

IAB-KURZBERICHT

Aktuelle Analysen aus dem Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung

21|2023

In aller Kürze

- In welchem Ausmaß können Künstliche Intelligenz (KI) und Software-Systeme ohne KI (Software) bei bestimmten Beschäftigungsgruppen zum Einsatz kommen? Dies zeigen Indikatoren auf Berufsebene, die anhand von Patentdaten erfassen, inwiefern berufliche Tätigkeiten von KI oder Software übernommen werden könnten (Webb 2020). Wir bezeichnen diese Indikatoren als relatives Automatisierungspotenzial, da sie Vergleiche zwischen Berufen ermöglichen.
- Durch KI lassen sich am ehesten Tätigkeiten hochqualifizierter Beschäftigter übernehmen. Der Einsatz von Software betrifft eher Tätigkeiten von Beschäftigten mit geringen oder mittleren Qualifikationen.
- Die relativen Automatisierungspotenziale durch KI sind besonders hoch im Verarbeitenden Gewerbe sowie in der Informations- und Kommunikationstechnik.
- Berufe mit höherem Frauenanteil weisen geringere relative Automatisierungspotenziale auf als Berufe mit höherem Männeranteil.
- KI und Software könnten etwas mehr Tätigkeiten in Berufen mit Fachkräfteengpässen übernehmen als in anderen Berufen.
- Grundsätzlich gilt jedoch, dass Berufe nicht vollständig automatisierbar sind, sondern nur einzelne Tätigkeiten.

Automatisierungspotenziale von beruflichen Tätigkeiten

Künstliche Intelligenz und Software – Beschäftigte sind unterschiedlich betroffen

von Marie-Christine Fregin, Theresa Koch, Verena Malfertheiner, Pelin Özgül und Michael Stops

Künstliche Intelligenz (KI) und Software-Systeme ohne KI (Software) können die Ausübung verschiedenster Tätigkeiten beeinflussen. So könnten Tätigkeiten von Hochqualifizierten teilweise von KI übernommen werden, während ein Teil der Tätigkeiten in Berufen mit mittleren oder geringen Qualifikationsanforderungen eher durch den Einsatz von Software betroffen sein könnte. Ganze Berufe mit ihren vielfältigen Tätigkeiten können die Technologien aber nicht übernehmen – auch nicht dort, wo Fachkräfte dringend benötigt werden.

In den letzten Jahren hat die Verbreitung digitaler Technologien und die damit einhergehende Automatisierung den Arbeitsmarkt, die Qualifikationsanforderungen und die Aufgaben der Beschäftigten maßgeblich verändert. Auch für Deutschland belegen Dengler und

Matthes (2021), dass der Anteil von Tätigkeiten, die potenziell von Maschinen erledigt werden können, zwischen 2013 und 2019 deutlich gestiegen ist und zunehmend auch komplexere Tätigkeiten substituierbar sind. Neben dem Einsatz neuartiger Software und Robotik (z. B. Software für Registrierungskassen, Text- und Datenverarbeitung, Multimedia) wurde in den letzten Jahren eine zunehmende Zahl von KI-Anwendungen verzeichnet. Aufgrund ihrer besonderen Fähigkeiten bei Abgleich- und Klassifizierungsaufgaben kann KI in den verschiedensten Bereichen eingesetzt werden, etwa im Versicherungsgewerbe (z. B. automatisierte Verarbeitung von Schadensbildern), im Gesundheitswesen (z. B. Diagnose von Röntgenbildern), oder im elektronischen Handel (z. B. Chatbots im Kundenservice) (Ernst et al. 2019). Auch im Verarbeitenden Gewerbe

sind die Beispiele zahlreich: Zu bereits etablierten Anwendungen zählen unter anderem komplexe Bildverarbeitungs- und Klassifizierungsaufgaben zur Fehlererkennung und Qualitätssicherung, der Einsatz Neuronaler Netze für Prognoseaufgaben sowie das Management von Lieferketten (Rammer et al. 2022). Hinzu kommt, dass verschiedene potenzielle Anwendungen von großen Sprachmodellen (sogenannte Large Language Models) in einem breiteren Spektrum von Wirtschaftssektoren relevant werden, wie die Veröffentlichung von ChatGPT im November 2022 gezeigt hat (OECD 2023). Dieser sich seit Längerem abzeichnende Trend führt zu weitreichenden Diskussionen – auch darüber, wie der Einsatz von KI den Arbeitsmarkt und die Beschäftigungsbedingungen in Deutschland verändern wird.

