11. KI und Arbeit – Chance und Risiko zugleich

Wenke Apt, Kai Priesack

Zwei Sichtweisen dominieren die aktuelle Diskussion um die Auswirkungen von KI auf die Arbeit. Die einen gehen von massiven Verwerfungen auf dem Arbeitsmarkt durch weitreichende Verdrängung von Arbeitskräften durch den Einsatz von KI aus. Für die anderen bietet das Zusammenspiel zwischen Mensch und KI vielseitige Chancen, um die Arbeit aufzuwerten und damit die Arbeitsqualität zu verbessern. Die beiden Szenarien stehen dabei nicht unbedingt in unmittelbarem Gegensatz zueinander. So zeigt die Vergangenheit, dass der technologische Wandel auf verschiedene Gruppen von Beschäftigten sehr unterschiedliche Auswirkungen hatte – teils positive, teils negative. Mit Blick auf die Zukunft stehen wir deshalb vor der Herausforderung, eine digitale Spaltung (Digital Divide) zwischen tech-affinen Insidern und tech-ablehnenden Outsidern zu verhindern. Dabei stellt sich nicht nur die Frage, wo KI in Zukunft menschliche Tätigkeiten ersetzen kann, sondern gleichzeitig gilt es, die Fähigkeiten des Menschen zu fördern und seine Rolle in der Arbeitswelt der Zukunft neu zu definieren.

Während die Geburtsstunde der KI als eigenständige Forschungsdisziplin bereits Anfang der 1950er Jahre geschlagen haben soll, haben KI-Anwendungen erst im Laufe des letzten Jahrzehnts die Forschungslabore verlassen und Eingang in private Haushalte und die Arbeitswelt gefunden. Insbesondere durch das zuletzt stark verbesserte Sprach-, Text- und Bildverständnis können virtuelle (Sprach-)Assistenten bei der Beschaffung, Auswertung, Zusammenfassung und Übersetzung von Informationen helfen (Eberl 2018). Dabei ist egal, ob es sich um medizinische Diagnosen, Prozessinformationen aus den unterschiedlichen Geschäftsbereichen eines Unternehmens, Bewerbungen für einen bestimmten Arbeitsplatz oder Berichte aus Reparaturwerkstätten handelt. Computer verarbeiten große Datenmengen, um Muster zu erkennen und Vorhersagen zu treffen. Die Ergebnisse ähneln oft denen einer „Armee von Statistikern mit unbegrenzter Zeit und unbegrenzten Ressourcen“, nur „schneller, günstiger und effizienter“ (Suich Bass 2018, S. 3).

Die stetig wachsende Zahl an Bild-, Sprach-, Video- und Audiodateien dient Maschinen mit KI als wirksames Trainingsmaterial – mit jeder Aufgabenstellung lernen sie noch dazu (Eberl 2018). Im Gesundheitswesen herrscht beispielsweise die Hoffnung, dass sich KI-Systeme „durch Gen-Datenbanken, Patientenakten, wissenschaftliche Studien und epidemische Statistiken fräsen, um Vorsorge, Forschung, Diagnose und

Therapie auf eine neue Stufe zu heben“ (Ramge 2018, S. 19). Dabei wird jedoch oft vergessen, dass insbesondere im Medizin- und Gesundheitsbereich die Hürden besonders hoch sind, um neuartige technische, datenbasierte Verfahren umzusetzen. Durch ihre Fähigkeit zu erfassen, zu begreifen, zu handeln und zu lernen, können KI-Systeme jedoch viele Arbeitsprozesse, die auf Routine beruhen, automatisieren, effizienter machen und das Leistungsvermögen von Menschen in ihrem spezifischen Arbeitskontext erweitern. Dabei ermöglichen sie eine neue Art der Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine, und bisher eher starre Geschäftsprozesse haben durch KI die Möglichkeit, agiler und anpassungsfähiger zu werden. Durch diese neuartigen Mensch-Maschine-Teams wird auch die Arbeitsorganisation flexibler und durchlässiger (Daugherty und Wilson 2018).

Starke und schwache KI

Im Allgemeinen bezeichnet KI das Vorhaben, die Wahrnehmungen und das Handeln des Menschen durch Maschinen nachzubilden und somit menschenähnliche Intelligenz zu schaffen. Dabei unterscheidet die Fachwelt zwischen schwacher und starker KI (Nilsson 2010, siehe Einleitung Teil A „Entwicklungswege zur KI“). Bei der schwachen KI lösen Algorithmen einzelne Aufgaben des Menschen, eine Intelligenz wird jedoch nur simuliert. Die starke KI beschreibt hingegen einen Zustand, bei dem Maschinen vergleichbare intellektuelle Fertigkeiten wie der Mensch haben und letztendlich über ein Bewusstsein ähnlich dem menschlichen verfügen. Allerdings handelt es sich dabei vornehmlich um ein visionär philosophisches Konzept, dessen Realisierung auf absehbare Zeit vielfach angezweifelt wird. Naheliegende Potenziale der KI lassen sich vielmehr in der Ergänzung und Erweiterung menschlicher Fähigkeiten erschließen (Daugherty und Wilson 2018).

Mit Blick auf den aktuellen Stand der Technik fallen alle heute existierenden Ansätze in die Kategorie der „schwachen“ KI. Mithilfe datengetriebener Technologien und Konzepte bieten die bisher entwickelten Algorithmen intelligente Entscheidungen zu konkreten Anwendungsproblemen, sind jedoch noch weit davon entfernt, die Komplexität und universelle Einsetzbarkeit des Menschen zu erreichen. So handelt es sich bei den derzeit vorherrschenden Konzepten der KI – wie künstliche neuronale Netze (KNN), maschinelles Lernen (Machine Learning, ML) oder tiefes Lernen (Deep Learning, DL) – um lernfähige Algorithmen, die essenziell von der Verfügbarkeit und Qualität der Daten abhängig sind und nur in Bereichen in Gebrauch sein können, die bereits umfassend von digitaler Datenverarbeitung durchdrungen sind.

