hongjing Lu. 2022. „Emergent Analogical Reasoning in Large Language Models.“ <https://doi.org/10.1038/s41562-023-01659-w>.
- Weizenbaum, Joseph. 1966. „ELIZA—a computer program for the study of natural language communication between man and machine.“ *Commun. ACM* 9 (1): 36–45.
<https://doi.org/10.1145/365153.365168>.
- West, Darrell M. 2018a. „How the Innovation Economy Leads to Growth: A Hearing of the Joint Economic Committee of the U.S. Congress.“ Zugriff am 6. September 2024.
https://www.jec.senate.gov/public/_cache/files/e71c1ab7-0a72-4263-a5e3-a509fd20d9fb/180425---testimony---dr.-darrell-west.pdf.
- West, Darrell M. 2018b. *The future of work: Robots, AI, and automation*. Washington, D.C.: Brookings Institution Press.

- Wilson, H. James und Paul R. Daugherty. 2018. „Collaborative Intelligence: Humans and AI Are Joining Forces.“ *Harvard Business Review* (July-August 2018): 2–11.
- Wilson, H. James, Paul R. Daugherty und Nicola Morini-Bianzino. 2017. „The Jobs That Artificial Intelligence Will Create.“ *MITSloan Management Review* 58 (4). Zugriff am 10. November 2023. <http://mitsmr.com/2odREFJ>.
- Wisskirchen, Gerlind, Blandine Thibault Biacabe, Ulrich Bormann, Annemarie Muntz, Gunda Niehaus, Guillermo Jiménez Soler und Beatrice von Brauchitsch. 2017. „Artificial Intelligence and Robotics and Their Impact on the Workplace.“ *IBA Global Employment Institute*.
- Wolbers, Maarten H. J. 2003. „Job Mismatches and Their Labour-Market Effects among School-Leavers in Europe.“ *European Sociological Review* 19 (3): 249–66. <http://www.jstor.org/stable/3559610>.
- World Economic Forum. 2023. „Future of Jobs Report 2023: Insight Report.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-report-2023/>.
- Wu, Yifan, Pengchuan Zhang, Wenhan Xiong, Barlas Oguz, James C. Gee und Yixin Nie. 2023. „The Role of Chain-of-Thought in Complex Vision-Language Reasoning Task.“ <http://arxiv.org/pdf/2311.09193v1>.
- Yamamoto, Isamu. 2019. „The impact of AI and information technologies on worker stress.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://cepr.org/voxeu/columns/impact-ai-and-information-technologies-worker-stress>.
- Yang, Xi, Aokun Chen, Nima PourNejatian, Hoo Chang Shin, Kaleb E. Smith, Christopher Parisien, Colin Compas et al. 2022. „GatorTron: A Large Clinical Language Model to Unlock Patient Information from Unstructured Electronic Health Records.“ <http://arxiv.org/pdf/2203.03540v3>.
- Youyou, Wu, Michal Kosinski und David Stillwell. 2015. „Computer-Based Personality Judgments Are More Accurate Than Those Made by Humans.“ *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 112 (4): 1036–40. <https://doi.org/10.1073/pnas.1418680112>.
- Zeleznikow, John. 2021. „Negotiation, Online Dispute Resolution, and Artificial Intelligence.“ In *Handbook of Group Decision and Negotiation*, hrsg. von D. M. Kilgour und Colin Eden, 1125–47. Cham: Springer International Publishing.
- Zewe, Adam. 2023. „A step toward safe and reliable autopilots for flying.“ Zugriff am 3. August 2025. <https://news.mit.edu/2023/safe-and-reliable-autopilots-flying-0612>.
- Zhang, Sai, Caiwu Lu, Song Jiang, Lu Shan und Neal Naixue Xiong. 2020. „An Unmanned Intelligent Transportation Scheduling System for Open-Pit Mine Vehicles Based on 5G and Big Data.“ *IEEE Access* 8:135524–39. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3011109>.
- Zulić, Harun. 2019. „How AI can Change/Improve/Influence Music Composition, Performance and Education: Three Case Studies.“ *INSAM Journal of Contemporary Music, Art and Technology* (2): 100–114.

Anhang

Anhang: KI-Einflusswerte für alle ESCO-Berufe

Beruf	KI-Einfl.
insurance risk consultant	100,000%
textile process controller	100,000%
stock trader	100,000%
textile finishing machine operator	100,000%
sales support assistant	100,000%
budget analyst	100,000%
personal property appraiser	100,000%
actuarial assistant	100,000%
corporate treasurer	100,000%
battery simulation engineer	100,000%
genealogist	100,000%
foreign exchange trader	100,000%
data analyst	100,000%
computer vision engineer	97,872%
credit adviser	97,619%
statistical assistant	97,368%
cost analyst	97,297%
actuarial consultant	96,429%
property appraiser	96,429%
textile operations manager	96,296%
nonwoven staple machine operator	96,296%
business economics researcher	96,296%
insurance fraud investigator	96,154%
payroll clerk	96,154%
corporate investment banker	95,833%
investment analyst	95,455%
manufacturing cost estimator	94,595%
accounting analyst	94,595%
knitting machine supervisor	94,118%
bookkeeper	93,939%
mine supervisor	93,939%
securities trader	93,939%
dividend analyst	93,939%
billing clerk	93,750%
credit analyst	93,548%
ICT product manager	93,548%
financial planner	93,443%
market research analyst	93,333%
energy analyst	93,333%
viticulture adviser	93,103%

Beruf	KI-Einfl.
accounting assistant	92,857%
automated cutting machine operator	92,857%
energy trader	92,857%
occupational health and safety inspector	92,308%
brand manager	92,063%
brokerage firm director	92,000%
textile quality technician	91,667%
public finance accountant	91,667%
file clerk	91,429%
financial fraud examiner	91,304%
lexicographer	91,304%
marine biologist	91,176%
industrial production manager	91,111%
employer branding manager	90,909%
spinning textile operator	90,909%
textile quality manager	90,909%
financial analyst	90,909%
user experience analyst	90,909%
yarn spinner	90,909%
securities analyst	90,909%
mine geologist	90,625%
medical writer	90,476%
compensation analyst	90,476%
textile machine operator	90,323%
call centre analyst	90,244%
bid manager	90,000%
pre-stitching machine operator	90,000%
mutual fund broker	90,000%
logistics engineer	89,655%
business valuer	89,655%
financial risk manager	89,552%
textile chemical quality technician	89,474%
data quality specialist	89,474%
leather goods industrial engineer	89,474%
real estate investor	89,286%
economic adviser	89,189%
credit risk analyst	89,130%
investment adviser	89,130%
accountant	89,091%
corporate banking adviser	88,889%
energy conservation officer	88,889%
futures trader	88,889%
pawnbroker	88,571%
financial controller	88,372%
clothing development manager	88,000%
translator	87,879%
accounting manager	87,692%

Beruf	KI-Einfl.
braiding machine operator	87,500%
data engineer	87,500%
battery maintenance technician	87,500%
IoT developer	87,500%
nonwoven textile technician	87,500%
leather goods manufacturing technician	87,500%
land planner	87,500%
mine shift manager	87,500%
hospitality revenue manager	87,234%
budget manager	87,234%
ICT research manager	87,179%
textile, leather and footwear researcher	87,097%
central bank governor	87,097%
textile technologist	86,957%
foreign exchange cashier	86,957%
real estate surveyor	86,957%
loan officer	86,842%
public funding advisor	86,667%
bank treasurer	86,667%
nonwoven filament machine operator	86,667%
tufting operator	86,667%
credit manager	86,538%
logistics analyst	86,538%
mergers and acquisitions analyst	86,486%
back office specialist	86,486%
insurance rating analyst	86,207%
foreign exchange broker	86,207%
financial auditor	86,000%
footwear stitching machine operator	85,714%
scopist	85,714%
quarry engineer	85,714%
research manager	85,714%
programme manager	85,484%
business intelligence manager	85,484%
mine production manager	85,366%
securities broker	85,294%
venture capitalist	85,294%
financial broker	85,294%
financial trader	85,294%
bankruptcy trustee	85,185%
proofreader	85,185%
textile sourcing merchandiser	85,185%
insurance collector	85,185%
securities underwriter	85,185%
sociologist	85,106%
library assistant	85,000%

Beruf	KI-Einfl.
weaving machine supervisor	85,000%
demographer	84,884%
statistician	84,848%
stock broker	84,848%
thanatology researcher	84,810%
economist	84,706%
leather goods stitching machine operator	84,615%
environmental education officer	84,615%
clinical trial assistant	84,615%
quarry manager	84,444%
refinery shift manager	84,375%
environmental health inspector	84,375%
process officer	84,375%
educational researcher	84,375%
anthropologist	84,337%
data scientist	84,314%
criminologist	84,270%
investment clerk	84,211%
legislative drafter	84,211%
forecast manager	84,000%
eBusiness manager	83,784%
ICT information and knowledge manager	83,784%
insurance underwriter	83,673%
fruit and vegetables distribution manager	83,673%
investment fund manager	83,673%
localiser	83,636%
political scientist	83,529%
financial markets back office administrator	83,333%
personal trust officer	83,333%
banking products manager	83,333%
ICT documentation manager	83,333%
mine health and safety engineer	83,333%
machine operator supervisor	83,333%
tax policy analyst	83,333%
zoo registrar	83,333%
weight loss consultant	83,333%
mine rescue officer	83,333%
real estate manager	83,051%
chief marketing officer	83,019%
investment manager	82,979%
research and development manager	82,955%
insurance product manager	82,927%
literary scholar	82,927%
ICT presales engineer	82,759%

Beruf	KI-Einfl.
distribution manager	82,759%
communication scientist	82,759%
business consultant	82,692%
electrical equipment production supervisor	82,692%
meat and meat products distribution manager	82,609%
mortgage loan underwriter	82,609%
biomedical scientist advanced	82,500%
cultural archive manager	82,500%
field survey manager	82,500%
historian	82,418%
mine manager	82,353%
resource manager	82,353%
insurance clerk	82,353%
mining, construction and civil engineering machinery distribution manager	82,222%
machinery, industrial equipment, ships and aircraft distribution manager	82,222%
tax clerk	82,143%
industrial assembly supervisor	82,143%
business coach	82,143%
court reporter	82,143%
typist	82,051%
bioinformatics scientist	81,818%
electronic and telecommunications equipment and parts distribution manager	81,818%
textile industry machinery distribution manager	81,818%
flowers and plants distribution manager	81,818%
computers, computer peripheral equipment and software distribution manager	81,818%
pharmaceutical goods distribution manager	81,818%
live animals distribution manager	81,818%
fish, crustaceans and molluscs distribution manager	81,818%
china and glassware distribution manager	81,818%
agricultural raw materials, seeds and animal feeds distribution manager	81,818%
wood and construction materials distribution manager	81,818%
metals and metal ores distribution manager	81,818%

Beruf	KI-Einfl.
textiles, textile semi-finished and raw materials distribution manager	81,818%
tobacco products distribution manager	81,818%
clothing and footwear distribution manager	81,818%
watches and jewellery distribution manager	81,818%
hides, skins and leather products distribution manager	81,818%
chemical products distribution manager	81,818%
waste and scrap distribution manager	81,818%
household goods distribution manager	81,818%
perfume and cosmetics distribution manager	81,818%
furniture carpets and lighting equipment distribution manager	81,818%
dairy products and edible oils distribution manager	81,818%
hardware, plumbing and heating equipment and supplies distribution manager	81,818%
electrical household appliances distribution manager	81,818%
beverages distribution manager	81,818%
agricultural machinery and equipment distribution manager	81,818%
sugar, chocolate and sugar confectionery distribution manager	81,818%
coffee, tea, cocoa and spices distribution manager	81,818%
document management officer	81,818%
monitoring and evaluation officer	81,667%
transport planner	81,633%
department store manager	81,579%
bank teller	81,579%
bank account manager	81,579%
conservator	81,579%
pricing specialist	81,579%
conveyance clerk	81,481%
post office counter clerk	81,481%
digital marketing manager	81,395%
geographer	81,319%
property insurance underwriter	81,250%
textile printer	81,250%
assessor of prior learning	81,250%
archaeologist	81,176%
electronics production supervisor	81,132%

Beruf	KI-Einfl.
religion scientific researcher	81,013%
linguist	81,013%
weaver	80,952%
betting manager	80,952%
leisure attendant	80,952%
weaving textile technician	80,952%
media scientist	80,723%
component engineer	80,645%
housing policy officer	80,645%
road transport maintenance scheduler	80,645%
university research assistant	80,583%
ICT research consultant	80,583%
bus route supervisor	80,556%
book publisher	80,556%
corporate risk manager	80,488%
textile quality inspector	80,488%
astronomer	80,488%
marketing consultant	80,435%
tissue paper perforating and rewinding operator	80,435%
retail department manager	80,392%
interpreter	80,357%
mathematician	80,233%
meteorologist	80,220%
forestry adviser	80,000%
leather goods manual operator	80,000%
sign language interpreter	80,000%
purchase planner	80,000%
dependability engineer	80,000%
grants administrator	80,000%
call centre manager	80,000%
knitting textile technician	80,000%
foreign language correspondence clerk	80,000%
bus driving instructor	80,000%
investment fund management assistant	80,000%
computer scientist	79,798%
metal production manager	79,688%
project support officer	79,592%
timber trader	79,592%
wood assembly supervisor	79,592%
asset manager	79,545%
car driving instructor	79,545%
sustainability manager	79,452%
ICT usability tester	79,412%
supply chain assistant	79,412%
philosopher	79,412%