Studien für den US-amerikanischen Arbeitsmarkt belegen, dass sich KI stärker auf hochqualifizierte Berufe auswirkt. Dagegen zeigen Befunde zu früheren Automatisierungstrends – etwa durch Robotik, den Einsatz von Informations- und Kommunikationstechnologien sowie von Software –, dass diese hochqualifizierte, gut ausgebildete Arbeitnehmer*innen auf Kosten gering- und mittelqualifizierter Arbeitnehmer*innen bei Routineaufgaben begünstigen (Autor et al. 2003; Goos et al. 2009). Weitere Studien aus den USA belegen zudem, dass Beschäftigte in Berufen, die von KI potenziell stärker betroffen sind, eher etwas höhere Lohnzuwächse erfahren als Beschäftigte in weniger betroffenen Berufen, während quantitative Be-

schäftigungseffekte auf Branchen- oder Berufsebene bislang nicht erkennbar sind (Felten et al. 2019; Acemoglu et al. 2022).

Wie die Automatisierungspotenziale beruflicher Tätigkeiten untersucht werden

Im Rahmen des Projektes „ai:conomics“ (vgl. Infobox 1) analysieren wir im Folgenden, in welchem Ausmaß die Tätigkeiten von sozialversicherungspflichtig Beschäftigten in Deutschland zwischen 2012 und 2019 potenziell von KI und Software betroffen waren. Dabei verwenden wir Indikatoren, die anhand von Patentdaten erfassen, inwiefern einzelne Tätigkeiten in Berufen potenziell automatisiert werden könnten („exposure measures“; Webb 2020). Diese bezeichnen wir als relative Automatisierungspotenziale, weil sie einen Vergleich zwischen verschiedenen Berufen ermöglichen (vgl. Infobox 2 auf Seite 3).

Die Nutzung dieser Indikatoren erlaubt die Unterscheidung, ob die potenzielle Automatisierung durch KI oder durch Software möglich wäre. So lässt sich die Perspektive von Indikatoren für den deutschen Arbeitsmarkt – wie den Substituierbarkeitspotenzialen von Dengler und Matthes (2021) – erweitern. Dadurch können wir besser verstehen, ob und inwiefern verschiedene Technologien bei unterschiedlichen beruflichen Tätigkeiten potenziell zum Einsatz kommen. Unsere Analysen sind dabei für die Gegenwart und die (nahe) Zukunft relevant, da die berücksichtigten Patente (bis 2020) für mehrere Jahre gültig sind und manche technologischen Neuerungen sich erst über die Zeit durchsetzen oder ihre Wirkung entfalten können.

In unserer Studie umfasst der Begriff „Software“ alle Systeme und Computerprogramme, die manuell geschriebene „Wenn-dann“-Regeln befolgen und zur Bearbeitung und Koordinierung von Informationen und Arbeitsaufwand in einer Organisation dienen – was der Definition von algorithmischem Management sehr nahekommt (Wood 2021). Im Gegensatz dazu bezeichnet der Begriff „KI“ prädiktive Technologien, die statistische Zusammenhänge von Daten erlernen und auf dieser Grundlage für einen bestimmten Zweck reagieren oder Maßnahmen ableiten beziehungsweise vor-

1

Das Projekt ai:conomics

ai:conomics ist ein vom Bundesministerium für Arbeit und Soziales (BMAS / Denkfabrik Digitale Arbeitsgesellschaft) auf Beschluss des Deutschen Bundestages gefördertes Projekt. Es folgt der Empfehlung der deutschen Enquête-Kommission „Künstliche Intelligenz“, evidenzbasierte Forschung zu den Beschäftigungseffekten des KI-Einsatzes durchzuführen, um wissenschaftlichen Erkenntnisfortschritt, Managemententscheidungen, sozialpartnerschaftliche Verabredungen und politische Debatten zu unterstützen.

Durchgeführt wird das Projekt von einem internationalen Konsortium aus drei Partnern: dem Research Centre for Education and the Labour Market der Universität Maastricht, dem Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung in Nürnberg und der zukunft zwei GmbH in Berlin.