Wozu selbstlernende Systeme jedoch (noch) nicht in der Lage sind, sind Vernunft, Emotionalität, Empathie und Kreativität. Sie haben kein Verständnis für Zusammenhänge und können nicht auf Hintergrundwissen zurückgreifen. Vielmehr sind sie „Meister im Vergleich von Mustern, nicht mehr“ (Eberl 2018, S. 11). Ralf Herbrich,

Leiter der KI-Forschung bei Amazon, sieht die größte Schwäche von KI daher auch im fehlenden Bewusstsein: „Zu glauben, dass Künstliche Intelligenz eben intelligent ist, also über sich selbst nachdenken und Schlüsse ziehen, sich selber modifizieren und selbst Lernverfahren erfinden könnte – das ist heute nicht möglich und noch ein sehr offenes Forschungsgebiet“ (Lehmann 2018). Für die Zukunft gilt daher als „Formel“: Tätigkeiten, die vorausschauendes Denken und Kreativität erfordern, kaum repetitive Arbeitsschritte beinhalten und in einem sich stetig ändernden Arbeitsumfeld stattfinden, werden sich auch „in 20 Jahren“ noch nicht mittels KI automatisieren lassen (Wenzel 2018). Dazu zählen Tätigkeiten mit hohen Anforderungen an die emotionale und soziale Intelligenz, wie auch Aufgaben, die einen integrierenden Blick für das „große Ganze“ erfordern, oder einfache körperliche Handlungen (z. B. Türen öffnen, Bälle fangen, laufen und Hindernissen ausweichen), die smarte Maschinen bzw. Roboter nur schwer ausführen können. Genau betrachtet fällt KI-Systemen leicht, was dem Menschen schwerfällt – und umgekehrt.

Darum mehren sich bereits Stimmen, die vor einer Überschätzung von KI warnen und vor allem auf drei Defizite der KI auf dem aktuellen Stand der Technik hinweisen, die in absehbarer Zeit nicht zu kompensieren sind (Wenzel 2018). Dazu zählen: erstens geringes Abstraktionsvermögen, insbesondere bei der Übertragung von Erfahrungen und gelerntem Wissen auf andere Kontexte, zweitens hohe Anforderungen an die Vorstrukturierung von Daten, Informationen und Umgebungen, sowie drittens mangelhaftes Verstehen und Schlussfolgern im empathischen Sinne. Die Auswirkungen von KI auf Arbeit und Beschäftigung hängen weiterhin von technischen Fortschritten zur Verbesserung der Wahrnehmung und Feinmotorik, der kreativen Intelligenz und der sozialen Intelligenz ab (Dengler und Matthes 2015). Umfang und Geschwindigkeit der technologischen Entwicklung lassen sich dabei nur schwer abschätzen. Somit ist auch nicht absehbar, ob und wann diese technologischen Hindernisse bei der Übernahme manueller Nicht-Routine-Tätigkeiten überwunden werden.

Vor diesem Hintergrund geht Eberl (2018, S. 14) davon aus, dass „eine Superintelligenz, die uns Menschen auf allen Gebieten überflügelt, wohl eher in den Bereich der Science-Fiction als zu den realen Gefahren“ gehört. Wenzel (2018) sieht vor allem im Mangel eines funktionierenden Modells der Welt und des menschlichen „In-der-Welt-seins“ die Ursache, warum die großen Durchbrüche der KI wohl noch weiter auf sich warten lassen müssen. KI-Systemen fehle es einfach an Erfahrungen, implizitem Wissen, Urteilsfähigkeit, Empathie und Verbindlichkeit sowie sozialem Lernen und Emotionen, welche allesamt den Menschen und die menschliche Intelligenz auszeichnen. Aus diesem Grund sehen Daugherty und Wilson (2018) die größten Anwendungspotenziale von KI in der Symbiose von Mensch und Maschine.

Polarisierungsthese

Um die Auswirkungen von KI auf den Arbeitsmarkt näher zu beleuchten, hilft ein Blick in die Wissenschaft. Eine von führenden Ökonomen vielfach vertretene These lautet, dass der technologische Wandel und die Digitalisierung zu einer Polarisierung des Arbeitsmarktes führen (Autor 2015; Dustmann et al. 2009; Goos et al. 2009; Spitz-Oener 2006). Demnach ist die Beschäftigung für Arbeiter in Berufen mit mittlerem Qualifikationsniveau relativ zur Beschäftigung von Arbeitskräften in Berufen mit niedrigem oder hohem Qualifikationsniveau in den letzten Jahrzehnten zurückgegangen – eine Entwicklung, die sich auch mit Blick in die Zukunft fortsetzen soll. Begründet wird dieses Phänomen mit dem zunehmenden Einsatz digitaler Technologien, die vorwiegend kognitiv und manuell repetitive und regelbasierte Aufgaben automatisieren bzw. übernehmen. Da der Anteil an Routineaufgaben in Berufen des mittleren Qualifikationsniveaus besonders groß war, sank entsprechend die Nachfrage nach Arbeitskräften auf diesen Gebieten, während Beschäftigte der niedrigeren oder höheren Qualifikationsgruppen von einem steigenden Bedarf zur Erfüllung von nichtroutinemäßig ausführbaren manuellen und komplexen Aufgaben profitierten. Zuletzt haben Wissenschaftler der Organisation für wirtschaftliche Zusammenarbeit und Entwicklung (OECD) gezeigt, dass die Polarisierung des Arbeitsmarkts in allen beobachteten OECD-Staaten in den letzten zwei Jahrzehnten zugenommen hat (OECD 2016). Dabei ist zu beachten, dass mit der Polarisierungsthese qualifikationsbezogene Verschiebungen am Arbeitsmarkt beschrieben werden, sich daraus aber nicht zwangsläufig Arbeitsplatzverluste ergeben. So ist in Deutschland trotz der relativen Veränderung der Beschäftigung in Berufen mit unterschiedlichen Qualifikationsniveaus der Arbeitsmarkt insgesamt stabil geblieben; Arbeiter und Angestellte konnten also in anderen Professionen beschäftigt werden. Somit ergibt sich aus der Polarisierungshypothese die Frage, mit welchen Anpassungsprozessen Beschäftigte trotz einer zunehmenden Technisierung langfristig Anstellungen finden konnten. Das denkbare Spektrum ist breit und reicht von einer möglichen Dequalifizierung bis hin zum technologiegestütztem Upgrading (Hirsch-Kreinsen 2016).

Wendet man sich den spezifischen Auswirkungen von KI zu, so ist im Hinblick auf die Polarisierungsthese ein Paradigmenwechsel denkbar. Nach einer Phase der Automatisierung, bei der Maschinen vor allem manuelle physische Routineaufgaben übernahmen, konnten durch die anschließende Computerisierung auch kognitive Routinetätigkeiten ersetzt werden, wobei dafür in den letzten Jahren zunehmend KI-Anwendungen herangezogen wurden. Von einer Substitution waren somit Berufe mit mittlerem Qualifikationsniveau betroffen, während in Berufen mit hohem Qualifikationsniveau digitale Technologien komplementär zum Einsatz kamen. Dies könnte sich in Zukunft jedoch ändern. So geben derzeitige KI-Anwendungen einen Ausblick darauf, wie die Technologie mehr und mehr in analytische und interaktive Arbeitsbereiche drängt, bei denen es darauf ankommt, komplexe Sachverhalte zu erfassen

und zu bewerten oder gar kreative Aufgaben zu lösen (Heinen et al. 2017; Dengler und Matthes 2018; Brynjolfsson und McAfee 2012). Mit KI könnte also langfristig der technologische Wandel eine „neue Stufe“ erreichen, die sich mit Blick auf die Arbeit deutlich von der bisherigen Automatisierung und Digitalisierung unterscheidet. Doch auch dabei stellt sich die Frage, ob dieser Prozess tatsächlich einen substitutiven Charakter hat und somit in Arbeitsplatzverluste zur Folge hat oder ob sich durch KI-Anwendungen neue Chancen für einen komplementären Technologieeinsatz bei der menschlichen Arbeit auftun.