Beruf	KI-Einfl.
geneticist	79,381%
animal facility manager	79,310%
mine surveyor	79,310%
equipment engineer	79,310%
vessel operations coordinator	79,245%
defence administration officer	79,167%
data entry clerk	79,167%
machinery assembly supervisor	79,167%
precision mechanics supervisor	79,070%
project manager	78,947%
fisheries adviser	78,947%
cabin crew instructor	78,947%
subtitler	78,947%
life coach	78,947%
absorbent pad machine operator	78,947%
arts education officer	78,947%
graphologist	78,947%
quality engineer	78,947%
cosmologist	78,889%
agricultural scientist	78,788%
construction safety inspector	78,788%
probation officer	78,788%
medical sales representative	78,788%
wood production supervisor	78,723%
category manager	78,667%
search engine optimisation expert	78,571%
ICT business analysis manager	78,571%
emergency response coordinator	78,571%
network marketer	78,571%
mine safety officer	78,571%
administrative assistant	78,571%
road transport division manager	78,571%
leather goods product developer	78,571%
sales manager	78,481%
epidemiologist	78,409%
insurance claims handler	78,378%
special educational needs coordinator	78,378%
career guidance advisor	78,333%
numerical tool and process control programmer	78,261%
market research interviewer	78,261%
clay products dry kiln operator	78,261%
mining geotechnical engineer	78,261%
vehicle rental agent	78,182%
foreclosure specialist	78,125%
climatologist	78,125%
insurance agency manager	78,082%
machinery assembly coordinator	78,049%

Beruf	KI-Einfl.
call centre supervisor	78,049%
quantity surveyor	78,049%
big data archive librarian	78,049%
investor relations manager	78,049%
behavioural scientist	78,022%
product manager	77,941%
aviation meteorologist	77,778%
legal administrative assistant	77,778%
man-made fiber spinner	77,778%
paper engineer	77,778%
leather goods production manager	77,778%
speechwriter	77,778%
coroner	77,778%
braiding textile technician	77,778%
property assistant	77,778%
publications coordinator	77,778%
seismologist	77,647%
ICT project manager	77,586%
loss adjuster	77,551%
biometrician	77,528%
promotion manager	77,465%
energy manager	77,333%
hydrologist	77,320%
sociology lecturer	77,320%
oil and gas production manager	77,273%
tax advisor	77,273%
insurance broker	77,273%
middle office analyst	77,143%
audit supervisor	77,143%
archivist	77,143%
advertising media planner	77,143%
palaeontologist	77,108%
music director	77,083%
microbiologist	77,083%
motor vehicle assembly supervisor	77,083%
special educational needs head teacher	77,083%
mine planning engineer	76,923%
call centre quality auditor	76,923%
import export specialist	76,923%
accommodation manager	76,923%
court administrator	76,923%
financial manager	76,894%
educational psychologist	76,744%
digital transformation manager	76,744%
petroleum pump system operator	76,667%
freight transport dispatcher	76,667%
forestry inspector	76,667%

Beruf	KI-Einfl.
ICT business analyst	76,667%
laundry workers supervisor	76,596%
contact centre manager	76,596%
import export specialist in wood and construction materials	76,471%
import export specialist in agricultural raw materials, seeds and animal feeds	76,471%
import export specialist in meat and meat products	76,471%
import export specialist in fruit and vegetables	76,471%
import export specialist in hardware, plumbing and heating equipment	76,471%
import export specialist in flowers and plants	76,471%
import export specialist in office furniture	76,471%
import export specialist in household goods	76,471%
import export specialist in sugar, chocolate and sugar confectionery	76,471%
import export specialist in live animals	76,471%
import export specialist in computers, peripheral equipment and software	76,471%
import export specialist in watches and jewellery	76,471%
import export specialist in agricultural machinery and equipment	76,471%
import export specialist in pharmaceutical goods	76,471%
import export specialist in furniture, carpets and lighting equipment	76,471%
import export specialist in clothing and footwear	76,471%
import export specialist in machinery, industrial equipment, ships and aircraft	76,471%
import export specialist in fish, crustaceans and molluscs	76,471%
import export specialist in mining, construction, civil engineering machinery	76,471%
import export specialist in office machinery and equipment	76,471%
import export specialist in waste and scrap	76,471%
import export specialist in tobacco products	76,471%
import export specialist in china and other glassware	76,471%

Beruf	KI-Einfl.
import export specialist in perfume and cosmetics	76,471%
import export specialist in textiles and textile semi-finished and raw materials	76,471%
import export specialist in metals and metal ores	76,471%
import export specialist in electrical household appliances	76,471%
import export specialist in chemical products	76,471%
import export specialist in machine tools	76,471%
import export specialist in textile industry machinery	76,471%
import export specialist in coffee, tea, cocoa and spices	76,471%
import export specialist in dairy products and edible oils	76,471%
import export specialist in hides, skins and leather products	76,471%
vineyard cellar master	76,471%
sports instructor	76,471%
curriculum administrator	76,471%
remote sensing technician	76,471%
rooms division manager	76,364%
occupational analyst	76,316%
information manager	76,316%
road operations manager	76,190%
programme funding manager	76,190%
energy assessor	76,190%
supply chain manager	76,087%
container equipment assembly supervisor	76,000%
headteacher	76,000%
title closer	76,000%
ICT business development manager	76,000%
mineral processing engineer	76,000%
lyricist	76,000%
optical instrument production supervisor	75,926%
fundraising manager	75,926%
security manager	75,926%
geologist	75,926%
marketing manager	75,912%
embedded systems software developer	75,862%
waiting list coordinator	75,862%
biophysicist	75,862%

Beruf	KI-Einfl.
aircraft maintenance coordinator	75,862%
legal assistant	75,862%
translation agency manager	75,806%
general practitioner	75,758%
mathematics lecturer	75,758%
ICT accessibility tester	75,676%
pulp control operator	75,676%
paperboard products assembler	75,676%
health and safety officer	75,676%
letting agent	75,610%
library manager	75,610%
dating service consultant	75,556%
personal stylist	75,510%
aircraft assembly supervisor	75,510%
environmental technician	75,410%
advertising manager	75,385%
education studies lecturer	75,258%
recreational facilities manager	75,000%
digester operator	75,000%
clothing operations manager	75,000%
database integrator	75,000%
language engineer	75,000%
pensions administrator	75,000%
sales processor	75,000%
polygraph examiner	75,000%
legal service manager	75,000%
law lecturer	75,000%
motorcycle instructor	75,000%
rolling stock assembly supervisor	75,000%
history lecturer	75,000%
occupational driving instructor	75,000%
art studies lecturer	75,000%
librarian	75,000%
software developer	75,000%
environmental expert	75,000%
driving instructor	75,000%
food safety specialist	75,000%
economics lecturer	74,737%
modern languages lecturer	74,737%
classical languages lecturer	74,737%
anthropology lecturer	74,737%
event manager	74,545%
mineralogist	74,528%
medicine lecturer	74,490%
truck driving instructor	74,468%
physicist	74,468%
business lecturer	74,468%
religious studies lecturer	74,468%

Beruf	KI-Einfl.
linguistics lecturer	74,468%
petroleum engineer	74,419%
international student exchange coordinator	74,359%
mobile application developer	74,286%
import export specialist in electronic and telecommunications equipment	74,286%
mortgage broker	74,286%
food production planner	74,242%
computer science lecturer	74,227%
philosophy lecturer	74,194%
politics lecturer	74,194%
immunologist	74,157%
fundraising assistant	74,074%
education administrator	74,074%
clay kiln burner	74,074%
student financial support coordinator	74,074%
exhibition curator	74,074%
zoo curator	74,026%
business service manager	74,000%
interpretation agency manager	74,000%
space science lecturer	73,958%
innovation engineer	73,913%
museum scientist	73,913%
weaving machine operator	73,913%
university literature lecturer	73,864%
biomedical engineer	73,846%
travel agency manager	73,750%
chemistry lecturer	73,737%
physics lecturer	73,737%
engineering lecturer	73,684%
finishing textile technician	73,684%
metal production supervisor	73,684%
electricity sales representative	73,684%
botanist	73,684%
psychology lecturer	73,684%
archaeology lecturer	73,684%
legal policy officer	73,684%
rental service representative in other machinery, equipment and tangible goods	73,684%
rental service representative in personal and household goods	73,684%
rental service representative in water transport equipment	73,684%
rental service representative in office machinery and equipment	73,684%

Beruf	KI-Einfl.
rental service representative in air transport equipment	73,684%
rental service representative in construction and civil engineering machinery	73,684%
rental service representative in trucks	73,684%
rental service representative in recreational and sports goods	73,684%
rental service representative in agricultural machinery and equipment	73,684%
rental service representative in video tapes and disks	73,684%
rental service representative in cars and light motor vehicles	73,684%
urban planner	73,626%
footwear production manager	73,529%
nursing lecturer	73,529%
data entry supervisor	73,529%
brigadier	73,529%
secondary school department head	73,469%
earth science lecturer	73,404%
architecture lecturer	73,404%
biology lecturer	73,404%
food science lecturer	73,404%
innovation officer	73,333%
officer of the watch	73,333%
paper mill supervisor	73,333%
pharmacy lecturer	73,196%
conservation scientist	73,196%
intercultural communication consultant	73,171%
agricultural inspector	73,171%
footwear production supervisor	73,171%
wash deinking operator	73,171%
tow truck driver	73,077%
relationship banking manager	73,077%
biochemical engineer	73,077%
ICT test analyst	73,077%
travel and tourism vocational teacher	73,077%
government planning inspector	73,077%
vocational teacher	73,016%
health safety and environmental manager	73,016%
dean of faculty	72,973%
oceanographer	72,941%
biochemist	72,917%
journalism lecturer	72,917%
business analyst	72,917%
energy consultant	72,917%

Beruf	KI-Einfl.
operations manager	72,903%
pension scheme manager	72,881%
biologist	72,848%
healthcare specialist lecturer	72,826%
survey enumerator	72,727%
kiln firer	72,727%
astrologer	72,727%
software tester	72,727%
digital games tester	72,727%
curator of horticulture	72,727%
lawyer linguist	72,727%
weather forecaster	72,727%
chemical plant control room operator	72,727%
psychologist	72,650%
environmental engineer	72,581%
prepress technician	72,549%
property acquisitions manager	72,549%
office manager	72,500%
manufacturing facility manager	72,500%
froth flotation deinking operator	72,500%
ecologist	72,477%
environmental scientist	72,477%
food production manager	72,464%
communications lecturer	72,449%
gauger	72,414%
mine mechanical engineer	72,414%
economic policy officer	72,414%
metallurgical technician	72,414%
gas station operator	72,414%
rental manager	72,340%
university department head	72,340%
insurance claims manager	72,340%
metal annealer	72,340%
analytical chemist	72,340%
environmental protection manager	72,340%
meteorology technician	72,340%
policy manager	72,269%
procurement category specialist	72,222%
leather goods quality manager	72,222%
textile chemist	72,222%
online sales channel manager	72,222%
leather goods maintenance technician	72,222%
import export specialist in beverages	72,222%
housekeeping supervisor	72,222%
corrugator operator	72,093%
motor vehicles specialised seller	72,059%
physiologist	72,043%
fiscal affairs policy officer	72,000%

Beruf	KI-Einfl.
flight instructor	72,000%
gas scheduling representative	72,000%
metallurgical manager	72,000%
tax inspector	72,000%
health and safety inspector	71,875%
economic development coordinator	71,875%
contact centre supervisor	71,795%
geographic information systems specialist	71,795%
motor vehicle aftersales manager	71,795%
traditional chinese medicine therapist	71,795%
veterinary medicine lecturer	71,717%
production supervisor	71,698%
strategic planning manager	71,698%
purchasing manager	71,667%
political affairs officer	71,429%
rail operations manager	71,429%
customs officer	71,429%
secretary of state	71,429%
venue programmer	71,429%
compliance engineer	71,429%
real estate agent	71,429%
education programme coordinator	71,429%
mathematics teacher at secondary school	71,429%
glove maker	71,429%
railway infrastructure inspector	71,429%
specialised seller	71,429%
shop supervisor	71,429%
ice-skating coach	71,429%
clothing quality inspector	71,429%
tool pusher	71,429%
admissions coordinator	71,429%
assistant lecturer	71,429%
higher education lecturer	71,264%
industrial quality manager	71,186%
vessel assembly supervisor	71,186%
dentistry lecturer	71,134%
aquaculture biologist	71,127%
leather goods product development manager	71,111%
domestic energy assessor	71,111%
technical communicator	71,111%
database developer	71,111%
aquaculture quality supervisor	71,111%
ICT application configurator	71,053%
medical laboratory manager	71,053%
ICT trainer	70,968%