Gefördert durch:



aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages



Maastricht University



INSTITUT FÜR ARBEITSMARKT- UND
BERUFSFORSCHUNG
Die Forschungseinrichtung der Bundesagentur für Arbeit

zukunft zwei

schlagen (Webb 2020). Die folgenden Analysen zeigen erhebliche Unterschiede bei der potenziellen Technologieexposition von KI oder Software in verschiedenen Beschäftigtengruppen. Auch wenn die relativen Automatisierungspotenziale etwa aus wirtschaftlichen, rechtlichen oder technischen Gründen nicht immer ausgeschöpft werden dürften, ist mit einem Wandel der Arbeitswelt zu rechnen, der Beschäftigte in unterschiedlicher Weise betreffen wird. Bei vielen Aufgaben, für die etwa soziale Interaktion notwendig ist, wird der Einsatz neuer Technologien auch künftig eher komplementär sein.

Neben der digitalen Transformation sind Fachkräfteengpässe derzeit eines der meistdiskutierten

Themen in der Arbeitsmarktpolitik, der Wissenschaft und der Öffentlichkeit. Die Frage liegt nahe, ob das Fehlen von Fachkräften durch einen gezielten Einsatz von Technologien möglicherweise zumindest teilweise abgefedert werden könnte. Im Folgenden betrachten wir daher auch die relativen Automatisierungspotenziale für Berufe, die bereits heute als Engpassberufe zählen.

Automatisierungspotenziale durch KI und Software sind ungleich verteilt

Für die Ausrichtung der Arbeitsmarktpolitik ist es von besonderer Relevanz zu erkennen, ob und wie sich das relative Automatisierungspotenzial von KI

Index des relativen Automatisierungspotenzials für Berufe nach Webb

Webb (2020) verwendet Beschreibungen von Arbeitsaufgaben und Patenten in einem bestimmten Technologiebereich, um ein Maß für das relative Automatisierungspotenzial von beruflichen Tätigkeiten zu erstellen. Die Daten zu den Tätigkeitsbeschreibungen basieren auf der für den US-amerikanischen Arbeitsmarkt erstellten O*NET Datenbank für Berufe. Die Patentdaten sind entnommen aus Google Patents Public Data, bereitgestellt von IFI CLAIMS Patent Services (Webb 2020). Obwohl jüngste Weiterentwicklungen, wie z. B. große Sprachmodelle (sogenannte Large Language Models) erst Ende 2022 Marktreife erlangten, ist es möglich, dass Patente, die sich auf diese Technologien beziehen, bereits innerhalb unseres Beobachtungszeitraums in die Datenbank aufgenommen wurden.

Die Indikatoren basieren auf folgender Berechnung: Webb gewinnt aus allen Patent- und Tätigkeitsbeschreibungen jeweils die Verb-Nomen-Paare, also alle vorkommenden Verben und Nomen pro Satz in einer Beschreibung. Im Anschluss identifiziert er, inwieweit die Verb-Nomen-Paare in den beiden Textgruppen (Patente und Tätigkeitsbeschreibungen) übereinstimmen.¹⁾ Die Indikatoren erfassen mithin, inwiefern ein Patent in einer bestimmten Technologie auf die Aufgabe eines bestimmten Berufs ausgerichtet ist. Je nachdem, wie häufig solche gemeinsamen Paare auftreten, weist er der Aufgabe eine Punktzahl zu und aggregiert diese Punktzahlen anschließend von der Tätigkeitsebene auf die Berufsebene und gibt diese in Form von Expositionspercentilen mit Werten zwischen 0 und 100 an. Diese ergeben das jeweilige relative Automatisierungspotenzial in einem Beruf, also die Exposition der jeweiligen Technologie des Berufs im Vergleich zur durchschnittlichen Exposition aller Berufe (Webb 2020). Dabei meint ein relatives Automatisierungspotenzial von 0, dass keine Tätigkeiten übernommen werden können. In Berufen mit einem Automatisierungspotenzial von 100 können im Vergleich zu allen Berufen die meisten Tätigkeiten übernommen werden – was aber auch für diese Berufe nicht heißt, dass alle Tätigkeiten übernommen werden können. Je höher also das Automatisierungspotenzial eines Berufs ist, desto wahrscheinlicher ist es, dass Tätigkeiten in diesem Beruf durch KI oder Software übernommen werden können (Webb 2020; siehe auch Acemoglu et al. 2022).