In Umfragen sind zumindest die US-Amerikaner weitgehend optimistisch über die Auswirkungen von KI: 76 Prozent der Befragten einer Gallup-Umfrage „stimmten zu“ bzw. „stimmten voll und ganz zu“, dass KI in den kommenden zehn Jahren einen grundlegenden Einfluss auf die Art und Weise haben wird, wie Menschen leben und arbeiten. Unter den Befragten, die diesen Wandel erwarten, haben wiederum 77 Prozent eine „weitgehend positive“ bzw. „sehr positive“ Sicht auf die Veränderungen, die KI in beiden Bereichen auslösen wird (Gallup Inc. 2018). Allerdings erwartet mit 73 Prozent auch ein Großteil der Befragten einen Netto-Verlust von Arbeitsplätzen durch KI. Insbesondere Befragte aus Arbeiterberufen zeigten sich besorgt. Insgesamt erwarteten 82 Prozent von ihnen einen Netto-Stellenabbau – im Vergleich zu 71 Prozent der Angestellten (Gallup Inc. 2018). Unterdessen ist nur ein vergleichsweise kleiner Prozentsatz um den eigenen Posten besorgt: Lediglich 23 Prozent der Berufstätigen sind „etwas besorgt“ oder „sehr besorgt“, ihre Arbeit an neue Technologien zu verlieren. Die Angst vor einem Jobverlust ist dabei höher bei Befragten mit geringerem Bildungsstand (Gallup Inc. 2018).

Die Ursache dafür könnte jedoch in einer „irrationalen Verweigerung“ neuer Technologien liegen, die Suesskind und Suesskind (2015, S. 44) als „dogmatische Ablehnung eines Systems“ definieren, „mit dem der Skeptiker keine direkte persönliche Erfahrung hat.“ Dabei wird typischerweise die Transferfähigkeit der betreffenden Technologien auf den eigenen Beruf angezweifelt. Kombiniert mit einer „technologischen Kurzsichtigkeit“ wird das Veränderungspotenzial zukünftiger Anwendungen unterschätzt, da als Referenz heutige Arbeitsweisen und aktuelle (Assistenz-) Technologien mit ihren entsprechenden Mängeln dienen. Dazu passt das „Gesetz“ von Roy Amara („Amara’s Law“), das besagt: „Wir neigen dazu, kurzfristig den Effekt einer Technologie zu überschätzen und den Effekt auf lange Sicht zu unterschätzen“ (Brooks 2017).

Aktuelle Entwicklungen

In Anknüpfung an die beschriebene Polarisierungs-Literatur, die vor allem eine rückblickende Perspektive bietet, hat sich in den letzten Jahren ein weiterer Strang in der

Literatur etabliert, der den Blick in die Zukunft richtet und die Beschäftigungseffekte der fortschreitenden Digitalisierung prognostiziert (siehe Tabelle 11.1).

Tabelle 11.1: Literaturübersicht zu potenziellen Beschäftigungseffekten (Quelle: eigene Darstellung in Ergänzung zu Heinen et al. (2017)). Die Spalte Gesamteffekte zeigt an, ob die Schätzung gesamtwirtschaftliche Effekte berücksichtigt.

STUDIE	UNTERSUCHTE REGION	GESAMTEFFEKTE	ZEITHORIZONT
Frey und Osborne (2013)*	USA	Nein	
Bowles (2014)	EU	-	
Bonin et al. (2015)	Deutschland	Nein	
Brzeski und Burk (2015)	Deutschland	Nein	
Dengler und Matthes (2015)	Deutschland	Nein	
Wolter et al. (2015)	Deutschland	Ja	bis 2025
Arntz et al. (2016)	OECD	Nein	
Vogler-Ludwig et al. (2016)	Deutschland	Ja	bis 2030
The World Bank Group (2016)	41 Länder und OECD	Nein	
World Economic Forum (2016)	15 Länder/-gruppen	Ja	2015 – 2020
Berriman und Hawksworth (2017)	Deutschland, Japan, USA, UK	Nein	bis 2020
Manyika et al. (2017)	46 Länder	Nein	
Dengler und Matthes (2018)	Deutschland	Nein	
Nedelkoska und Quintini (2018)	OECD	Nein	
Arntz et al. (2018)	Deutschland	Ja	2016 – 2021
Zika et al. (2018)	Deutschland	Ja	bis 2035

Die wohl bekannteste Studie stammt von Frey und Osborne (Frey und Osborne 2017 2013). Mit ihrer Prognose, dass in den nächsten zwei Dekaden 47 Prozent der Beschäftigten in den USA einem hohen Substitutionsrisiko ausgesetzt sind, zeichne-

GEFÄHRDUNGSPOTENZIAL	Am stärksten gefährdete BESCHÄFTIGUNGSSEGMENTE
47% der Beschäftigung mit hohem Substitutionsrisiko in den USA (>70% Substitutionsrisiko)	Logistik; Bürokräfte; Produktion; Service; Verkauf; Bau
51% der Beschäftigung mit hohem Substitutionsrisiko in Deutschland nach Ansatz von Frey und Osborne	
42% der Beschäftigung mit hohem Substitutionsrisiko nach Ansatz von Frey und Osborne; 12% der Beschäftigung nach tätigkeitsbasiertem Ansatz	Bürofachkräfte; Montageberufe
59% der Arbeitsplätze bedroht	Bürofachkräfte; Montageberufe
15% der Beschäftigten mit sehr hohem Substituierbarkeitspotenzial (>70% der Tätigkeiten heute schon ersetzbar)	Bürofachkräfte; Montageberufe
–60.000 Arbeitsplätze	
12% der Beschäftigung in Deutschland mit hohem Substitutionsrisiko (nach tätigkeitsbasiertem Ansatz);	
+250.000 Arbeitsplätze	Bürofachkräfte; Montageberufe
55–85% der Beschäftigung anfällig für Automatisierung in OECD-Ländern	
+2% Beschäftigung durch technologische Entwicklung weltweit, dabei –1,56% durch KI	
35% der Beschäftigten mit hohem Automatisierungsrisiko in Deutschland	Logistik
48% Automatisierungspotenzial durch verfügbare Technologien in Deutschland	Produktion
25% der Beschäftigten mit sehr hohem Substituierbarkeitspotenzial: (>70% der Tätigkeiten heute schon ersetzbar)	Fertigungsberufe; Fertigungstechnische Berufe
23% der Beschäftigung in Deutschland mit hohem Automatisierungsrisiko (>70% Automatisierungsrisiko)	
+1,8% Beschäftigungszuwachs	Landwirtschaft; Bergbau; Gastgewerbe
–60.000 Arbeitsplätze	Fahrzeugbau; Sonstiges verarbeitendes Gewerbe