Beruf	KI-Einfl.
real estate leasing manager	70,909%
inland water transport general manager	70,909%
industrial maintenance supervisor	70,833%
environmental geologist	70,833%
nature conservation officer	70,769%
e-learning developer	70,732%
database designer	70,732%
wastewater treatment technician	70,732%
business studies and economics teacher secondary school	70,690%
classical languages teacher secondary school	70,690%
retail entrepreneur	70,690%
lean manager	70,588%
civil service administrative officer	70,588%
court administrative officer	70,588%
vineyard manager	70,588%
exploration geologist	70,588%
notary	70,588%
printing textile technician	70,588%
leather goods quality technician	70,588%
camping ground manager	70,492%
ICT account manager	70,455%
cadastral technician	70,370%
train dispatcher	70,370%
inventory coordinator	70,370%
fire inspector	70,370%
fire commissioner	70,370%
foreign correspondent	70,370%
plastic and rubber products manufacturing supervisor	70,270%
medical transcriptionist	70,270%
employment and vocational integration consultant	70,213%
exhibition registrar	70,213%
air traffic instructor	70,213%
history teacher secondary school	70,175%
literature teacher at secondary school	70,175%
cosmetic chemist	70,115%
public administration manager	70,000%
fact checker	70,000%
wholesale merchant	70,000%
forester	70,000%
screen making technician	70,000%
personal shopper	70,000%
ICT application developer	70,000%
facilities manager	70,000%

Beruf	KI-Einfl.
microelectronics smart manufacturing engineer	69,880%
language school teacher	69,841%
modern languages teacher secondary school	69,841%
wood factory manager	69,841%
specialised goods distribution manager	69,811%
spa manager	69,792%
mine development engineer	69,767%
aircraft cargo operations coordinator	69,767%
waste management officer	69,767%
pulp technician	69,767%
plastic products assembler	69,767%
paper machine operator	69,767%
pharmacologist	69,697%
debt collector	69,697%
performance production manager	69,697%
supermarket manager	69,697%
hazardous waste inspector	69,697%
religious education teacher at secondary school	69,643%
philosophy teacher secondary school	69,643%
promotion assistant	69,565%
secretary	69,492%
science teacher secondary school	69,492%
physics teacher secondary school	69,492%
agricultural technician	69,444%
production engineer	69,444%
auction house manager	69,444%
airport chief executive	69,388%
physical education teacher secondary school	69,333%
service manager	69,318%
aviation data communications manager	69,231%
clothing process control technician	69,231%
toxicologist	69,231%
thread rolling machine operator	69,231%
forwarding manager	69,118%
warehouse manager	69,048%
freight inspector	69,048%
business and marketing vocational teacher	69,048%
marine surveyor	69,014%
corporate training manager	69,014%
political party agent	68,966%
healthcare inspector	68,966%

Beruf	KI-Einfl.
purchaser	68,889%
liquid fuel engineer	68,889%
educational counsellor	68,889%
armed forces training and education officer	68,889%
trade regional manager	68,852%
wholesale merchant in perfume and cosmetics	68,750%
quality services manager	68,750%
wholesale merchant in household goods	68,750%
commodity broker	68,750%
wholesale merchant in electronic and telecommunications equipment and parts	68,750%
wholesale merchant in fish crustaceans and molluscs	68,750%
wholesale merchant in computer peripheral equipment and software	68,750%
wholesale merchant in hides, skins and leather products	68,750%
wholesale merchant in pharmaceutical goods	68,750%
assistant outdoor animator	68,750%
wholesale merchant in meat and meat products	68,750%
wholesale merchant in dairy products and edible oils	68,750%
wholesale merchant in machinery, industrial equipment, ships and aircraft	68,750%
wholesale merchant in furniture, carpets and lighting equipment	68,750%
wholesale merchant in sugar, chocolate and sugar confectionery	68,750%
wholesale merchant in textile industry machinery	68,750%
wholesale merchant in coffee, tea, cocoa and spices	68,750%
wholesale merchant in waste and scrap	68,750%
wholesale merchant in office machinery and equipment	68,750%
wholesale merchant in watches and jewellery	68,750%
wholesale merchant in agricultural raw materials, seeds and animal feeds	68,750%
wholesale merchant in china and other glassware	68,750%
wholesale merchant in machine tools	68,750%

Beruf	KI-Einfl.
wholesale merchant in electrical household appliances	68,750%
wholesale merchant in textiles and textile semi-finished and raw materials	68,750%
wholesale merchant in office furniture	68,750%
wholesale merchant in hardware, plumbing and heating equipment and supplies	68,750%
wholesale merchant in mining, construction and civil engineering machinery	68,750%
wholesale merchant in metals and metal ores	68,750%
wholesale merchant in chemical products	68,750%
wholesale merchant in tobacco products	68,750%
wholesale merchant in clothing and footwear	68,750%
wholesale merchant in wood and construction materials	68,750%
wholesale merchant in live animals	68,750%
wholesale merchant in beverages	68,750%
wholesale merchant in agricultural machinery and equipment	68,750%
wholesale merchant in flowers and plants	68,750%
wholesale merchant in fruit and vegetables	68,750%
office clerk	68,657%
secondary school teacher	68,595%
ICT auditor manager	68,571%
chemical plant manager	68,571%
sales engineer	68,519%
geography teacher secondary school	68,421%
biology teacher secondary school	68,421%
magazine editor	68,421%
bleacher operator	68,421%
collection manager	68,421%
transport health and safety inspector	68,421%
metrologist	68,367%
extrusion machine operator	68,293%
fitness instructor	68,293%
sports programme coordinator	68,293%
script writer	68,293%
renewable energy consultant	68,293%
deputy head teacher	68,293%
pipeline superintendent	68,293%

Beruf	KI-Einfl.
wastewater treatment operator	68,293%
screen printer	68,182%
foundry manager	68,182%
motor vehicles parts advisor	68,182%
imagesetter	68,182%
software manager	68,182%
paper pulp moulding operator	68,182%
drawing kiln operator	68,182%
tour operator manager	68,056%
leather goods production supervisor	68,000%
copy editor	68,000%
glass annealer	68,000%
editorial assistant	68,000%
chief data officer	68,000%
desalination technician	68,000%
cargo vehicle driver	68,000%
housing manager	67,925%
sophrologist	67,925%
academic advisor	67,857%
tourism policy director	67,857%
computer games, multimedia and software specialised seller	67,857%
employment programme coordinator	67,857%
e-learning architect	67,857%
social services policy officer	67,857%
bookmaker	67,857%
chemistry teacher secondary school	67,797%
aquaculture site supervisor	67,797%
commercial director	67,742%
engineering assistant	67,742%
advertising media buyer	67,742%
hot foil operator	67,742%
veneer grader	67,742%
tanning consultant	67,742%
ICT help desk manager	67,742%
knitting machine operator	67,742%
cultural visitor services manager	67,742%
consumer goods inspector	67,647%
manufacturing manager	67,647%
natural resources consultant	67,647%
heat treatment furnace operator	67,568%
artificial intelligence engineer	67,568%
reprographics technician	67,500%
chief information officer	67,500%
business administration vocational teacher	67,500%
community health worker	67,442%
travel agent	67,442%

Beruf	KI-Einfl.
medical administrative assistant	67,442%
veterinary scientist	67,391%
clinical informatics manager	67,391%
non-vessel operating common carrier	67,391%
renewable energy sales representative	67,391%
credit union manager	67,391%
public relations manager	67,368%
groundwater monitoring technician	67,347%
lottery manager	67,308%
nursery school head teacher	67,273%
community artist	67,164%
client relations manager	67,164%
bridge construction supervisor	67,123%
cultural facilities manager	67,033%
chemist	66,964%
human resources manager	66,935%
application engineer	66,887%
footwear quality manager	66,667%
sensory scientist	66,667%
pet and pet food specialised seller	66,667%
herbal therapist	66,667%
installation engineer	66,667%
medical records manager	66,667%
ICT vendor relationship manager	66,667%
corporate trainer	66,667%
customer service representative	66,667%
textile dyer	66,667%
mining equipment mechanic	66,667%
digital forensics expert	66,667%
member of parliament	66,667%
material stress analyst	66,667%
case administrator	66,667%
leather goods hand stitcher	66,667%
golf instructor	66,667%
competition policy officer	66,667%
sports coach	66,667%
environmental policy officer	66,667%
mining electrician	66,667%
patent engineer	66,667%
tunnel kiln operator	66,667%
telecommunications manager	66,667%
ammunition assembler	66,667%
digital printer	66,667%
outdoor animator	66,667%
building information modelling consultant	66,667%
newspaper editor	66,667%
flight operations officer	66,667%

Beruf	KI-Einfl.
welding inspector	66,667%
refurbishing technician	66,667%
electricity and energy vocational teacher	66,667%
product quality inspector	66,667%
process engineer	66,667%
hydrographic surveying technician	66,667%
sales account manager	66,667%
paper bag machine operator	66,667%
commodity trader	66,667%
ICT capacity planner	66,667%
checkout supervisor	66,667%
medical practice manager	66,667%
kinesiologist	66,304%
beauty salon manager	66,279%
destination manager	66,250%
adult literacy teacher	66,071%
secondary school head teacher	66,071%
sewerage systems manager	66,071%
laundry and dry cleaning manager	66,071%
corporate social responsibility manager	66,038%
event assistant	66,038%
domestic appliances specialised seller	66,038%
product grader	66,000%
rental service representative	66,000%
transport technology vocational teacher	66,000%
outdoor activities coordinator	65,909%
industrial arts vocational teacher	65,909%
property developer	65,909%
metal nibbling operator	65,854%
chief technology officer	65,854%
plastic heat treatment equipment operator	65,854%
composer	65,789%
construction general contractor	65,789%
transport engineer	65,789%
assistant video and motion picture director	65,714%
chemical production manager	65,714%
landfill supervisor	65,714%
hazardous materials inspector	65,714%
clothing technologist	65,574%
army general	65,517%
youth information worker	65,517%
hydrogeologist	65,517%
land-based machinery supervisor	65,517%

Beruf	KI-Einfl.
furniture specialised seller	65,517%
power plant manager	65,517%
civil engineer	65,471%
parliamentary assistant	65,455%
dietitian	65,455%
mud logger	65,385%
soap tower operator	65,385%
political campaign officer	65,385%
audiology equipment specialised seller	65,385%
shoe and leather accessories specialised seller	65,385%
floor and wall coverings specialised seller	65,385%
system configurator	65,385%
data warehouse designer	65,306%
senator	65,217%
embedded systems security engineer	65,217%
optoelectronic engineer	65,217%
critic	65,217%
punch press operator	65,217%
weights and measures inspector	65,116%
gas processing plant supervisor	65,116%
online community manager	65,116%
spinning machine operator	65,000%
ICT consultant	65,000%
hydrographic surveyor	65,000%
music arranger	65,000%
specialised outdoor animator	65,000%
offset printer	65,000%
battery manufacturing technician	65,000%
football coach	65,000%
mine ventilation engineer	65,000%
footwear quality control laboratory technician	65,000%
auctioneer	65,000%
water treatment plant manager	64,912%
occupational railway instructor	64,865%
solar energy sales consultant	64,865%
chief product officer	64,865%
motor vehicle shop manager	64,789%
medical records clerk	64,706%
manufacturing engineer	64,706%
chimney sweep supervisor	64,706%
music teacher secondary school	64,706%
movie distributor	64,706%
tax compliance officer	64,706%
telecommunications equipment specialised seller	64,706%

Beruf	KI-Einfl.
first aid instructor	64,706%
filament winding operator	64,706%
public speaking coach	64,706%
piodder operator	64,706%
environmental programme coordinator	64,583%
soil scientist	64,516%
dangerous goods safety adviser	64,516%
geology technician	64,516%
army captain	64,516%
customer experience manager	64,516%
tennis coach	64,516%
health psychologist	64,516%
foreign affairs officer	64,516%
education policy officer	64,516%
water quality analyst	64,444%
clothing specialised seller	64,407%
design engineer	64,286%
columnist	64,286%
sport facility manager	64,286%
colonel	64,286%
product development manager	64,286%
further education teacher	64,286%
police commissioner	64,286%
criminal investigator	64,286%
motor vehicle assembly inspector	64,286%
cartographer	64,286%
homologation engineer	64,286%
leather goods quality control laboratory technician	64,286%
policy officer	64,198%
commercial sales representative	64,179%
gambling manager	64,179%
stevedore superintendent	64,151%
sporting accessories specialised seller	64,151%
cosmetics and perfume specialised seller	64,151%
audio and video equipment specialised seller	64,151%
construction quality inspector	64,103%
geological engineer	64,103%
screw machine operator	64,103%
pipeline compliance coordinator	64,103%
spark erosion machine operator	64,103%
fibre machine tender	64,103%
optomechanical engineer	64,045%
photonics engineer	64,045%
assistive technologist	64,000%
ammunition specialised seller	64,000%