Die Indikatoren sind verfügbar für drei verschiedene Formen von Technologien: KI, Software und Robotik. In diesem Kurzbericht beschränken wir uns auf KI und Software, da der Indikator für Robotik auf industrielle Roboter beschränkt ist, die potenziell fast ausschließlich im Verarbeitenden Gewerbe zum Einsatz kommen. Für KI hingegen wird eine sehr breite Anwendbarkeit prognostiziert und Software lässt sich bereits kaum mehr aus den allermeisten Arbeits- oder Lebensbereichen wegdenken. KI kann – ebenso wie

Software in anderen Bereichen – auch als komplementäres Element eingesetzt werden: Einige Arbeitskräfte werden durch den Einsatz von KI entlastet und können sich vermehrt anderen Aufgaben widmen, z. B. der verstärkten Interaktion mit anderen Menschen oder der fundierteren Ableitung von Handlungsentscheidungen auf Basis der von der KI zusammengestellten Informationen.

Aus einer 25-Prozent-Stichprobe der Integrierten Erwerbsbiografien (IEB) zwischen 2012 und 2019 bereiten wir Beschäftigtendaten auf, die den Durchschnitt für diesen Zeitraum repräsentieren, und verknüpfen das Automatisierungspotenzial auf Berufsebene. Da der Index von Webb (2020) auf US-amerikanischen Berufen (Standard Occupational Classification, SOC) basiert, nutzen wir die Übertragung von Heß, Janssen, Leber (2023) auf die deutsche Klassifikation der Berufe von 2010 (KldB 2010) auf der Ebene der 5-Steller.²⁾ Sowohl manche Berufsabgrenzungen als auch Tätigkeiten innerhalb von Berufen unterscheiden sich auf dem US-amerikanischen und dem deutschen Arbeitsmarkt. Daraus können sich Unschärfen bei der Übertragung der Indikatoren auf die KldB 2010 ergeben. Diese können insbesondere bei der Betrachtung von Einzelberufen ins Gewicht fallen. Unsere Untersuchungen nehmen jedoch Bezug auf Berufsgruppen mit dem Ziel, generalisierte Aussagen abzuleiten. Dabei fallen diese Unschärfen weniger ins Gewicht.

Nicht ausschließen können wir, dass sich Geschäftsmodelle oder der Qualitätsmaßstab von Dienstleistungen seit der Berechnung der Indikatoren verändert haben und somit Tätigkeitsstrukturen in der Zwischenzeit und in Zukunft anders gewichtet werden müssen. So war bspw. im untersuchten Zeitraum für den Bereich der Finanz- und Versicherungsdienstleistungen beobachtbar, dass Banken ihre Filialnetzwerke verkleinert haben. In diesem Fall wurden beratende, interaktive Tätigkeiten nicht durch Technologie automatisiert, sondern sind in Verbindung mit einer Verschiebung der Verantwortung hin zum Kunden weggefallen, etwa hinsichtlich der Entscheidung für eine sinnvolle Investition in eine bestimmte Geldanlage.

¹⁾ Laut der Berufsbeschreibung gehört es z. B. zu den Aufgaben von Ärzten/Ärztinnen, „den Zustand/die Krankheit von Patienten zu diagnostizieren“, wobei das Verb-Nomen-Paar dieser Aufgabe (diagnostizieren – Zustand/Krankheit) lauten würde. Auf der Seite der Patente könnte der Titel eines Technologiepatents „Verfahren zur Diagnose von Krankheiten“ lauten, was wiederum (diagnostizieren – Zustand/Krankheit) als potenzielles Verb-Nomen-Paar enthält, was zu einer Verb-Nomen-Überschneidung zwischen einem bestimmten Beruf und einem Technologiepatent führt (Webb 2020).

²⁾ Die Tabelle für die Zuordnung der Einzelberufe der KldB 2010 zu Berufen der ISCO-08 wird von der Bundesagentur für Arbeit zur Verfügung gestellt.

und Software in den verschiedenen Branchen sowie für Beschäftigte mit unterschiedlichen soziodemografischen Merkmalen darstellt.