ten die beiden Autoren ein dramatisches Zukunftsbild für die Arbeit und stießen in den Medien auf ein großes Echo. In den Folgejahren griffen zahlreiche weitere Studien das Thema erneut auf, indem sie entweder den Ansatz von Frey und Osborne auf andere Regionen übertrugen (Arntz et al. 2016; Bonin et al. 2015; Bowles 2014; Brzeski und Burk 2015) oder mit alternativen Methoden (z. B. tätigkeitsbasierter Ansatz) das Automatisierungspotenzial von Tätigkeiten abschätzten (Manyika et al. 2017; Berriman und Hawksworth 2017; Dengler und Matthes 2015, 2018; The World Bank Group 2016; Bonin et al. 2015; Arntz et al. 2016; World Economic Forum 2016).

Dabei reicht das Prognosespektrum für den Anteil der Beschäftigten mit „hohem“ Substitutionspotenzial – definiert durch ein Substitutionsrisiko von über 70 Prozent – aufgrund methodischer Unterschiede für Deutschland von 12 Prozent bis hin zu fast 60 Prozent. Quantifiziert wird mit diesen, teils alarmierenden Zahlen jedoch lediglich das technische Automatisierungspotenzial, welches nicht mit einer Umsetzung der Automatisierung gleichzusetzen ist (Bonin et al. 2015). Unberücksichtigt bleiben in diesen Prognosen die technologischen und betriebswirtschaftlichen Hürden, die einer Ausschöpfung dieses theoretischen Potenzials entgegenstehen. Hier auf haben kürzlich auch Frey und Osborne in einem Online-Beitrag hingewiesen und ergänzend angemerkt, dass sie in ihrem Papier aus dem Jahr 2013 bewusst keinen Zeithorizont für die Automatisierung benannt haben (Frey und Osborne 2018). Zuletzt bleiben dabei auch gesamtwirtschaftliche Effekte unberücksichtigt. So kann der technologische Wandel auch neue Arbeitsplätze schaffen, z. B. bei der Herstellung der neuen Technologien (Vogler-Ludwig 2017; Bonin et al. 2015). Um diese Prognose-lücke zu schließen, wurde mithilfe von komplexen Szenario-Rechnungen der Versuch unternommen, die zukünftigen Wirkungen auf die Gesamtbeschäftigung unter Berücksichtigung der wichtigsten ökonomischen Einflussgrößen zu schätzen. Für Deutschland ergibt sich auch dabei kein klares Bild, so reichen die Prognosen von leicht negativen bis hin zu deutlich positiven (Vogler-Ludwig et al. 2016; Wolter et al. 2015; Zika et al. 2018; Arntz et al. 2018). Darüber hinaus sind auch kritischen Stimmen zu nennen, die vielfach Methodik und Annahmen der Prognosen anzweifeln und die Aussagekraft der Studien grundsätzlich in Frage stellen (Heinen et al. 2017; Brooks 2017).

Wenngleich sich die zahlreichen Prognose-Studien vorwiegend auf den allgemeinen Einfluss des technologischen Wandels beziehen, so stellen bereits Frey und Osborne einen deutlichen Bezug zur KI her. Demnach sehen die beiden Autoren neben der Robotik im ML eine der wichtigsten technologischen Entwicklungen des 21. Jahrhunderts. Getrieben durch die Verfügbarkeit von Big Data kann durch ML-Anwendungen ein breites Spektrum kognitiver, nicht routinemäßig ausgeführter Tätigkeiten automatisiert werden, während Entwicklungen in der Robotik im wachsenden Umfang manuelle Aufgaben unterstützen können (Frey und Osborne 2017, 2013).

Ebenso zählen auch Dengler und Matthes (2018) mit Blick auf den Arbeitsmarkt lernende Computerprogramme neben der Robotik, virtueller Realität und 3D-Druck zu den aktuell bedeutendsten technologischen Entwicklungen.

Bereits heute nutzen viele Firmen KI-Anwendungen, um ihre Prozesse zu optimieren. Deren Einsatz ist dabei nicht nur auf Logistik, Produktion oder Marketing beschränkt. Vielmehr halten sie Einzug in alle primären und unterstützenden Aktivitäten von Unternehmen entlang der Wertschöpfungskette. Im Bereich der Logistik ermöglicht KI zunehmend intelligente und agile Lieferketten, die bei der Beschaffung von Bauteilen vielfältige Informationen über mögliche externe Störungen einbeziehen und auf diese Weise mögliche Zukunftsszenarien wie Überbestände oder Materialengpässe antizipieren können. Dazu zählen beispielsweise Qualitätsprobleme bei Lieferanten, politische Instabilitäten in einer Region, Streiks von Beschäftigten oder ungünstige Wetterereignisse (Daugherty und Wilson 2018). Vielerorts sind bereits KI-Anwendungen im Lager und bei der Optimierung der Bedarfsplanung etabliert. Demnach nutzen beispielsweise Amazon wie auch das Logistikunternehmen FedEx KI, um Roboter im Warenlager zu steuern, gefälschte Ware zu erkennen oder auch Verpackungen und Lieferungen für den Kunden zu optimieren (Suich Bass 2018; Metz 2018a). Walmart setzt in 50 Supermärkten mehr als 2.000 Roboter ein, um die Regale nach ausverkauften Artikeln, falschen Warenauszeichnungen und anderen Dingen zu durchsuchen, was normalerweise Aufgabe des Verkaufspersonals wäre. Unterdessen testet die Metro-Gruppe maschinelles Sehen im Kassensbereich: Die Warenkörbe der Kunden werden von Kameras aufgezeichnet und entsprechende Rechnungen ausgestellt. Nach Schätzungen können die unbemannten Kassen etwa 50 Kunden pro Stunde – und damit etwa doppelt so viel wie menschliche Kassierer – bedienen (Suich Bass 2018).