Beruf	KI-Einfl.
ski instructor	64,000%
toys and games specialised seller	64,000%
labour market policy officer	64,000%
aquaculture environmental analyst	64,000%
glass forming machine operator	64,000%
second-hand goods specialised seller	64,000%
tourist information centre manager	64,000%
product quality controller	63,889%
broadcasting programme director	63,889%
pipeline route manager	63,889%
public health policy officer	63,889%
management assistant	63,830%
online marketer	63,793%
instructional designer	63,793%
eyewear and optical equipment specialised seller	63,793%
dewatering technician	63,636%
promoter	63,636%
import export manager	63,636%
travel consultant	63,636%
product development engineering technician	63,636%
contract engineer	63,636%
auditing clerk	63,636%
specialist biomedical scientist	63,636%
green ICT consultant	63,636%
electronics and automation vocational teacher	63,636%
shipping agent	63,636%
shop manager	63,636%
furniture shop manager	63,492%
grinding machine operator	63,462%
stamping press operator	63,415%
further education principal	63,415%
fuel station manager	63,380%
tourism product manager	63,380%
mine electrical engineer	63,333%
cashier	63,333%
education inspector	63,333%
fleet commander	63,333%
air pollution analyst	63,333%
sports equipment repair technician	63,265%
medical laboratory technology vocational teacher	63,265%
ICT teacher secondary school	63,235%
call centre agent	63,158%
import export manager in meat and meat products	63,158%

Beruf	KI-Einfl.
import export manager in agricultural machinery and equipment	63,158%
import export manager in machinery, industrial equipment, ships and aircraft	63,158%
import export manager in hardware, plumbing and heating equipment and supplies	63,158%
import export manager in flowers and plants	63,158%
import export manager in perfume and cosmetics	63,158%
import export manager in coffee, tea, cocoa and spices	63,158%
import export manager in office furniture	63,158%
import export manager in wood and construction materials	63,158%
import export manager in metals and metal ores	63,158%
import export manager in watches and jewellery	63,158%
import export manager in dairy products and edible oils	63,158%
import export manager in textiles and textile semi-finished and raw materials	63,158%
import export manager in computers, computer peripheral equipment and software	63,158%
import export manager in mining, construction and civil engineering machinery	63,158%
import export manager in electronic and telecommunications equipment and parts	63,158%
import export manager in office machinery and equipment	63,158%
import export manager in china and other glassware	63,158%
import export manager in textile industry machinery	63,158%
import export manager in beverages	63,158%
import export manager in furniture, carpets and lighting equipment	63,158%
import export manager in sugar, chocolate and sugar confectionery	63,158%
import export manager in household goods	63,158%
import export manager in fish, crustaceans and molluscs	63,158%

Beruf	KI-Einfl.
import export manager in live animals	63,158%
import export manager in machine tools	63,158%
import export manager in tobacco products	63,158%
import export manager in waste and scrap	63,158%
import export manager in clothing and footwear	63,158%
import export manager in hides, skins and leather products	63,158%
import export manager in pharmaceutical goods	63,158%
import export manager in fruit and vegetables	63,158%
import export manager in agricultural raw materials, seeds and animal feeds	63,158%
import export manager in electrical household appliances	63,158%
import export manager in chemical products	63,158%
battery system engineer	63,158%
pharmacist	63,128%
bookshop specialised seller	63,077%
head of higher education institutions	63,043%
optical engineer	63,043%
predictive maintenance expert	62,963%
building inspector	62,963%
army major	62,963%
metal polisher	62,857%
knowledge engineer	62,857%
special educational needs teacher secondary school	62,857%
ICT buyer	62,857%
underground heavy equipment operator	62,857%
precision device inspector	62,857%
drama teacher secondary school	62,821%
healthcare institution manager	62,791%
aviation inspector	62,791%
product assembly inspector	62,791%
academic support officer	62,791%
waste treatment engineer	62,791%
orthopaedic supplies specialised seller	62,745%
rail project engineer	62,712%
leather goods hand cutting operator	62,500%
automated optical inspection operator	62,500%
packing machinery engineer	62,500%

Beruf	KI-Einfl.
water plant technician	62,500%
election agent	62,500%
container equipment design engineer	62,500%
director of compliance and information security	62,500%
mechanical forging press worker	62,500%
live chat operator	62,500%
beauty vocational teacher	62,500%
museum director	62,500%
energy systems engineer	62,319%
political journalist	62,264%
physical education vocational teacher	62,264%
technical sales representative	62,264%
metal rolling mill operator	62,222%
cloud engineer	62,222%
envelope maker	62,222%
restaurant manager	62,195%
book editor	62,162%
wire weaving machine operator	62,162%
private detective	62,162%
microsystem engineer	62,105%
social security inspector	62,069%
computer hardware engineer	62,069%
business developer	62,069%
rigging supervisor	62,069%
primary school head teacher	62,069%
fruit and vegetables specialised seller	62,069%
research engineer	62,069%
plasma cutting machine operator	61,905%
quality engineering technician	61,905%
spring maker	61,905%
ICT resilience manager	61,905%
malt house supervisor	61,905%
public employment service manager	61,905%
advertising specialist	61,905%
clinical coder	61,905%
surveying technician	61,905%
complementary therapist	61,856%
EU funds manager	61,818%
metal drawing machine operator	61,765%
record press operator	61,765%
music producer	61,765%
waste management supervisor	61,765%
digital games developer	61,765%
correctional services manager	61,765%
battery test technician	61,765%
press and stationery specialised seller	61,702%
ICT system developer	61,702%

Beruf	KI-Einfl.
airport director	61,702%
bioengineer	61,702%
aromatherapist	61,667%
cultural centre director	61,644%
crime journalist	61,538%
campaign canvasser	61,538%
distillation operator	61,538%
specialist dentist	61,538%
hardware and paint specialised seller	61,538%
medical goods specialised seller	61,538%
computer and accessories specialised seller	61,538%
glass engraver	61,538%
regulatory affairs manager	61,538%
fragrance chemist	61,538%
product and services manager	61,538%
food grader	61,364%
pottery and porcelain caster	61,364%
intelligence officer	61,290%
dangerous goods driver	61,290%
fluid power engineer	61,290%
lathe and turning machine operator	61,224%
hospitality vocational teacher	61,224%
drugstore manager	61,224%
art teacher secondary school	61,194%
sound editor	61,111%
straightening machine operator	61,111%
twisting machine operator	61,111%
sewing machinist	61,111%
police inspector	61,111%
embedded system designer	61,111%
wedding planner	61,111%
upsetting machine operator	61,111%
chief executive officer	61,039%
wood fuel pelletiser	60,976%
ticket issuing clerk	60,976%
mechatronics engineer	60,952%
intellectual property consultant	60,870%
chemical application specialist	60,870%
bingo caller	60,870%
tutor	60,870%
aerodynamics engineer	60,870%
milling machine operator	60,870%
social work lecturer	60,766%
equality and inclusion manager	60,759%
membership administrator	60,714%
orthopaedic supply shop manager	60,714%
building materials specialised seller	60,714%

Beruf	KI-Einfl.
regional development policy officer	60,714%
Smart City consultant	60,714%
computer software and multimedia shop manager	60,714%
cutting machine operator	60,714%
agricultural policy officer	60,714%
malt master	60,714%
social work researcher	60,674%
antique shop manager	60,656%
swaging machine operator	60,606%
zoology technician	60,606%
agricultural engineer	60,606%
plastic rolling machine operator	60,606%
automated assembly line operator	60,606%
rotating equipment engineer	60,526%
textile product developer	60,526%
wearing apparel patternmaker	60,526%
computer numerical control machine operator	60,494%
gravure press operator	60,465%
drop forging hammer worker	60,465%
mobility services manager	60,465%
typesetter	60,465%
social entrepreneur	60,417%
textile specialised seller	60,377%
naval architect	60,377%
advanced nurse practitioner	60,355%
learning support teacher	60,317%
tour operator representative	60,317%
aquaculture production manager	60,317%
test engineer	60,317%
electromagnetic engineer	60,215%
biomedical scientist	60,169%
crisis helpline operator	60,000%
foam rubber mixer	60,000%
drilling machine operator	60,000%
hydraulic forging press worker	60,000%
sport administrator	60,000%
pilates teacher	60,000%
footwear assembly supervisor	60,000%
osteopath	60,000%
music and video shop specialised seller	60,000%
editor-in-chief	60,000%
ICT environmental manager	60,000%
legal consultant	60,000%
mineral crushing operator	60,000%

Beruf	KI-Einfl.
optical disc moulding machine operator	60,000%
tumbling machine operator	60,000%
metal sawing machine operator	60,000%
marketing assistant	60,000%
pultrusion machine operator	60,000%
logistics and distribution manager	60,000%
rolling stock engineering technician	60,000%
energy engineer	60,000%
consumer rights advisor	60,000%
leather goods machine operator	60,000%
sign language teacher	60,000%
head sommelier	60,000%
industrial pharmacist	60,000%
social worker	59,919%
aquatic animal health professional	59,770%
bicycle shop manager	59,677%
hospitality entertainment manager	59,649%
ammunition shop manager	59,649%
marine engineering technician	59,615%
business journalist	59,615%
engraving machine operator	59,615%
medical device engineer	59,574%
gear machinist	59,459%
flexographic press operator	59,459%
materials engineer	59,459%
aircraft engine tester	59,459%
scanning operator	59,459%
footwear production technician	59,459%
location manager	59,459%
bindery operator	59,420%
clothing product grader	59,375%
pharmaceutical quality specialist	59,375%
satellite engineer	59,375%
fruit and vegetables shop manager	59,375%
user interface developer	59,375%
geochemist	59,375%
art restorer	59,259%
building materials shop manager	59,259%
post-production supervisor	59,259%
games development manager	59,259%
swimming teacher	59,259%
floor and wall coverings shop manager	59,259%
clothing shop manager	59,259%
cosmetics and perfume shop manager	59,259%
telecommunication equipment shop manager	59,259%
press and stationery shop manager	59,259%

Beruf	KI-Einfl.
IT auditor	59,259%
metal product quality control inspector	59,259%
brewmaster	59,259%
lawyer	59,259%
computer shop manager	59,259%
coagulation operator	59,259%
automation engineer	59,223%
head waiter/head waitress	59,211%
food technician	59,211%
car leasing agent	59,184%
advertising sales agent	59,184%
assistant clinical psychologist	59,184%
sensor engineer	59,140%
race track operator	59,091%
jewellery and watches shop manager	59,091%
creative director	59,091%
oenologist	59,091%
food technologist	59,055%
communication manager	59,016%
kitchen and bathroom shop manager	59,016%
craft shop manager	59,016%
jewellery and watches specialised seller	59,016%
audio describer	58,974%
learning mentor	58,974%
move manager	58,974%
cotton gin operator	58,974%
zoo educator	58,974%
optometrist	58,947%
aquaculture recirculation manager	58,929%
web content manager	58,929%
human resources officer	58,929%
electromechanical engineer	58,879%
sports journalist	58,824%
lasting machine operator	58,824%
recruitment consultant	58,824%
chemical engineering technician	58,824%
special-interest groups' official	58,824%
offshore renewable energy engineer	58,824%
radio producer	58,824%
anodising machine operator	58,824%
confectionery specialised seller	58,824%
mail clerk	58,824%
construction scaffolding supervisor	58,824%
leather goods warehouse operator	58,824%
Steiner school teacher	58,824%
paper cutter operator	58,696%
microelectronics materials engineer	58,621%

Beruf	KI-Einfl.
ICT operations manager	58,537%
personal trainer	58,537%
aircraft engine inspector	58,537%
data protection officer	58,491%
specialised antique dealer	58,491%
shoe and leather accessories shop manager	58,491%
music and video shop manager	58,491%
artistic director	58,442%
special educational needs itinerant teacher	58,333%
footwear quality technician	58,333%
industrial mobile devices software developer	58,333%
bed and breakfast operator	58,333%
technical sales representative in agricultural machinery and equipment	58,333%
technical sales representative in hardware, plumbing and heating equipment	58,333%
technical sales representative in mining and construction machinery	58,333%
technical sales representative in machinery and industrial equipment	58,333%
technical sales representative in chemical products	58,333%
technical sales representative in the textile machinery industry	58,333%
technical sales representative in office machinery and equipment	58,333%
boring machine operator	58,333%
bridge inspector	58,333%
advertising copywriter	58,333%
carpenter supervisor	58,333%
maritime instructor	58,333%
ticket sales agent	58,333%
woodturner	58,333%
explosives engineer	58,333%
advertising assistant	58,333%
psychotherapist	58,268%
bookshop manager	58,209%
secondary school teaching assistant	58,182%
chiropractor	58,173%
leather production manager	58,140%
ICT system analyst	58,140%
lithographer	58,140%
logger	58,140%
ethical hacker	58,140%