Im Verarbeitenden Gewerbe sind die Automatisierungspotenziale durch KI am höchsten

Hinsichtlich der relativen Automatisierungspotenziale ergeben sich deutliche Unterschiede zwischen

den verschiedenen Branchen (vgl. Abbildung A1). Das Potenzial, Software-Systeme für berufliche Tätigkeiten innerhalb einer Branche zu verwenden, ist am höchsten im Bereich Verkehr und Lagerhaltung und am niedrigsten bei den Finanz- und Versicherungsdienstleistungen. Die Möglichkeit, KI-Systeme für Tätigkeiten innerhalb einer Branche einzusetzen, ist am höchsten im Verarbeitenden Gewerbe und am niedrigsten im Handel.

In den Branchen Informations- und Kommunikationstechnologien, Finanz- und Versicherungsdienstleistungen und Unternehmensnahe Dienstleistungen sind die relativen Automatisierungspotenziale durch KI höher als durch Software. Umgekehrt ist es in den Branchen Verarbeitendes Gewerbe, Baugewerbe, Handel, Verkehr und Lagerhaltung sowie Gesundheits- und Sozialwesen. Die größte Differenz zwischen Software und KI zeigt sich im Bereich Verkehr und Lagerhaltung.

In der Abbildung A1 wird auch deutlich, dass die relativen Automatisierungspotenziale für keine Branche nahe bei dem maximalen Wert 100 liegen – der ohnehin nur für wenige Berufe gilt. Daher ist eher von einer Umverteilung des Aufgabenspektrums innerhalb der Berufe einer Branche auszugehen als davon, dass ganze Berufe durch KI oder Software vollständig ersetzbar wären.¹

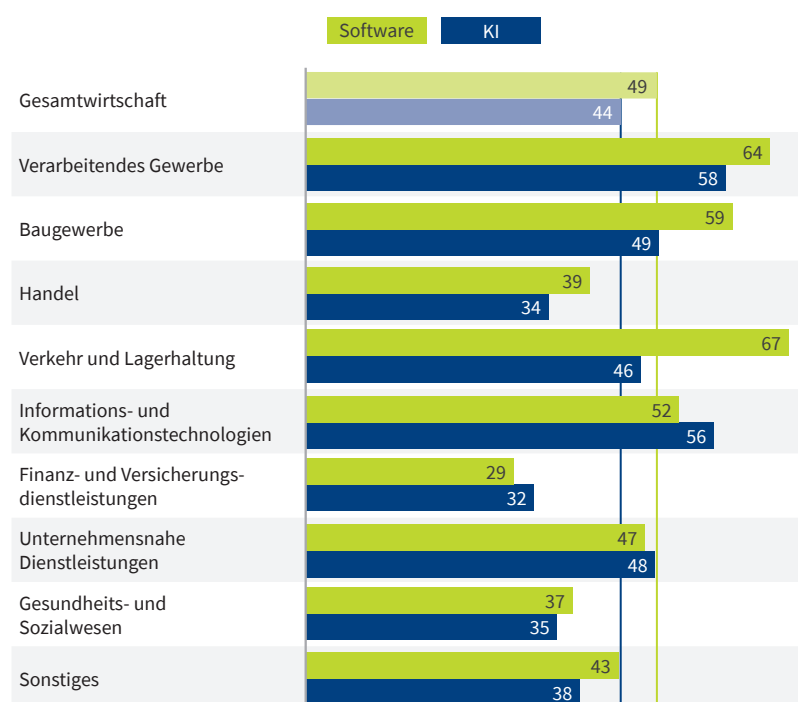
Hochqualifizierte Tätigkeiten sind potenziell stärker von KI betroffen als von Software

Unsere Analysen ergeben, dass Tätigkeiten von Hochqualifizierten potenziell von KI eher automatisiert werden können als Tätigkeiten von Beschäftigten mit geringen oder mittleren Qualifikationen (vgl. Abbildung A2). Der Befund zu KI steht im Gegensatz zu früheren wissenschaftlichen Erkenntnissen, die eher von einer Substitution von Tätigkeiten von Beschäftigten mit geringer oder mittlerer Qualifikation ausgingen (Theorie des “skill-biased technological change“, Acemoglu/Autor 2011). Er bestätigt auch die weiter oben aufgeführten Befunde für die USA (Felten et al. 2019) sowie Befunde zum potenziell zunehmenden Einsatz von Technologie in fachlich ausgerichteten Tä-

A1

Relative Automatisierungspotenziale von beruflichen Tätigkeiten in verschiedenen Branchen