In komplexen Industrieprozessen wie der Fertigung übernehmen hochentwickelte KI-Systeme zunehmend kritische Funktionen wie die Wartung von Maschinen. Auf Basis von umfangreichen Statistiken über die Maschinennutzung und Umweltbedingungen können diese Maschinenausfälle vorhersagen, bevor sie überhaupt auftreten („predictive maintenance“). Damit müssen Wartungsarbeiter in der Fertigung sich weniger mit Routinekontrollen und Fehlerdiagnosen aufhalten. Sie können nach Daugherty und Wilson (2018, S. 30) mehr Zeit in „knifflige“ Reparaturen stecken und daraus auch mehr Motivation und Zufriedenheit ziehen. Unterdessen erlangen die Produktionsingenieure ein besseres Verständnis der Materialbeschaffenheit von Bauteilen und möglicher Ineffizienzen in den Produktionsprozessen. Insbesondere solche Unternehmen mit großen Vermögenswerten und kapitalintensiven Wertschöpfungsprozessen werden von der vorausschauenden Wartung profitieren. Dazu zählen beispielsweise Fluggesellschaften, Ölfirmen, Energieunternehmen und große produzierende Industrieunternehmen, in denen unerwartete Maschinenausfälle hohe Kosten verursachen (Suich Bass 2018).

Im Personalwesen nutzen große Unternehmen bereits KI, um Bewerbungen zu sortieren und die besten Kandidaten auszuwählen. Beispielsweise erhält das Konsumgüterunternehmen Johnson & Johnson etwa zwei Millionen Bewerbungen pro Jahr für insgesamt 25.000 Stellen (Suich Bass 2018). KI-fähige Systeme sind dabei zu einem objektiveren Abgleich der stellenbezogenen Anforderungen und bewerbenspezifischen Charakteristika in der Lage. Demnach sind Algorithmen, wenn sie entsprechend programmiert sind, auch unparteiischer und fairer als der Mensch. Dies gilt für die Einstellung neuer Mitarbeitender wie auch für die Auswahl von Beschäftigten für Beförderungen oder Lohnerhöhungen (AI-spy 2018).

Das Personalwesen wie auch andere administrative Prozesse im Hintergrund (z. B. Rechnungswesen, Kundenbeziehungs- und Beschwerdemanagement) bestehen oft aus klar definierten, sich wiederholenden und wenig sichtbaren Aufgaben. Durch die Unterstützung von KI können sich die Beschäftigten hier wieder auf höherwertige, weniger standardisierte und unstrukturierte Aufgaben konzentrieren. Beispielsweise nutzt die Investmentbank Goldman Sachs KI, um aus einer sehr großen Anzahl von Marktdaten und -analysen die wichtigsten Einflussfaktoren auf Aktienkurse zu identifizieren. Die Huffington Post – wie auch andere Online-Medien – verwendet KI, um ihre menschlichen Moderatoren bei der Identifikation von unangemessenen Kommentaren, Spam oder anderweitigem Missbrauch zu unterstützen (Daugherty und Wilson 2018).

Bei standardisierten Inhalten wie in Börsenberichten, Sportmeldungen oder Wetternachrichten fassen KI-Anwendungen die wichtigsten Informationen bereits in leicht verständlicher Sprache zusammen. Die Agenturen Bloomberg und Associated Press lassen deshalb seit einigen Jahren kürzere Meldungen und Quartalsberichte von intelligenten Anwendungen wie „Wordsmith“ verfassen (Jensen 2015). Das Vorgehen ist dabei sehr strukturiert: Der „Schreibroboter“ hat Zugriff auf umfangreiche Datensätze aus unterschiedlichen Quellen. Diese untersucht er nach Informationen mit Neuigkeitswert. Kriterien zu Relevanz und Interessantheitsgrad legen Software-Programmierer in Abstimmung mit dem Kunden (hier: Associated Press) fest. Im Anschluss wählt der „Schreibroboter“ für jede Information eine vordefinierte rhetorische Perspektive aus, sortiert die Informationen nach Wichtigkeit und macht Verknüpfungen zu weiteren relevanten Bezügen wie Orten, Zeitpunkten und historischen Ereignissen. Wie in anderen Branchen kommt es im Journalismus damit zu einer neuen Arbeitsteilung zwischen Mensch und Maschine (Jensen 2015).

Auch in der Medizin und im Gesundheitswesen werden große Anwendungsmöglichkeiten für KI gesehen. Mittels Mustererkennung in Bildern, Texten und anderen Informationsquellen können Algorithmen beispielsweise Diagnoseverfahren unterstützen, Behandlungspläne vorschlagen oder neue Hypothesen für die medizinische Forschung generieren (Ramge 2018, S. 19; siehe Teil B, Beitrag 8 „Perspektiven der KI in

der Medizin“). Die wissenschaftlich-empirische Vorgehensweise in abgegrenzten, zyklisch wiederholbaren Arbeitsschritten – von der Datenerfassung, über die Bildung von Hypothesen und Durchführung von Experimenten bis hin zur Ableitung generalisierbarer Theorien – eignet sich in idealer Weise zur Unterstützung durch KI. Angesichts einer stetig wachsende Zahl neuer wissenschaftlicher Arbeiten (etwa 2,5 Millionen pro Jahr) und digitaler Patientendaten kann KI die Informationen strukturieren, analysieren und Hinweise geben; und wo es für Mediziner und Wissenschaftler lohnenswert erscheint, kann KI weitere Nachforschungen anstellen (Daugherty und Wilson 2018, S. 69f.).

Ein unmittelbares Anwendungsfeld ist die Arzneimittelverordnung: Beispielsweise nutzt etwa die Hälfte der Ärzte in den USA die App „Epocrates“, welche Hinweise auf schadhafte Wechselwirkungen von Arzneimitteln geben kann. Damit entfällt das zeitaufwendige, zum Teil ergebnislose Nachschlagen in einem 2.500-seitigen Arzneimittel-Referenzhandbuch. Mit dem von KI beförderten medizinischen Fortschritt könnte auch verlorengegangenes Vertrauen beim Patienten wiederhergestellt werden. Laut einer Umfrage des British Medical Journal waren 49 Prozent der Leser der Meinung, dass die heutige evidenzbasierte Forschung unzureichend und fehlerhaft sei. KI-basierte Analysen einer breiteren Datenbasis zur Ableitung von medizinischen Diagnosen, Prognosen und Therapien können neues Vertrauen schaffen (Suesskind und Suesskind 2015).

Durch den Einsatz von KI ergeben sich vor allem drei positive Auswirkungen auf die Qualität der Arbeit. Dazu zählen die Steigerung menschlicher Fähigkeiten, die Demokratisierung von Fachwissen aufgrund eines gleichberechtigten Informationszugangs und die „Re-Humanisierung“ von Arbeit durch den Wegfall zeitaufwändiger Routineaufgaben. Dies wirkt sich wiederum positiv auf die Motivation der Beschäftigten und die Inklusionspotenziale von Arbeit aus.