Beruf	KI-Einfl.
drill operator	58,065%
electrical transmission system operator	58,065%
prosecutor	58,065%
aerospace engineer	58,065%
merchandiser	58,065%
court clerk	58,065%
automotive designer	58,065%
music instructor	58,065%
chemical processing plant controller	58,065%
costume buyer	58,065%
chemical engineer	58,065%
bank manager	58,065%
venue director	58,065%
recycling specialist	58,000%
hospitality establishment security officer	58,000%
food regulatory advisor	57,895%
software analyst	57,895%
homeopath	57,895%
commissioning technician	57,895%
process engineering technician	57,895%
railway sales agent	57,895%
second-hand shop manager	57,895%
agricultural equipment design engineer	57,895%
rubber technologist	57,895%
mine surveying technician	57,895%
talent acquisition manager	57,895%
eyewear and optical equipment shop manager	57,813%
specialised doctor	57,803%
engineered wood board machine operator	57,778%
teacher of talented and gifted students	57,746%
social counsellor	57,732%
coking furnace operator	57,692%
vessel steering instructor	57,692%
domestic appliances shop manager	57,692%
textile shop manager	57,692%
recreation policy officer	57,692%
public relations officer	57,627%
water conservation technician supervisor	57,627%
sales assistant	57,627%
delicatessen shop manager	57,627%
writer	57,576%
university teaching assistant	57,576%

Beruf	KI-Einfl.
aquaculture recirculation technician	57,576%
nailing machine operator	57,576%
talent agent	57,500%
auxiliary nursing and midwifery vocational teacher	57,447%
industrial engineer	57,447%
rubber products machine operator	57,447%
podiatry assistant	57,407%
photography shop manager	57,377%
oxy fuel burning machine operator	57,143%
rubber dipping machine operator	57,143%
corporate lawyer	57,143%
psychic	57,143%
wood technology engineer	57,143%
environmental mining engineer	57,143%
supreme court judge	57,143%
ground lighting officer	57,143%
flower and garden specialised seller	57,143%
pet and pet food shop manager	57,143%
picture archiving and communication systems administrator	57,143%
set buyer	57,143%
casting mould maker	57,143%
rolling stock assembly inspector	57,143%
commercial art gallery manager	57,143%
technical sales representative in electronic and telecommunications equipment	57,143%
laminating machine operator	57,143%
winding machine operator	57,143%
civil registrar	57,143%
paper stationery machine operator	57,143%
grants management officer	57,143%
government minister	57,143%
roofing supervisor	57,143%
hairdressing vocational teacher	57,143%
leather goods designer	57,143%
train driver	57,143%
casino pit boss	57,143%
ship planner	56,989%
textile machinery technician	56,923%
hardware and paint shop manager	56,863%
sporting and outdoor accessories shop manager	56,863%
coastguard watch officer	56,818%
shiatsu practitioner	56,818%
wood boring machine operator	56,818%
paper embossing press operator	56,757%

Beruf	KI-Einfl.
rail switchperson	56,757%
microelectronics engineer	56,731%
licensing officer	56,667%
book restorer	56,667%
medium	56,667%
healthcare consultant	56,667%
boxing instructor	56,667%
chief operating officer	56,604%
laser cutting machine operator	56,604%
asphalt laboratory technician	56,522%
court enforcement officer	56,522%
agriculture, forestry and fishery vocational teacher	56,522%
procurement department manager	56,452%
chief fire officer	56,410%
community development officer	56,410%
automotive engineer	56,410%
deburring machine operator	56,410%
speech and language therapist	56,383%
engineered wood board grader	56,364%
clinical psychologist	56,291%
coating machine operator	56,250%
biotechnical technician	56,250%
web designer	56,250%
surface miner	56,250%
underground miner	56,250%
official veterinarian	56,250%
electroplating machine operator	56,250%
human resources assistant	56,250%
fat-purification worker	56,250%
concrete finisher supervisor	56,164%
family planning counsellor	56,164%
confectionery shop manager	56,140%
metal planer operator	56,098%
rolling stock inspector	56,098%
rolling stock engine inspector	56,098%
motor vehicle engine inspector	56,098%
toys and games shop manager	56,000%
land surveyor	56,000%
lime kiln operator	56,000%
producer	56,000%
physiotherapist	55,970%
fuel station specialised seller	55,932%
astronaut	55,882%
renewable energy engineer	55,882%
leather raw materials purchasing manager	55,882%

Beruf	KI-Einfl.
aviation surveillance and code coordination manager	55,882%
construction painting supervisor	55,882%
news anchor	55,882%
metrology technician	55,882%
intermodal logistics manager	55,814%
quick service restaurant team leader	55,814%
tourism contract negotiator	55,814%
vessel engine inspector	55,814%
missionary	55,814%
standalone public buyer	55,769%
activity leader	55,769%
rescue centre manager	55,714%
airport operations officer	55,682%
marine engineering drafter	55,556%
biogas technician	55,556%
biochemistry technician	55,556%
lieutenant	55,556%
spokesperson	55,556%
utilities inspector	55,556%
art handler	55,556%
beverages specialised seller	55,556%
court jury coordinator	55,556%
licensing manager	55,556%
trade development officer	55,556%
footwear hand sewer	55,556%
justice of the peace	55,556%
consumer electronics repair technician	55,556%
taxi controller	55,556%
radiation protection officer	55,556%
prepress operator	55,556%
blockchain developer	55,556%
cultural policy officer	55,556%
construction quality manager	55,556%
audiology equipment shop manager	55,556%
blow moulding machine operator	55,556%
aeronautical information specialist	55,556%
dismantling engineer	55,556%
rail construction supervisor	55,556%
electric power generation engineer	55,556%
special educational needs teacher primary school	55,556%
aircraft assembly inspector	55,556%
social pedagogue	55,405%
power lines supervisor	55,357%
entertainment journalist	55,357%
footwear product development manager	55,319%

Beruf	KI-Einfl.
firefighter instructor	55,319%
advanced physiotherapist	55,303%
botanical technician	55,263%
commissioning engineer	55,263%
pipeline environmental project manager	55,263%
podcast producer	55,263%
snowboard instructor	55,172%
flower and garden shop manager	55,172%
after-sales service technician	55,172%
tyre fitter	55,172%
pill maker operator	55,172%
ICT network engineer	55,102%
branch manager	55,056%
protective clothing apparel manufacturer	55,000%
leather measuring operator	55,000%
auger press operator	55,000%
injection moulding operator	55,000%
leather finishing operations manager	55,000%
door to door seller	55,000%
motor vehicle engine tester	55,000%
airport planning engineer	55,000%
fermenter operator	55,000%
vessel engine tester	55,000%
footwear maintenance technician	55,000%
aircraft dispatcher	55,000%
tramways technician	55,000%
geotechnician	55,000%
automotive engineering technician	55,000%
bricklaying supervisor	54,930%
civil engineering technician	54,902%
chemical manufacturing quality technician	54,902%
delicatessen specialised seller	54,902%
wood products assembler	54,839%
riveter	54,839%
industrial robot controller	54,839%
surface mine plant operator	54,839%
perfume production machine operator	54,839%
meat and meat products shop manager	54,839%
beer sommelier	54,839%
funeral services director	54,839%
marriage counsellor	54,795%
broadcast news editor	54,762%
household appliances repair technician	54,717%

Beruf	KI-Einfl.
heating, ventilation, air conditioning engineer	54,688%
plastering supervisor	54,688%
mental health social worker	54,676%
drug and alcohol addiction counsellor	54,667%
business manager	54,651%
chain making machine operator	54,545%
barber	54,545%
visual merchandiser	54,545%
hair removal technician	54,545%
mountain guide	54,545%
activism officer	54,545%
tobacco specialised seller	54,545%
planer thicknesser operator	54,545%
journalist	54,545%
veneer slicer operator	54,545%
construction safety manager	54,545%
hydropower engineer	54,545%
leather goods CAD patternmaker	54,545%
vessel assembly inspector	54,545%
prison instructor	54,545%
web developer	54,545%
drilling engineer	54,545%
mine control room operator	54,545%
textile dyeing technician	54,545%
sewing machine operator	54,545%
farm milk controller	54,545%
primary school teacher	54,545%
structural ironwork supervisor	54,412%
medical goods shop manager	54,386%
water jet cutter operator	54,348%
aesthetician	54,348%
health and safety engineer	54,348%
aquaculture husbandry manager	54,286%
laser marking machine operator	54,286%
motorcycle delivery person	54,286%
social service consultant	54,286%
police detective	54,286%
music teacher	54,237%
print studio supervisor	54,237%
band saw operator	54,167%
blending plant operator	54,167%
pest management worker	54,167%
automotive brake technician	54,167%
nurse responsible for general care	54,098%
chiropractic assistant	54,054%
raw materials warehouse specialist	54,054%

Beruf	KI-Einfl.
international forwarding operations coordinator	54,054%
avionics inspector	54,054%
design and applied arts vocational teacher	54,000%
specialist chiropractor	53,913%
marine cargo inspector	53,846%
youth centre manager	53,846%
wave soldering machine operator	53,846%
security consultant	53,846%
cloud DevOps engineer	53,846%
footwear finishing and packing operator	53,846%
tourist guide	53,731%
beverages shop manager	53,731%
lumber grader	53,731%
rail maintenance technician	53,659%
software architect	53,659%
gas distribution engineer	53,571%
office equipment repair technician	53,571%
laser beam welder	53,571%
shunter	53,571%
front of house manager	53,571%
casino gaming manager	53,571%
port coordinator	53,571%
non-destructive testing specialist	53,571%
calculation engineer	53,571%
body artist	53,488%
fish and seafood shop manager	53,448%
paperhanger supervisor	53,448%
acupuncturist	53,333%
executive assistant	53,333%
agronomist	53,333%
mental health support worker	53,333%
electrical power distributor	53,333%
leather goods quality controller	53,333%
gambling quality assurance engineer	53,333%
plumbing supervisor	53,226%
audio and video equipment shop manager	53,226%
military welfare worker	53,226%
specialist nurse	53,205%
fibreglass machine operator	53,191%
tooling engineer	53,191%
diagnostic radiographer	53,191%
social work assistant	53,125%
fire safety tester	53,125%
criminal justice social worker	53,077%

Beruf	KI-Einfl.
aircraft assembler	53,061%
table saw operator	53,061%
hospital pharmacist	53,030%
zoo section leader	53,030%
human rights officer	52,941%
fitter and turner	52,941%
footwear quality controller	52,941%
radiation protection technician	52,941%
airline transport pilot	52,941%
wearing apparel presser	52,941%
clothing cutter	52,941%
technical director	52,941%
water engineer	52,857%
electron beam welder	52,830%
veterinary receptionist	52,830%
sawmill operator	52,830%
embassy counsellor	52,778%
rolling stock engine tester	52,778%
crane crew supervisor	52,727%
public procurement specialist	52,727%
industrial engineering technician	52,632%
leather wet processing department manager	52,632%
interior planner	52,632%
leaflet distributor	52,632%
fish and seafood specialised seller	52,632%
surface engineer	52,632%
nuclear reactor operator	52,632%
sports official	52,632%
bakery shop manager	52,542%
biology technician	52,500%
farm manager	52,500%
print folding operator	52,500%
baggage flow supervisor	52,500%
meat and meat products specialised seller	52,459%
pulp grader	52,459%
green coffee buyer	52,381%
footwear production machine operator	52,381%
geophysicist	52,381%
textile pattern making machine operator	52,381%
botanicals specialist	52,381%
publishing rights manager	52,381%
production engineering technician	52,381%
receptionist	52,381%
welding coordinator	52,381%
food safety inspector	52,308%

Beruf	KI-Einfl.
debarker operator	52,273%
level crossing signalperson	52,273%
audiologist	52,273%
enterprise architect	52,273%
asphalt plant operator	52,273%
sewer construction supervisor	52,239%
public housing manager	52,206%
outdoor activities instructor	52,174%
road construction supervisor	52,174%
carpet weaver	52,174%
pesticide mixer	52,174%
power distribution engineer	52,113%
garage manager	52,083%
wood router operator	52,083%
gerontology social worker	52,066%
park guide	52,055%
homelessness worker	52,033%
medical physics expert	52,000%
3D printing technician	52,000%
city councillor	52,000%
market vendor	52,000%
maintenance and repair engineer	51,948%
sexual violence counsellor	51,948%
family social worker	51,938%
air traffic manager	51,852%
verger	51,852%
bakery specialised seller	51,852%
fire protection technician	51,852%
gas transmission system operator	51,852%
digital literacy teacher	51,852%
social services manager	51,852%
housing support worker	51,786%
fortune teller	51,724%
sommelier	51,724%
family support worker	51,724%
water systems engineering technician	51,724%
shipbroker	51,724%
customs and excise officer	51,724%
soil surveying technician	51,724%
aquaculture hatchery manager	51,667%
social security administrator	51,613%
nitroglycerin separator operator	51,613%
fire prevention and protection engineer	51,613%
leather production planner	51,613%
ICT quality assurance manager	51,613%
furniture designer	51,613%
substance misuse worker	51,613%
victim support officer	51,587%