Durchschnittliche Beschäftigtenstruktur für 2012–2019, Indexwerte



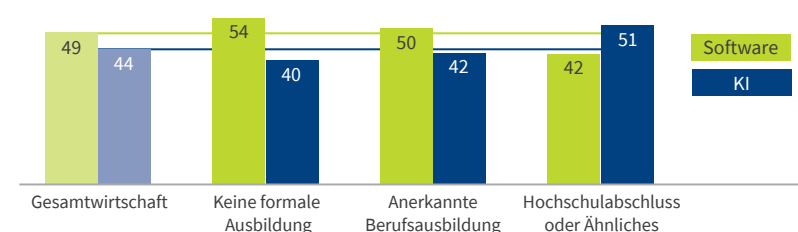
Anmerkung: Indexwerte des relativen Automatisierungspotenzials durch KI und Software auf einer Skala von 1–100 (Webb 2020, vgl. auch Infobox 2), gemittelt über alle Daten pro Industriesektor. Handel beinhaltet „Handel, Instandhaltung und Reparatur von Kraftfahrzeugen“ (bezogen auf die Klassifikation der Wirtschaftszweige 2008, ausgewählte Branchen).

Quelle: Stichprobe der Integrierten Erwerbsbiografien 2012–2019, Webb (2020), eigene Berechnungen. © IAB

A2

Relative Automatisierungspotenziale von beruflichen Tätigkeiten nach Qualifikationsniveau der Beschäftigten

Durchschnittliche Beschäftigtenstruktur für 2012–2019, Indexwerte



Anmerkung: Indexwerte des relativen Automatisierungspotenzials durch KI und Software auf einer Skala von 1–100 (Webb 2020, vgl. auch Infobox 2).

Quelle: Stichprobe der Integrierten Erwerbsbiografien 2012–2019, Webb (2020), eigene Berechnungen. © IAB

¹ Wie in der Infobox 2 ausgeführt, kann auch für Berufe mit einem Automatisierungspotenzial von 100 nicht angenommen werden, dass sie potenziell vollständig durch die jeweilige Technologie ersetzbar wären.

tigkeiten und komplexen Spezialistentätigkeiten in Deutschland (Dengler/Matthes 2021). Für Software gilt eine entgegengesetzte Tendenz: Sie übernimmt potenziell eher Tätigkeiten von Beschäftigten mit geringen oder mittleren Qualifikationen.

Wie lassen sich diese Muster erklären? Berufe, die keine oder eine formale berufliche Ausbildung voraussetzen (z. B. sozialer Bereich, Reinigung), erfordern derzeit in der Regel keinen Umgang mit großen Datenmengen, der durch den Einsatz von KI erleichtert werden kann. Softwarebasierte Systeme hingegen können die Verrichtung von repetitiven, eher niedrigqualifizierten Tätigkeiten, etwa im Verarbeitenden Gewerbe, übernehmen oder zumindest unterstützen. Im sozialen Bereich finden sich jedoch ähnlich wenige Software-Anwendungen wie für KI, weshalb dort das relative Automatisierungspotenzial (z. B. Prozessautomatisierung) ebenfalls gering ausfällt. In anderen Berufen auf vergleichbarem Qualifikationsniveau, wie sie im administrativen Dienstleistungsbereich (z. B. Bankkaufleute) anzutreffen sind, werden dagegen oft standardisierte, repetitive Aufgaben ausgeführt. Software kann hier eher genutzt werden, um Prozesse zu optimieren und zu vereinfachen. Geringer wird die potenzielle Anwendbarkeit von Software in Berufen mit höheren Qualifikationsvoraussetzungen, da hier weniger standardisierte Aufgaben anfallen.

Die Befunde unterstreichen das Ausmaß, in dem KI das Potenzial bisheriger Technologien erweitert: Auch wenn die derzeitigen KI-Technologien noch weit davon entfernt sind, ihr volles Potenzial auszuschöpfen, sind sie in der Lage, eine größere Bandbreite unterschiedlicher komplexer Aufgaben zu übernehmen. Die Auswirkungen solcher technologischen Innovationen auf den Arbeitsmarkt könnten daher viel umfassender sein als in früheren Zeiten.