Handlungsräume

Die beschriebenen Einsatzszenarien von KI verdeutlichen einerseits die zunehmende Anzahl von KI-Anwendungen auf der Arbeitsebene und zeigen andererseits, dass KI stets nur jene Tätigkeiten ausführen kann, die repetitiv, strukturierbar und datenbasiert sind. Auch skizzieren die Beispiele das Spannungsfeld, in dem sich die Diskussion um die Auswirkungen von KI auf die Arbeit bewegt. Während Pessimisten die Weiterentwicklung von KI mit massiven Beschäftigungsverlusten durch die Substitution von menschlicher Arbeit in immer neuen Arbeitsfeldern in Verbindung bringen, stellen Optimisten die Chancen in den Vordergrund, insbesondere die Verbesserung der Qualität der Arbeit sowohl aus Sicht der Arbeitgeber als auch der Beschäftigten durch KI zu erhöhen aber auch eine (Höher-)Qualifizierung von Migrantinnen und Migranten, Geringqualifizierten und Menschen mit Behinderung zu ermöglichen

(Zeumli und Thielicke 2017; Apt et al. 2018; Narloch 2018). Welche von beiden Erwartungen die zukünftige Arbeitswelt prägen wird, ist heute kaum absehbar. Im Umkehrschluss bedeutet diese Unsicherheit aber auch, dass der Transformationsprozess mitnichten deterministisch ist, sondern für Beschäftigte, Unternehmen und die Politik vielfältig gestaltbar ist. Die zentrale Herausforderung liegt wohl darin, einem „Digital Divide“ auf dem Arbeitsmarkt entgegenzuwirken, bei dem einige von der technologischen Entwicklung weiter profitieren, während andere zunehmend abgehängt werden.

Arbeitnehmer müssen daher gezielt aus- und weitergebildet werden, um auch bei einer wachsenden Technisierung ihre Beschäftigungsfähigkeit zu erhalten. Der Mensch wird der Technik in den kommenden Jahrzehnten bei vielen Tätigkeiten überlegen bleiben, und es ist Aufgabe politischer Entscheidungsträger, der Unternehmen und der Wissenschaft, die notwendigen Kompetenzen zur Ausführung dieser Tätigkeiten zu identifizieren und durch Aus- und Weiterbildungsmaßnahmen zu fördern. Beispielsweise bietet das World Economic Forum einen neuen, praxisnahen Ansatz, bei dem auf Grundlage von Arbeitsmarktdaten und Daten von Online-Stellenbörsen die Ähnlichkeit von fast tausend Berufen in den USA empirisch ermittelt wird, um anschließend unter Berücksichtigung von prognostizierten Berufsanforderungen Umschulungspfade für Beschäftigte aufzuzeigen (World Economic Forum 2018). Derartige Bestrebungen gilt es dahingehend weiterzuentwickeln, jedem Einzelnen Möglichkeiten für ein lebenslanges Lernen aufzuzeigen und somit seine Chancen auf Beschäftigung in der Arbeitswelt der Zukunft zu erhöhen.

Des Weiteren sollte man bei der Ausgestaltung von KI-Anwendungen stets bedenken, wie damit die menschlichen Fähigkeiten erweitert und die Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine verbessert werden können (Bergstein 2017). Gleichzeitig müssen Unternehmen und Politik Aufklärungsarbeit leisten, um falschen Ängsten, aber auch überzogenen Erwartungen entgegenzuwirken und damit einen transparenten und nutzenbringenden Einsatz von KI zu forcieren. Wichtige Bedingungen dafür, dass der Einsatz von KI gelingen kann, sind darum auch Transparenz der zugrundeliegenden Algorithmen, die Anonymität der erfassten Daten und Chancengleichheit.

Auch wenn die Technologien im Grunde „neutral“ Daten über Arbeits- und Geschäftsprozesse erfassen, sind sie möglicherweise nicht frei von den Vorurteilen ihrer Programmierer, können unbeabsichtigte Konsequenzen haben und bestimmte Gruppen von Beschäftigten oder auch Bewerber diskriminieren (AI-spy 2018). Bisher ist wenig reguliert, wie und welche Daten im Arbeitsprozess erfasst werden. Mit Unterzeichnung ihres Arbeitsvertrages stimmen die Beschäftigten einer Überwachung ihrer Arbeitstätigkeiten meistens unbewusst zu. Auch ist oft nicht geklärt, was mit den personenbezogenen Daten aus Arbeitsprozessen geschieht, wenn ein Mitar-

beiter das Unternehmen verlässt. Eine Möglichkeit wäre, dass der scheidende Mitarbeiter „seine“ Daten mitnimmt und etwa dazu nutzt, gegenüber neuen Arbeitgebern sein Können und seine Arbeitseffizienz zu belegen. Somit ist offensichtlich, dass der Einzug von KI in die Arbeitswelt neue Kompromisse zwischen der Privatsphäre der Beschäftigten und den Effizienzbestrebungen der Unternehmen erforderlich macht (AI-spy 2018).

Die seit dem Jahr 2018 in Deutschland greifende EU-Datenschutzgrundverordnung (DSGVO) bezieht sich explizit auf das Spannungsverhältnis von Datenschutz und KI: Gemäß Artikel 22 der DSGVO hat eine Person „das Recht, nicht einer ausschließlich auf einer automatisierten Verarbeitung – einschließlich Profiling – beruhenden Entscheidung unterworfen zu werden, die ihr gegenüber rechtliche Wirkung entfaltet oder sie in ähnlicher Weise erheblich beeinträchtigt“. Auch sind in der DSGVO neue Grundsätze zum Transparenzgebot und Diskriminierungsverbot enthalten, was dem Einsatz von KI in Unternehmen enge Grenzen setzt. Wer KI-Systeme einsetzen wolle, müsse sich umfangreich bei seinen Beschäftigten absichern (Krempel 2018).

Doch nicht nur aufgrund der neuen Herausforderungen aus der DSGVO verzögert sich die Umsetzung von KI in den Unternehmen. Sie stockt auch, weil Fachkräfte in den Bereichen Software Engineering, Informatik und Robotik fehlen. In den USA saugen große Unternehmen mit datenbasierten Geschäftsmodellen den KI-Talentpool leer. Allein die Carnegie Mellon University verlor 40 KI-Forschende an Uber, als das Dienstleistungsunternehmen ein Labor in Pittsburgh eröffnete. Auch Facebook eröffnete neue KI-Forschungslabore in Seattle und Pittsburgh und erhöht damit den Druck auf die lokalen Universitäten, ihre Professoren und Forschungsangestellten zu halten. Oft können sie jedoch nicht mit den hohen Gehältern der Tech-Branche mithalten. Dan Weld, Informatik-Professor an der Universität von Washington, sagt: „Es ist besorgniserregend, dass sie unsere Saat verspeisen. Wenn wir alle unsere Lehrbeauftragten verlieren, wird es schwierig sein, die nächste Forschergeneration auszubilden.“ (Metz 2018b).