Beruf	KI-Einfl.
insulation supervisor	51,563%
helicopter pilot	51,563%
Montessori school teacher	51,563%
Freinet school teacher	51,563%
elderly home manager	51,563%
consultant social worker	51,538%
youth offending team worker	51,538%
data centre operator	51,515%
tiling supervisor	51,471%
fine arts instructor	51,471%
ICT disaster recovery analyst	51,429%
bacteriology technician	51,429%
department manager	51,429%
wine sommelier	51,351%
road maintenance technician	51,351%
bespoke footwear technician	51,351%
stage director	51,351%
care home worker	51,327%
specialist pharmacist	51,316%
warehouse operators for clothing	51,282%
residential home young people care worker	51,282%
industrial tool design engineer	51,220%
bicycle mechanic	51,220%
sport therapist	51,220%
surface grinding machine operator	51,220%
book-sewing machine operator	51,220%
distribution centre dispatcher	51,220%
benefits advice worker	51,220%
migrant social worker	51,200%
interior designer	51,163%
animal welfare inspector	51,163%
fossil-fuel power plant operator	51,163%
plastic furniture machine operator	51,111%
occupational therapist	51,087%
cake press operator	51,020%
hairdresser	51,020%
power plant control room operator	51,020%
shop assistant	50,980%
dairy processing technician	50,980%
residential home older adult care worker	50,909%
residential home adult care worker	50,909%
lift installation supervisor	50,847%
employment support worker	50,847%
social work practice educator	50,847%
tobacco shop manager	50,847%
special educational needs teacher	50,704%

Beruf	KI-Einfl.
judge	50,000%
footwear factory warehouse operator	50,000%
cylindrical grinder operator	50,000%
vacuum forming machine operator	50,000%
hospitality establishment receptionist	50,000%
water traffic coordinator	50,000%
database administrator	50,000%
steam turbine operator	50,000%
lottery operator	50,000%
instrumentation engineer	50,000%
tram controller	50,000%
forest ranger	50,000%
employment agent	50,000%
pastoral worker	50,000%
automotive test driver	50,000%
locksmith	50,000%
cosmetics production machine operator	50,000%
aviation communications and frequency coordination manager	50,000%
mechanical engineer	50,000%
physics technician	50,000%
pharmacy assistant	50,000%
pedicurist	50,000%
pharmacy technician	50,000%
terrazzo setter supervisor	50,000%
podiatrist	50,000%
autonomous driving specialist	50,000%
metal furnace operator	50,000%
community development social worker	50,000%
fisheries assistant engineer	50,000%
ship captain	50,000%
foundry moulder	50,000%
packaging production manager	50,000%
printed circuit board designer	50,000%
surface-mount technology machine operator	50,000%
robotics engineering technician	50,000%
power electronics engineer	50,000%
clothing CAD patternmaker	50,000%
dip tank operator	50,000%
ICT integration tester	50,000%
head of workshop	50,000%
pharmaceutical engineer	50,000%
made-up textile articles manufacturer	50,000%
food service vocational teacher	50,000%
maritime water transport general manager	50,000%

Beruf	KI-Einfl.
calibration technician	50,000%
performing arts theatre instructor	50,000%
animation director	50,000%
rolling stock engineer	50,000%
geothermal power plant operator	50,000%
mineral processing operator	50,000%
filing machine operator	50,000%
waste broker	50,000%
adult community care worker	50,000%
aviation ground systems engineer	50,000%
lottery cashier	50,000%
horse riding instructor	50,000%
intelligence communications interceptor	50,000%
musical conductor	50,000%
social care worker	49,660%
education welfare officer	49,645%
community social worker	49,618%
youth worker	49,618%
food analyst	49,383%
cider master	49,315%
commercial pilot	49,254%
military engineer	49,254%
bereavement counsellor	49,231%
clinical social worker	49,231%
rehabilitation support worker	49,206%
tourist information officer	49,206%
alternative fuels engineer	49,206%
foster care support worker	49,206%
performance flying director	49,180%
disability support worker	49,167%
social work supervisor	49,123%
enterprise development worker	49,123%
gunsmith	49,057%
railway passenger service agent	49,057%
make-up and hair designer	48,980%
dismantling supervisor	48,936%
video and motion picture producer	48,889%
puppet designer	48,889%
police trainer	48,837%
chemical processing supervisor	48,837%
computer hardware test technician	48,837%
orthoptist	48,810%
blockchain architect	48,780%
car and van delivery driver	48,780%
container equipment assembler	48,718%
aerospace engineering technician	48,718%
railway station manager	48,718%

Beruf	KI-Einfl.
vehicle maintenance supervisor	48,718%
food production operator	48,684%
user interface designer	48,649%
production potter	48,649%
gaming inspector	48,649%
child day care centre manager	48,592%
livestock advisor	48,571%
shoe repairer	48,571%
electronic equipment inspector	48,571%
night auditor	48,571%
electrical supervisor	48,529%
finished leather warehouse manager	48,485%
early years special educational needs teacher	48,438%
palliative care social worker	48,413%
social security officer	48,387%
smart home engineer	48,387%
mechanical engineering technician	48,387%
sergeant	48,387%
coquille casting worker	48,387%
tyre builder	48,387%
residential childcare worker	48,333%
crisis situation social worker	48,276%
refuse vehicle driver	48,276%
early years teacher	48,276%
audiology technician	48,276%
enameller	48,276%
nitroglycerin neutraliser	48,276%
thermal engineer	48,276%
dance teacher	48,235%
construction general supervisor	48,214%
boiler operator	48,148%
landscape designer	48,148%
tour organiser	48,148%
optician	48,077%
head chef	48,052%
construction manager	48,000%
airport environment officer	48,000%
ICT system integration consultant	47,917%
semiconductor processor	47,917%
community care case worker	47,899%
wood drying kiln operator	47,826%
governor	47,826%
jewellery engraver	47,826%
chief ICT security officer	47,826%
wood pallet maker	47,826%
air traffic controller	47,826%
master coffee roaster	47,826%

Beruf	KI-Einfl.
marine fitter	47,826%
clothing CAD technician	47,826%
forestry technician	47,826%
second officer	47,727%
varnish maker	47,727%
radiographer	47,727%
animal feed supervisor	47,692%
membership manager	47,619%
metallurgist	47,619%
cloud software developer	47,619%
onshore wind energy engineer	47,619%
assayer	47,619%
doctors' surgery assistant	47,619%
marine chief engineer	47,541%
slitter operator	47,500%
ICT help desk agent	47,500%
cigar inspector	47,500%
rail intermodal equipment operator	47,500%
photojournalist	47,458%
performance video designer	47,368%
metal additive manufacturing operator	47,368%
sauce production operator	47,368%
solar energy engineer	47,368%
air force pilot	47,368%
co-pilot	47,368%
animal osteopath	47,368%
clothing alteration machinist	47,368%
water treatment systems operator	47,368%
odds compiler	47,368%
underwater construction supervisor	47,297%
heat sealing machine operator	47,222%
dance répétiteur	47,222%
fluid power technician	47,222%
dredging supervisor	47,170%
consul	47,059%
stone driller	47,059%
hairdresser assistant	47,059%
private pilot	47,059%
slate mixer	47,059%
glass-blower	47,059%
ski lift operator	47,059%
power production plant operator	46,939%
printed circuit board test technician	46,939%
hospital social worker	46,923%
tunnel boring machine operator	46,875%
procurement support officer	46,875%
digital games designer	46,875%
assistant stage director	46,875%

Beruf	KI-Einfl.
computer hardware engineering technician	46,809%
furniture restorer	46,809%
child care social worker	46,774%
ICT system tester	46,667%
block machine operator	46,667%
corrosion technician	46,667%
milliner	46,667%
metalworking lathe operator	46,667%
hydroelectric plant operator	46,667%
pyrotechnic designer	46,535%
roadside vehicle technician	46,512%
offshore renewable energy technician	46,479%
visual arts teacher	46,479%
steam plant operator	46,429%
soap drier operator	46,429%
air separation plant operator	46,429%
glass installation supervisor	46,377%
street artist	46,341%
manicurist	46,341%
prepared meals nutritionist	46,341%
presenter	46,341%
vineyard supervisor	46,341%
clothing sample machinist	46,341%
compression moulding machine operator	46,341%
spa attendant	46,296%
tool and die maker	46,296%
robotics engineer	46,154%
landscape architect	46,154%
relocation officer	46,154%
electronics engineer	46,154%
toymaker	46,053%
child welfare worker	46,032%
mask maker	45,946%
solid waste operator	45,946%
coffee taster	45,946%
fisheries observer	45,946%
rail traffic controller	45,946%
midwife	45,918%
welding engineer	45,902%
child day care worker	45,865%
airspace manager	45,833%
gemmaologist	45,833%
vlogger	45,833%
carpet handicraft worker	45,833%
miller	45,763%

Beruf	KI-Einfl.
customer contact centre information clerk	45,714%
liquid waste treatment plant operator	45,714%
casino cashier	45,714%
chemical metallurgist	45,714%
fruit production team leader	45,714%
chaplain	45,714%
ICT system architect	45,652%
glass polisher	45,652%
electrical engineer	45,528%
pyrotechnics drying room attendant	45,455%
process metallurgist	45,455%
geothermal technician	45,455%
lifeguard instructor	45,455%
precision engineer	45,455%
insulating tube winder	45,455%
performance lighting designer	45,455%
chipper operator	45,455%
metal products assembler	45,455%
taxi driver	45,455%
costume designer	45,455%
engine designer	45,455%
mobile phone repair technician	45,283%
footwear product developer	45,283%
equine dental technician	45,238%
healthcare assistant	45,205%
industrial waste inspector	45,161%
ICT change and configuration manager	45,161%
performing arts school dance instructor	45,122%
kennel supervisor	45,098%
woodcarver	45,098%
construction engineer	45,000%
quick service restaurant crew member	45,000%
precision mechanic	45,000%
food biotechnologist	45,000%
drone pilot	44,776%
powertrain engineer	44,737%
rail logistics coordinator	44,737%
wood sander	44,737%
dental practitioner	44,697%
conceptual artist	44,681%
mechatronics engineering technician	44,643%
circus arts teacher	44,595%
anaerobic digestion plant operator	44,444%
flight test engineer	44,444%
ATM repair technician	44,444%

Beruf	KI-Einfl.
chemical tester	44,444%
industrial designer	44,444%
construction equipment technician	44,444%
move coordinator	44,444%
pneumatic systems technician	44,444%
oil mill operator	44,444%
leather production machine operator	44,444%
canvas goods assembler	44,444%
hydrogenation machine operator	44,444%
scientific laboratory technician	44,444%
oilseed presser	44,231%
private chauffeur	44,231%
marine engineer	44,186%
mediator	44,186%
nanoengineer	44,118%
motor vehicle assembler	44,068%
skipper	44,048%
control panel tester	44,000%
motorcycle assembler	43,902%
drill press operator	43,902%
front line medical receptionist	43,902%
physiotherapy assistant	43,902%
electrical equipment inspector	43,902%
dance therapist	43,902%
aircraft fuel system operator	43,750%
edge bander operator	43,750%
art director	43,750%
telecommunications analyst	43,590%
cacao beans cleaner	43,590%
gas processing plant operator	43,590%
router operator	43,590%
hand lasting operator	43,478%
aircraft marshaller	43,478%
fruit and vegetable canner	43,478%
cyber incident responder	43,478%
beauty salon attendant	43,478%
microelectronics engineering technician	43,478%
centrifuge operator	43,396%
gas service technician	43,333%
demolition supervisor	43,333%
animal assisted therapist	43,333%
mining assistant	43,333%
army corporal	43,333%
recreational therapist	43,284%
immigration policy officer	43,243%
digital media designer	43,243%
sprinkler fitter	43,243%

Beruf	KI-Einfl.
camping ground operative	43,243%
stone polisher	43,137%
aquaculture mooring manager	43,137%
sound artist	43,137%
computer hardware repair technician	43,103%
dental chairside assistant	43,038%
diplomat	42,857%
ambassador	42,857%
forge equipment technician	42,857%
surgical instrument maker	42,857%
volunteer manager	42,857%
hydropower technician	42,857%
well-digger	42,857%
make-up artist	42,857%
armed forces officer	42,857%
digital prototyper	42,857%
food and beverage packaging technologist	42,857%
leather goods finishing operator	42,857%
motor vehicle body assembler	42,857%
oil refinery control room operator	42,857%
gas processing plant control room operator	42,857%
nuclear medicine radiographer	42,697%
aircraft pilot	42,697%
drama teacher	42,683%
electromechanical drafter	42,500%
choirmaster/choirmistress	42,500%
aircraft maintenance engineer	42,500%
set designer	42,500%
postman/postwoman	42,424%
driller	42,308%
sculptor	42,308%
crosscut saw operator	42,308%
artisan papermaker	42,308%
telecommunications engineer	42,222%
geothermal engineer	42,222%
performance artist	42,105%
nuclear engineer	42,105%
metal engraver	42,105%
drainage engineer	42,105%
deck officer	42,105%
occupational therapy assistant	42,105%
coffee grinder	42,105%
desktop publisher	42,105%
fertiliser mixer	42,105%
knitter	42,105%
building caretaker	41,935%