Frauen sind weniger von den Automatisierungspotenzialen betroffen als Männer

Im Folgenden gehen wir der Frage nach, inwiefern Unterschiede in der Automatisierbarkeit von Tätigkeiten in Berufen mit unterschiedlichem Frauenanteil erkennbar sind. Diese können sich daraus ergeben, dass Berufe mit besonders hohem Frauenanteil oftmals eine andere Tätigkeitsstruktur

aufweisen als Berufe mit einem hohen Männeranteil. Beispielweise ist in Deutschland der Anteil weiblicher Beschäftigter in Berufen mit kognitiven Nicht-Routine-Tätigkeiten und mit manuellen Tätigkeiten über die Zeit gestiegen und in Berufen mit Routinetätigkeiten zurückgegangen (Bachmann/Gonschor 2022).

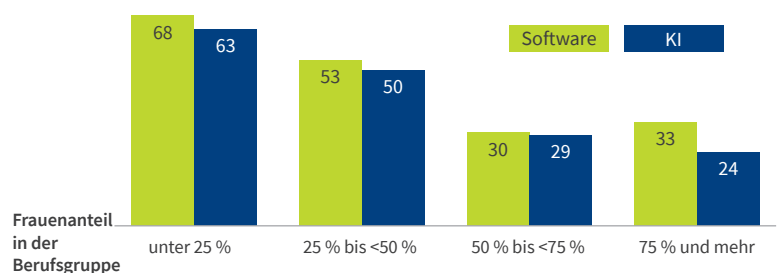
Unsere Ergebnisse zeigen: Je höher der Frauenanteil innerhalb der Berufsgruppe, desto geringer ist das relative Automatisierungspotenzial durch KI und tendenziell auch durch Software (Letzteres mit Ausnahme der Berufe mit dem höchsten Frauenanteil, vgl. Abbildung A3). Zu der Berufsgruppe mit einem Frauenanteil von unter 25 Prozent gehören beispielsweise Berufe in der Maschinenbau- und Betriebstechnik (ohne Spezialisierung), Hochbau, Lagerhaltung und Logistik sowie Fahrzeugführer*innen im Straßenverkehr. Die Berufsgruppe mit dem vergleichsweise höchsten Frauenanteil von über 75 Prozent umfasst Berufe in der Reinigung, im Verkauf, Büro- und Sekretariatskräfte sowie Berufe in der Gesundheits- und Krankenpflege, Geburtshilfe und Sozialarbeit.

Der Frauenanteil ist also besonders hoch in Berufen, die häufiger umfassende soziale, zwischenmenschliche und kommunikative Fähigkeiten erfordern. Hierfür können die betrachteten Technologien bisher weniger eingesetzt werden.

A3

Relative Automatisierungspotenziale von beruflichen Tätigkeiten nach Anteil der weiblichen Beschäftigten

Durchschnittliche Beschäftigtenstruktur für 2012–2019, Indexwerte



Anmerkung: Indexwerte des relativen Automatisierungspotenzials durch KI und Software auf einer Skala von 1–100 (Webb 2020, vgl. auch Infobox 2).

Lesebeispiel: In der Berufsgruppe mit einem Frauenanteil von 25 % bis unter 50 % beträgt das relative Automatisierungspotenzial von Software 53 und von KI 50.

Quelle: Stichprobe der Integrierten Erwerbsbiografien 2012–2019, Webb (2020), eigene Berechnungen. © IAB

Relative Automatisierungspotenziale und Fachkräfteengpässe

Seit geraumer Zeit sind einige berufliche Tätigkeiten von Fachkräfteengpässen betroffen. Der Gedanke liegt nahe, dass diese Engpässe möglicherweise durch die Realisierung von relativen Automatisierungspotenzialen für die jeweiligen berufstypischen Tätigkeiten verringert werden können. Daher betrachten wir im Folgenden die relativen Automatisierungspotenziale für Berufe mit unterschiedlich ausgeprägten Fachkräfteengpässen (vgl. Infobox 3 auf Seite 7). Dabei zeigt sich eine starke Variation, auch bei Berufsgruppen mit großen Engpässen. Hierzu gehören etwa Berufe in der Altenpflege und Berufe in der Softwareentwicklung, die beide einen gleichen, sehr hohen Engpassindikator (2,83) aufweisen, sich aber deutlich in ihren relativen Automatisierungspotenzialen unterscheiden. So werden für die Altenpflege sehr niedrige relative Automatisierungspotenziale