Gegenwärtig setzen vor allem die Tech-Industrie und große Unternehmen KI ein, wo sie Effizienzgewinne, individualisierte Dienstleistungen und neue Produkte befördern soll. Für Einrichtungen und Unternehmen aus anderen Branchen – wie etwa der Medizin, Fertigung und Energie – könnte es zwar einen ähnlichen Schub für Produktivität und Wertschöpfung geben, die KI-Systeme sind jedoch noch zu teuer und schwer zu implementieren. Es stellt sich deshalb die Frage, ob die inzwischen zahlreichen Prognosen zu Automatisierung und Beschäftigungseffekten nicht allesamt zu kurz greifen, da von den Autoren zumindest die mittelfristige Wirkung von KI auf die Arbeit überschätzt werden könnte. Nach Ramge (2018, S. 19) müssten KI-Systeme „hohe Hürden überwinden, bevor Menschen ihren Urteilen und Entscheidungen trauen“. Zudem seien Laien kaum allein in der Lage „künstlich intelligenten Rat-

schlag“ einzuholen. Für Wissensarbeiter hieße das wiederum, dass nicht KI sie in absehbarer Zukunft substituieren wird, sondern „tech-affine Verkäufer, Anwälte und Ärzte werden jene Kollegen ersetzen, die KI nicht als Entscheidungsassistenten intelligent zu nutzen wissen.“ (Ramge 2018, S. 20). Auch das World Economic Forum sieht die größten Zukunftschancen für jene, die komplementär mit algorithmenbasierten Technologien arbeiten können (World Economic Forum 2018).

Literatur

- AI-spy. Workplace of the future (2018). The Economist 28.03.2018. Online verfügbar unter: <https://www.economist.com/leaders/2018/03/28/the-workplace-of-the-future>, zuletzt geprüft am 31.08.2018.
- Arntz, M.; Gregory, T.; Lehmer, F.; Matthes, B.; Zierahn, U. (2016): Arbeitswelt 4.0 - Stand der Digitalisierung in Deutschland. Dienstleister haben die Nase vorn (22/2016). Nürnberg: Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung der Bundesagentur für Arbeit (IAB). Online verfügbar unter <http://doku.iab.de/kurzber/2016/kb2216.pdf>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Arntz, M.; Gregory, T.; Zierahn, U. (2018): Digitalisierung und die Zukunft der Arbeit: Makroökonomische Auswirkungen auf Beschäftigung, Arbeitslosigkeit und Löhne von morgen. Mannheim: Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung GmbH (ZEW), Hg. Online verfügbar unter <http://ftp.zew.de/pub/zew-docs/gutachten/DigitalisierungundZukunftderArbeit2018.pdf>, zuletzt geprüft am 19.04.2018.
- Autor, D. H. (2015): Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation. Journal of Economic Perspectives, 29 (3), 3–30.
- Bergstein, B. (2017): The AI Issue – From the Editor. MIT Technology Review (120 (6)), 2.
- Berriman, R.; Hawksworth, J. (2017): Will robots steal our jobs? The potential impact of automation on the UK and other major economies. Online verfügbar unter <https://www.pwc.co.uk/economic-services/ukeo/pwcukeo-section-4-automation-march-2017-v2.pdf>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Bonin, H.; Gregory, T.; Zierahn, U. (2015): Übertragung der Studie von Frey/Osborne (2013) auf Deutschland. Kurzexpertise Nr. 57 im Auftrag des Bundesministeriums für Arbeit und Soziales. Mannheim: Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung GmbH (ZEW).
- Bowles, J. (2014): Chart of the Week: 54% of EU jobs at risk of computerisation. Online verfügbar unter <http://bruegel.org/2014/07/chart-of-the-week-54-of-eu-jobs-at-risk-of-computerisation/>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Brooks, R. (2017): Seven Deadly Sins of AI Predictions. Online verfügbar unter <https://www.technologyreview.com/s/609048/the-seven-deadly-sins-of-ai-predictions/>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Brynjolfsson, E.; McAfee, A. (2012): Race Against the Machine: How the Digital Revolution is Accelerating Innovation, Driving Productivity, and Irreversibly Transforming Employment and the Economy: Digital Frontier Press.
- Brzeski, C.; Burk, I. (2015): Die Roboter kommen. Folgen der Automatisierung für den deutschen Arbeitsmarkt (Nr. 4). Online verfügbar unter <https://www.ing-diba.de/pdf/ueber-uns/presse/publikationen/ing-diba-economic-research-die-roboter-kommen.pdf>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Daugherty, P.; Wilson, J. (2018): Human + Machine. Reimagining work in the age of AI. Boston, Mass.: Harvard Business Review Press.

- Dengler, K.; Matthes, B. (2015): Folgen der Digitalisierung für die Arbeitswelt: Substituierbarkeitspotenziale von Berufen in Deutschland (IAB Forschungsbericht Nr. 11). Nürnberg: Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung der Bundesagentur für Arbeit (IAB).
- Dengler, K.; Matthes, B. (2018): Substituierbarkeitspotenziale von Berufen: Wenige Berufsbilder halten mit der Digitalisierung Schritt. IAB Kurzbericht (4/2018).
- Dustmann, C.; Ludsteck, J.; Schönberg, U. (2009): Revisiting the German Wage Structure. *The Quarterly Journal of Economics* (124 (2)), 843–881.
- Eberl, U. (2018, 5. Februar): Was ist Künstliche Intelligenz – Was kann sie leisten? Aus Politik und Zeitgeschichte (APuZ), S. 8–14.
- Frey, C. B.; Osborne, M. A. (2013): The future of employment. How susceptible are jobs to computerisation? (OMS working paper). Oxford: Oxford University. Online verfügbar unter http://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/downloads/academic/The_Future_of_Employment.pdf, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Frey, C. B.; Osborne, M. A. (2017): The future of employment. How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change* (114). S. 254–280.
- Frey, C. B.; Osborne, M. A. (Oxford Martin School, University of Oxford, Hrsg.). (April 2018): Automation and the future of work – understanding the numbers, Oxford Martin School, University of Oxford. Online verfügbar unter <https://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/opinion/view/404/>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Gallup Inc., Northeastern University (Mitarbeiter) (2018): Optimism and Anxiety. Views on the Impact of Artificial Intelligence and Higher Education's Response, Gallup Inc. Online verfügbar unter <https://www.northeastern.edu/gallup/pdf/OptimismAnxietyNortheastern-Gallup.pdf>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Goos, M.; Manning, A.; Salomons, A. (2009): Job Polarization in Europe. *The American Economic Review* (99 (2)), 58–63.
- Heinen, N.; Heuer, A.; Schautschick, P. (2017): Künstliche Intelligenz und der Faktor Arbeit. *Wirtschaftsdienst*, 97 (10). S. 714–720.
- Hirsch-Kreinsen, H. (2016): Digitalisierung und Einfacharbeit (Friedrich-Ebert-Stiftung, Hrsg.).
- Jensen, L. (2015): Die Schreib-Maschine. *Brand Eins* (7), 100–103.
- Krempel, S. (2018): DSGVO und KI: Unverträglichkeiten beim Datenschutz. Heise online. Online verfügbar unter <https://www.heise.de/newsticker/meldung/DSGVO-und-KI-Unvertraeglichkeiten-beim-Datenschutz-4049>, zuletzt geprüft am 11.07.2018.
- Lehmann, H. (2018, 29. April): Künstliche Intelligenz kann nicht über sich selbst nachdenken. *Tagesspiegel*. Online verfügbar unter <https://www.tagesspiegel.de/themen/tagesspiegel-berliner/amazon-chefforscher-kuenstliche-intelligenz-kann-nicht-ueber-sich-selbst-nachdenken/21219060.html>, zuletzt geprüft am 05.07.2018.
- Manyika, J.; Chui, M.; Miremadi, M.; Bughin, J.; George, K.; Willmott, P. et al. (2017): A Future That Works. Automation, Employment, And Productivity (McKinsey & Company, Hrsg.).