Beruf	KI-Einfl.
hotel concierge	41,935%
head pastry chef	41,892%
fight director	41,860%
contract manager	41,860%
precious stone cutter	41,860%
moulding machine technician	41,860%
art therapist	41,860%
video and motion picture director	41,818%
minister of religion	41,791%
volunteer mentor	41,667%
V-belt finisher	41,667%
production designer	41,667%
clothing finisher	41,667%
chromatographer	41,667%
bicycle assembler	41,667%
hawker	41,667%
nitrator operator	41,667%
performance lighting director	41,509%
boilermaker	41,509%
vessel engine assembler	41,509%
blanching operator	41,509%
ICT security technician	41,509%
illustrator	41,463%
clinical perfusion scientist	41,463%
lift technician	41,429%
art administrator	41,379%
airside safety manager	41,379%
fashion designer	41,379%
ergonomist	41,379%
leather laboratory technician	41,379%
sensor engineering technician	41,304%
germination operator	41,304%
maternity support worker	41,270%
hide grader	41,176%
leather goods patternmaker	41,176%
wooden furniture machine operator	41,176%
textile colourist	41,176%
tyre vulcaniser	41,176%
road sign installer	41,176%
music therapist	41,045%
tanning technician	41,026%
photographic developer	41,026%
security alarm technician	40,909%
photonics engineering technician	40,909%
chemistry technician	40,909%
architect	40,860%
microelectronics designer	40,845%
spot welder	40,816%

Beruf	KI-Einfl.
animal artificial insemination technician	40,816%
electronics engineering technician	40,789%
aircraft engine specialist	40,741%
mechatronics assembler	40,741%
employee volunteering programme coordinator	40,741%
ICT network architect	40,741%
rÃ©cipitateur	40,678%
automation engineering technician	40,678%
bus driver	40,678%
textile designer	40,625%
hand brick moulder	40,625%
green coffee coordinator	40,625%
colour sampling technician	40,541%
webmaster	40,541%
youth programme director	40,541%
industrial machinery assembler	40,541%
lacquer maker	40,476%
footwear designer	40,476%
stone engraver	40,426%
security guard supervisor	40,426%
beverage filtration technician	40,426%
optomechanical engineering technician	40,426%
clothing fashion designer	40,385%
sewerage maintenance technician	40,351%
humanitarian advisor	40,000%
director of compliance and information security in gambling	40,000%
paint mixer	40,000%
stone splitter	40,000%
chimney sweep	40,000%
shoemaker	40,000%
microsystem engineering technician	40,000%
immigration adviser	40,000%
wood treater	40,000%
dental hygienist	39,706%
aquaculture hatchery technician	39,655%
canning and bottling line operator	39,623%
optoelectronic engineering technician	39,583%
cabin crew manager	39,583%
jeweller	39,583%
sewerage network operative	39,583%
architectural drafter	39,535%
wig and hairpiece maker	39,535%
rustproofer	39,474%
labour relations officer	39,474%

Beruf	KI-Einfl.
emergency medical dispatcher	39,474%
paramedic in emergency responses	39,450%
vehicle maintenance attendant	39,394%
tool grinder	39,394%
onshore wind farm technician	39,394%
secretary general	39,286%
basketmaker	39,286%
shotfirer	39,286%
animal therapist	39,286%
water conservation technician	39,216%
general veterinarian	39,216%
survival instructor	39,216%
offshore renewable energy plant operator	39,189%
chilling operator	39,130%
scrap metal operative	39,130%
soap maker	39,130%
printed circuit board assembler	39,024%
jewellery designer	38,983%
distillery supervisor	38,983%
monk/nun	38,889%
boom operator	38,889%
leaf sorter	38,889%
nuclear technician	38,889%
microelectronics maintenance technician	38,889%
abrasive blasting operator	38,889%
road marker	38,889%
animal shelter worker	38,776%
pyrotechnician	38,776%
solar power plant operator	38,776%
aircraft engine assembler	38,776%
motor vehicle engine assembler	38,776%
promotions demonstrator	38,710%
animal behaviourist	38,710%
metal furniture machine operator	38,636%
printmaker	38,636%
tourist animator	38,636%
substation engineer	38,636%
photography teacher	38,596%
capsule filling machine operator	38,462%
mayor	38,462%
embroiderer	38,462%
embroidery machine operator	38,462%
cybersecurity risk manager	38,462%
V-belt builder	38,462%
cartoonist	38,462%
stage manager	38,372%

Beruf	KI-Einfl.
solar energy technician	38,356%
railway car upholsterer	38,298%
packaging and filling machine operator	38,298%
fisheries boatman	38,272%
pump operator	38,235%
cemetery attendant	38,235%
chemical mixer	38,235%
manufactured wooden building assembler	38,235%
electrical equipment assembler	38,182%
gambling games designer	38,095%
hunter	38,095%
artistic coach	38,000%
civil drafter	37,931%
animal physiotherapist	37,931%
animal chiropractor	37,931%
colour sampling operator	37,931%
laundry ironer	37,931%
cooper	37,838%
sign maker	37,838%
crane technician	37,838%
food production engineer	37,838%
hazardous waste technician	37,778%
director of photography	37,778%
clarifier	37,778%
refining machine operator	37,736%
pasta maker	37,705%
medical device engineering technician	37,662%
horticulture production team leader	37,662%
automated fly bar operator	37,624%
sound designer	37,607%
special forces officer	37,500%
voice-over artist	37,500%
animal embryo transfer technician	37,500%
heating, ventilation, air conditioning and refrigeration engineering technician	
blender operator	37,500%
brush maker	37,500%
tracer powder blender	37,500%
tanner	37,500%
brew house operator	37,500%
leather finishing operator	37,500%
cytotechnologist	37,500%
specialised veterinarian	37,363%
countryside officer	37,288%
cigar brander	37,209%
vehicle technician	37,143%

Beruf	KI-Einfl.
wind musical instrument maker	37,143%
pneumatic engineering technician	37,037%
rolling stock engineering drafter	37,037%
automated cable vehicle controller	37,037%
fashion model	37,037%
special effects artist	37,037%
cloud identity manager	37,037%
election observer	37,037%
gas production engineer	37,037%
hearse driver	37,037%
ship pilot dispatcher	37,037%
cellar operator	37,037%
distillery miller	37,037%
horticulture production manager	36,986%
aquaculture rearing technician	36,986%
ICT security administrator	36,957%
concrete products machine operator	36,957%
flight attendant	36,923%
concrete finisher	36,923%
vehicle restoration technician	36,842%
anaesthetic technician	36,842%
aftersales service manager	36,842%
industrial machinery mechanic	36,842%
rigger	36,842%
medical laboratory assistant	36,620%
hair stylist	36,585%
massage therapist	36,538%
electromechanical engineering technician	36,486%
mechanical engineering drafter	36,364%
gambling games developer	36,364%
carbonation operator	36,364%
stop-motion animator	36,364%
aircraft gas turbine engine overhaul technician	36,364%
theme park technician	36,364%
heating technician	36,232%
structural ironworker	36,207%
glass beveler	36,207%
special educational needs assistant	36,170%
store detective	36,111%
wastewater engineer	36,111%
tram driver	36,066%
malt kiln operator	36,066%
briquetting machine operator	36,000%
automotive engineering drafter	36,000%
aircraft de-icer installer	36,000%
warfare specialist	35,897%

Beruf	KI-Einfl.
dog trainer	35,897%
navy officer	35,897%
dramaturge	35,849%
bicycle courier	35,714%
fisheries master	35,714%
barista	35,714%
stage machinist	35,714%
pasta operator	35,714%
animal massage therapist	35,714%
animal hydrotherapist	35,714%
steward/stewardess	35,714%
cylinder filler	35,714%
pre-lasting operator	35,714%
carpet fitter	35,556%
early years teaching assistant	35,556%
ship assistant engineer	35,556%
scenery technician	35,526%
lacquer spray gun operator	35,484%
performance video operator	35,484%
dairy products manufacturing worker	35,484%
leaf tier	35,417%
nurse assistant	35,385%
battery assembler	35,294%
video and motion picture editor	35,294%
embalmer	35,294%
musician	35,211%
clock and watchmaker	35,185%
drafter	35,165%
dresser	35,135%
dressmaker	35,135%
optical instrument assembler	35,088%
prosthetist-orthotist	35,088%
baker	35,000%
pipeline pump operator	35,000%
railway electronic technician	35,000%
motor vehicle upholsterer	35,000%
horse trainer	35,000%
hardwood floor layer	35,000%
waiter/waitress	34,921%
drawing artist	34,884%
aerospace engineering drafter	34,783%
irrigation technician	34,783%
live animal transporter	34,783%
passport officer	34,783%
industrial cook	34,722%
alternative animal therapist	34,694%
digital artist	34,694%
dental instrument assembler	34,694%

Beruf	KI-Einfl.
primary school teaching assistant	34,694%
smart home installer	34,615%
belt builder	34,615%
domestic butler	34,615%
rubber goods assembler	34,615%
dairy products maker	34,615%
rubber cutting machine tender	34,615%
ceramicist	34,545%
kosher butcher	34,483%
orthopaedic footwear technician	34,483%
wax bleacher	34,483%
court bailiff	34,375%
electrical engineering technician	34,375%
street food vendor	34,286%
septic tank servicer	34,286%
costume attendant	34,211%
radio technician	34,211%
marine firefighter	34,146%
air force officer	34,146%
rotating equipment mechanic	34,091%
jewellery repairer	34,043%
resilient floor layer	34,043%
stone planer	34,000%
zookeeper	34,000%
medical device assembler	33,898%
stevedore	33,871%
photographic equipment assembler	33,846%
electronic equipment assembler	33,846%
carpenter	33,803%
domestic housekeeper	33,766%
butcher	33,696%
warehouse worker	33,673%
public affairs consultant	33,333%
restaurant host/restaurant hostess	33,333%
train conductor	33,333%
sheet metal worker	33,333%
cacao bean roaster	33,333%
product development engineering drafter	33,333%
dry press operator	33,333%
refrigeration air condition and heat pump technician	33,333%
funeral attendant	33,333%
precision instrument assembler	33,333%
artistic painter	33,333%
house sitter	33,333%
surface treatment operator	33,333%
forestry equipment operator	33,333%

Beruf	KI-Einfl.
prop maker	33,333%
covid tester	33,333%
integration engineer	33,333%
kennel worker	33,333%
optical instrument repairer	33,333%
meter reader	33,333%
trolley bus driver	33,333%
power tool repair technician	33,333%
fARRIER	33,333%
telephone switchboard operator	33,333%
linen room attendant	33,333%
equine yard manager	33,333%
material testing technician	33,333%
decontamination worker	33,333%
boat rigger	33,333%
patient transport services driver	33,333%
construction scaffolder	33,333%
bridge operator	33,333%
mattress making machine operator	33,333%
toilet attendant	33,333%
game keeper	33,333%
marine upholsterer	33,333%
raw material reception operator	32,857%
aquaculture harvesting manager	32,836%
set builder	32,813%
coachbuilder	32,692%
emergency ambulance driver	32,692%
light board operator	32,692%
waterway construction labourer	32,692%
guide dog instructor	32,500%
motor vehicle parts assembler	32,500%
flour purifier operator	32,500%
performance hairdresser	32,432%
instrumentation engineering technician	32,432%
radiation therapist	32,432%
mobile devices technician	32,353%
international relations officer	32,353%
recreation model maker	32,353%
vermouth manufacturer	32,353%
animal trainer	32,353%
pipeline engineer	32,353%
chef	32,308%
veterinary technician	32,308%
stonemason	32,308%
motion picture film developer	32,258%
fisheries boatmaster	32,143%
watch and clock repairer	32,143%
police officer	32,143%