- Metz, C. (2018, 18. März): FedEx Follows Amazon Into the Robotic Future. The New York Times. Online verfügbar unter <https://www.nytimes.com/2018/03/18/technology/fedex-robots.html>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Metz, C. (2018b, 4. Mai): Facebook Adds A.I. Labs in Seattle and Pittsburgh, Pressuring Local Universities. The New York Times. Online verfügbar unter <https://www.nytimes.com/2018/05/04/technology/facebook-artificial-intelligence-researchers.html>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Narloch, S. (2018): Microsoft stellt 25 Millionen Dollar für Inklusion mit KI bereit. Funkschau. Online verfügbar unter <https://www.funkschau.de/telekommunikation/artikel/153350/>, zuletzt geprüft am 11.07.2018.
- Nilsson, N. J. (2010): The Quest for Artificial Intelligence. A History of Ideas and Achievements. New York: Cambridge University Press.
- OECD (2016): OECD Economic Outlook, Volume 2016 Issue 2. Online verfügbar unter https://www.oecd-ilibrary.org/economics/oecd-economic-outlook-volume-2016-issue-2_eco_outlook-v2016-2-en, zuletzt geprüft am 11.07.2018.
- Ramge, T. (2018): Mensch fragt, Maschine antwortet. Wie Künstliche Intelligenz Wirtschaft, Arbeit und unser Leben verändert. Aus Politik und Zeitgeschichte (APuZ). S. 15–21.
- Spitz-Oener, A. (2006): Technical Change, Job Tasks and Rising Educational Demands: Looking Outside the Wage Structure. Journal of Labor Economics (24 (2)), S. 235–270.
- Suesskind, R.; Suesskind, D. (2015): The future of the professions: How technology will transform the work of human experts. New York: Oxford University Press.
- Suich Bass, A. (2018, 31. März): GrAlt expectations. The Economist, Vol. 426, N° 9085, S. 3–12 (Special report 'AI in Business').
- The World Bank Group (2016): Digital Dividends. World Development Report 2016. Online verfügbar unter <https://openknowledge.worldbank.org/bitstream/handle/10986/23347/9781464806711.pdf>, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Vogler-Ludwig, K. (2017): Beschäftigungseffekte der Digitalisierung – eine Klarstellung. Wirtschaftsdienst, 97 (12), S. 861–870.
- Vogler-Ludwig, K.; Düll, N.; Kriechel, B. (2016): Arbeitsmarkt 2030 – Wirtschaft und Arbeitsmarkt im digitalen Zeitalter. Prognose 2016.
- Wenzel, E. (2018): Kolumne_15: Taxi oder Hund – Hauptsache Künstliche Intelligenz, Institut für Trend- und Zukunftsforschung. Online verfügbar unter https://www.zukunftpassiert.de/kolumne_15-taxi-oder-hund-hauptsache-kuenstliche-intelligenz/, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- Wolter, M. I.; Mönnig, A.; Hummel, M.; Schneemann, C.; Weber, E.; Zika, G. et al. (2015): Industrie 4.0 und die Folgen für Arbeitsmarkt und Wirtschaft. Szenariorechnungen im Rahmen der BIBB-IAB-Qualifikations- und Berufsfeldprojektionen. IAB-Forschungsbericht 8/2015.

- World Economic Forum (01/2016): The Future of Jobs. Employment, Skills and Workforce Strategy for the Fourth Industrial Revolution. Online verfügbar unter http://www3.weforum.org/docs/WEF_Future_of_Jobs.pdf, zuletzt geprüft am 22.06.2018.
- World Economic Forum (2018): Towards a Reskilling Revolution. A Future of Jobs for All (Insight Report). Online verfügbar unter http://www3.weforum.org/docs/WEF_FOW_Reskilling_Revolution.pdf, zuletzt geprüft am 22.01.2018.
- Zeumli, F.; Thielicke, R. (2017): Gute Arbeit, schlechte Arbeit. Technology Review 12/2017, S. 52–61.
- Zika, G.; Helmrich, R.; Maier, T.; Weber, E.; Wolter, M. I. (2018): Arbeitsmarkteffekte der Digitalisierung bis 2035. Regionale Branchenstruktur spielt eine wichtige Rolle. IAB-Kurzbericht (9/2018).

Dieses Kapitel wird unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de> veröffentlicht, welche die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und Wiedergabe in jeglichem Medium und Format erlaubt, sofern Sie den/die ursprünglichen Autor(en) und die Quelle ordnungsgemäß nennen, einen Link zur Creative Commons Lizenz beifügen und angeben, ob Änderungen vorgenommen wurden.

Die in diesem Kapitel enthaltenen Bilder und sonstiges Drittmaterial unterliegen ebenfalls der genannten Creative Commons Lizenz, sofern sich aus der Abbildungslegende nichts anderes ergibt. Sofern das betreffende Material nicht unter der genannten Creative Commons Lizenz steht und die betreffende Handlung nicht nach gesetzlichen Vorschriften erlaubt ist, ist für die oben aufgeführten Weiterverwendungen des Materials die Einwilligung des jeweiligen Rechteinhabers einzuholen.