Beruf	KI-Einfl.
chocolatier	32,075%
refuse collector	32,000%
ship duty engineer	31,915%
agricultural machinery technician	31,818%
pesticides sprayer	31,818%
aeronautical information service officer	31,818%
V-belt coverer	31,818%
firefighter	31,746%
staircase installer	31,667%
electrical drafter	31,579%
marine mechanic	31,579%
leather sorter	31,579%
parking valet	31,579%
costume maker	31,507%
building electrician	31,481%
control panel assembler	31,481%
animal feed nutritionist	31,429%
tower crane operator	31,429%
synthetic materials engineer	31,429%
cloud architect	31,250%
halal butcher	31,250%
cattle pedicure	31,250%
artillery officer	31,250%
marine electrician	31,250%
water network operative	31,250%
crossing guard	31,034%
aviation safety officer	31,034%
ombudsman	31,034%
membranophone musical instruments maker	31,034%
soap chipper	31,034%
child care coordinator	30,952%
security alarm investigator	30,769%
bee breeder	30,769%
roughneck	30,769%
concrete pump operator	30,769%
performance rental technician	30,769%
sole and heel operator	30,769%
electronic musical instrument maker	30,769%
recording studio technician	30,612%
drainage worker	30,612%
airport security officer	30,612%
industrial firefighter	30,612%
glass artist	30,556%
aircraft maintenance technician	30,556%
baking operator	30,508%
transport equipment painter	30,488%
steam engineer	30,435%

Beruf	KI-Einfl.
dog breeder	30,435%
chief conductor	30,435%
antique furniture reproducer	30,435%
starch converting operator	30,435%
derrickhand	30,435%
camera operator	30,357%
automotive electrician	30,357%
host/hostess	30,233%
fire service vehicle operator	30,233%
jewellery assembler	30,233%
candle maker	30,233%
phlebotomist	30,000%
fireplace installer	30,000%
animator	30,000%
rolling stock assembler	30,000%
heating, ventilation, air conditioning (and refrigeration) drafter	30,000%
construction painter	30,000%
video technician	29,851%
bartender	29,825%
intelligent lighting engineer	29,730%
moulding machine operator	29,730%
upholsterer	29,730%
script supervisor	29,730%
emergency response worker	29,730%
stage technician	29,710%
scenic painter	29,630%
aquaculture cage technician	29,630%
poultry breeder	29,630%
heating and ventilation service installer	29,577%
wire harness assembler	29,508%
audio production technician	29,487%
water-based aquaculture technician	29,412%
dental technician	29,412%
wicker furniture maker	29,412%
hospital porter	29,412%
electronics drafter	29,412%
plumber	29,310%
animation layout artist	29,268%
pastry maker	29,268%
mattress maker	29,167%
greaser	29,167%
jewellery polisher	29,167%
event electrician	29,167%
decorative painter	29,091%
land-based machinery technician	29,032%
granulator machine operator	29,032%
train preparer	29,032%

Beruf	KI-Einfl.
ship steward/ship stewardess	29,032%
storyboard artist	28,947%
picture editor	28,846%
electrician	28,814%
civil engineering worker	28,788%
dairy processing operator	28,788%
welder	28,736%
interior architect	28,571%
maritime pilot	28,571%
juvenile correctional officer	28,571%
train attendant	28,571%
integrated circuit design engineer	28,571%
arboriculturist	28,571%
electrical cable assembler	28,571%
cattle breeder	28,571%
aquaculture husbandry technician	28,571%
industrial electrician	28,571%
respiratory therapy technician	28,571%
tailor	28,571%
prop master/prop mistress	28,409%
passenger fare controller	28,302%
moving truck driver	28,261%
foundry operative	28,205%
pizzaiolo	28,125%
wine fermenter	28,125%
confectioner	28,049%
marine electronics technician	28,000%
blacksmith	28,000%
rail layer	28,000%
road roller operator	27,907%
fiberglass laminator	27,907%
boatswain	27,907%
marine mechatronics technician	27,907%
fruit-press operator	27,907%
engine minder	27,907%
aircraft interior technician	27,907%
steeplejack	27,907%
cocoa mill operator	27,907%
choreologist	27,869%
home care aide	27,869%
electromechanical equipment assembler	27,869%
materials handler	27,778%
insulation worker	27,778%
dietetic technician	27,778%
recycling worker	27,778%
choreographer	27,632%
immigration officer	27,586%

Beruf	KI-Einfl.
musical instrument technician	27,586%
bathroom fitter	27,586%
footwear 3D developer	27,586%
hotel butler	27,586%
high rigger	27,586%
sugar refinery operator	27,500%
forestry machinery technician	27,500%
irrigation system installer	27,500%
laundry worker	27,451%
armoured car driver	27,451%
kitchen assistant	27,451%
fisheries engineering technician	27,273%
computer-aided design operator	27,273%
temperature screener	27,273%
mobile crane operator	27,273%
roofer	27,273%
glass painter	27,273%
cigarette making machine operator	27,273%
horse breeder	27,119%
animal groomer	27,083%
ceramic painter	27,083%
helmsman	27,083%
meat preparations operator	27,059%
firework assembler	26,923%
tile fitter	26,923%
bricklayer	26,866%
road maintenance worker	26,829%
idiophone musical instruments maker	26,667%
sheep breeder	26,667%
vehicle glazier	26,667%
goldsmith	26,667%
rescue diver	26,667%
kitchen unit installer	26,667%
crop production manager	26,531%
container crane operator	26,471%
chocolate moulding operator	26,316%
leather goods artisanal worker	26,316%
rolling stock electrician	26,316%
masseur/masseuse	26,190%
doll maker	26,190%
aquaculture husbandry worker	26,136%
animal care attendant	25,926%
sewer construction worker	25,862%
performance lighting technician	25,843%
theatre technician	25,843%
precious stone setter	25,806%
asbestos abatement worker	25,806%
cloak room attendant	25,806%

Beruf	KI-Einfl.
electric meter technician	25,714%
sewerage cleaner	25,714%
telecommunications engineering technician	25,641%
companion	25,581%
gaming dealer	25,581%
silversmith	25,581%
prepared meat operator	25,556%
door installer	25,532%
horticulture worker	25,455%
sound operator	25,439%
bodyguard	25,424%
dryer attendant	25,397%
veterinary nurse	25,316%
instrument technician	25,000%
extract mixer tester	25,000%
tent installer	25,000%
leather goods packing operator	25,000%
furniture upholsterer	25,000%
cider fermentation operator	25,000%
squadron leader	25,000%
casting director	25,000%
plate glass installer	25,000%
anatomical pathology technician	25,000%
animal feed operator	25,000%
fur animals breeder	24,561%
pig breeder	24,561%
stunt performer	24,561%
ICT network administrator	24,528%
laundromat attendant	24,490%
civil enforcement officer	24,490%
miniature set designer	24,444%
paperhanger	24,444%
scraper operator	24,444%
marine painter	24,444%
milk heat treatment process operator	24,390%
pet sitter	24,390%
stand-in	24,324%
ICT network technician	24,324%
brick and tile caster	24,324%
prosthetic-orthotics technician	24,138%
aquaculture cage mooring worker	24,138%
street performer	24,138%
plasterer	24,074%
aquaculture harvesting technician	24,051%
hotel porter	24,000%
warehouse order picker	24,000%
ornamental metal worker	24,000%

Beruf	KI-Einfl.
solderer	23,810%
projectionist	23,810%
doorman/doorwoman	23,810%
vehicle electronics installer	23,810%
cocoa press operator	23,810%
curing room worker	23,729%
dancer	23,684%
tree surgeon	23,529%
video artist	23,438%
cook	23,333%
pipe welder	23,288%
casting machine operator	23,256%
animal handler	23,256%
starch extraction operator	23,214%
ICT technician	23,077%
grader operator	23,077%
drain technician	23,077%
fish production operator	23,077%
agronomic crop production team leader	23,077%
armoured car guard	23,077%
locker room attendant	23,077%
carriage driver	23,077%
room attendant	23,077%
fish cook	22,917%
excavator operator	22,917%
domestic electrician	22,917%
fish preparation operator	22,807%
brazier	22,727%
prompter	22,727%
wood painter	22,727%
porcelain painter	22,727%
graphic designer	22,642%
window installer	22,642%
ICT system administrator	22,642%
3D modeller	22,581%
mixed farmer	22,581%
prison officer	22,581%
swimming facility attendant	22,581%
legal guardian	22,581%
furniture assembler	22,500%
stringed musical instrument maker	22,500%
airport maintenance technician	22,500%
pile driving hammer operator	22,500%
furniture finisher	22,449%
deep-sea fishery worker	22,414%
electricity distribution technician	22,222%
optical technician	22,222%

Beruf	KI-Einfl.
snow-clearing worker	22,222%
coffee roaster	22,222%
pipeline maintenance worker	22,222%
window cleaner	22,222%
telecommunications technician	22,034%
ground rigger	21,951%
guitar maker	21,951%
bomb disposal technician	21,875%
amusement and recreation attendant	21,739%
ceiling installer	21,739%
demolition worker	21,739%
cocktail bartender	21,667%
construction commercial diver	21,667%
frame maker	21,429%
ground steward/ground stewardess	21,429%
vending machine operator	21,429%
grill cook	21,277%
disc jockey	21,277%
avionics technician	21,212%
air traffic safety technician	21,154%
forklift operator	21,127%
usher	21,053%
attraction operator	21,053%
stagehand	20,833%
overhead line worker	20,833%
handyperson	20,833%
oil rig motorhand	20,833%
jewellery mounter	20,690%
photographer	20,690%
honey extractor	20,690%
acoustical engineer	20,690%
road construction worker	20,000%
shelf filler	20,000%
diesel engine mechanic	20,000%
piano maker	20,000%
pastry chef	20,000%
diet cook	20,000%
milk reception operator	19,608%
filigree maker	19,608%
bulldozer operator	19,565%
harpsichord maker	19,512%
harp maker	19,512%
keyboard musical instrument maker	19,512%
airport baggage handler	19,444%
building exterior cleaner	19,444%
street lighting electrician	19,444%
actor/actress	19,403%
dredge operator	19,355%

Beruf	KI-Einfl.
street warden	19,355%
footwear CAD patternmaker	19,231%
fibre optic installer	19,231%
communication infrastructure maintainer	19,048%
incinerator operator	19,048%
event scaffolder	19,048%
audio-visual technician	19,048%
violin maker	19,048%
house builder	19,048%
club host/club hostess	18,919%
liquor grinding mill operator	18,750%
candy machine operator	18,750%
building construction worker	18,644%
factory hand	18,519%
kettle tender	18,519%
sorter labourer	18,519%
aquaculture hatchery worker	18,462%
meat cutter	18,462%
cable jointer	18,182%
school bus attendant	18,182%
mouldmaker	18,182%
fisheries deckhand	18,182%
life guard	17,949%
fish canning operator	17,857%
singer	17,857%
media integration operator	17,822%
cabinet maker	17,778%
sailor	17,647%
hand luggage inspector	17,500%
matrose	17,431%
nanny	17,391%
model maker	17,391%
hop farmer	17,391%
taxidermist	17,391%
organ builder	17,391%
shipwright	17,308%
aircraft groomer	17,241%
security guard	17,241%
vineyard worker	17,241%
circus artist	17,188%
gate guard	16,667%
automotive battery technician	16,667%
professional athlete	16,667%
art model	16,667%
bulk filler	16,667%
equine worker	16,667%
decksman	16,471%

Beruf	KI-Einfl.
terrazzo setter	16,279%
groom	16,279%
vehicle cleaner	16,129%
furniture cleaner	16,129%
crowd controller	16,071%
3D animator	16,000%
mover	15,789%
production plant crane operator	15,625%
electrolytic cell maker	15,385%
private chef	15,385%
drapery and carpet cleaner	15,217%
forest worker	15,094%
slaughterer	15,000%
electrical mechanic	14,815%
crop production worker	14,634%
ordinary seaman	14,583%
broadcast technician	14,583%
livestock worker	14,545%
water-based aquaculture worker	14,474%
au pair	14,286%
street sweeper	14,286%
kitchen porter	14,286%
coppersmith	13,953%
dismantling worker	13,725%
footwear patternmaker	13,636%
precast moulder	13,333%
followspot operator	13,333%
sound mastering engineer	13,333%
distillery worker	13,158%
variety artist	13,043%
groundsman/groundswoman	12,963%
sectional belt mould assembler	12,903%
child care worker	12,903%
roustabout	12,903%
infantry soldier	12,903%
advertising installer	12,000%
liquor blender	11,905%
interior landscaper	11,765%
shepherd	11,538%
wood caulkier	11,538%
telecommunications equipment maintainer	11,538%
food service worker	11,111%
door supervisor	10,870%
building cleaner	10,448%
landscape gardener	10,000%
stand-up comedian	9,524%
kosher slaughterer	9,524%

Beruf	KI-Einfl.
domestic cleaner	9,434%
land-based machinery operator	9,375%
halal slaughterer	9,231%
train cleaner	8,108%
vineyard machinery operator	8,000%
puppeteer	7,843%
aquaculture harvesting worker	7,692%
escort	7,143%
hand packer	6,897%
yeast distiller	6,452%
babysitter	6,452%
fish trimmer	4,762%
amusement park cleaner	4,167%
extra	3,704%
sterile services technician	3,030%
harvest diver	0,000%
on foot aquatic resources collector	0,000%
fruit and vegetable picker	0,000%
poultry sexer	0,000%
garden labourer	0,000%
catcher	0,000%
fishing net maker	0,000%