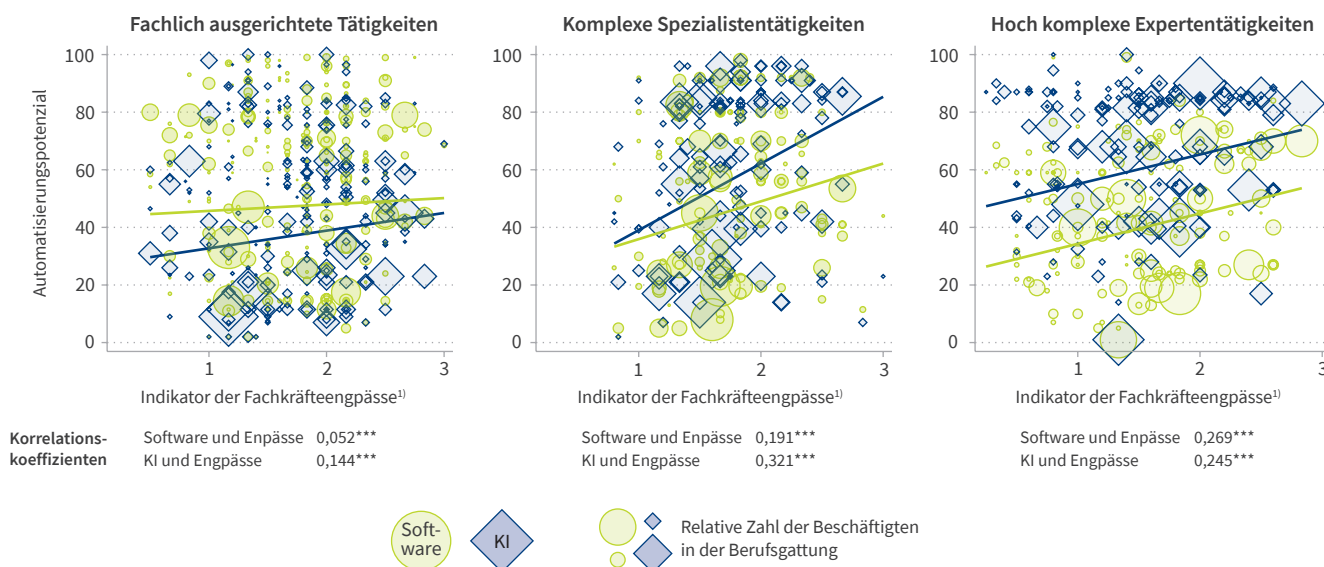
gemessen (KI: 23; Software: 29), wohingegen die Werte für die Softwareentwicklung sehr hoch sind (KI: 88; Software: 84).

Die Engpassindikatoren werden für Berufe in drei verschiedenen Anforderungsniveaus berechnet: für die fachlich ausgerichteten Tätigkeiten (z. B. Gesundheits- und Krankenpfleger*in), für komplexe Spezialistentätigkeiten (z. B. Fachkrankenpfleger*in) und für hoch komplexe Expertentätigkeiten (z. B. Arzt/Ärztin) (Statistik der BA 2020; vgl. auch Infobox 3; Helfer- und Anlernertätigkeiten sind aus der Betrachtung ausgenommen). Unsere Ergebnisse zeigen für alle Anforderungsniveaus, dass der Einsatz von KI und Software in einigen Berufen mit hohen Engpässen eine größere Rolle spielen könnte als in Berufen mit mittleren oder keinen Engpässen (vgl. Abbildung A4, in den drei Teilgrafiken insbesondere Berufe mit Werten rechts oben). Dies trifft am ehesten für die komplexen Spezialistentätigkeiten und die hoch komplexen Expertentätigkeiten zu, gemessen an den jeweili-

A4

Relative Automatisierungspotenziale in Berufen mit unterschiedlichen Fachkräfteengpässen, nach drei Anforderungsniveaus

2019, Indexwerte



¹⁾ Indikator des Fachkräfteengpasses: unter 1,5 = kein Engpass; 1,5 bis unter 2,0 = schwacher Engpass; 2,0 und höher = Engpass.

Anmerkung: Indexwerte des relativen Automatisierungspotenzials durch KI und Software auf einer Skala von 1–100 (Webb 2020, vgl. auch Infobox 2).

Erläuterung: Die drei Grafiken stellen das relative Automatisierungspotenzial für Software und KI auf der senkrechten Achse und den Wert für den Fachkräfteengpass-Indikator auf der waagrechten Achse für jede betrachtete Berufsgattung (5-Steller der Klassifizierung der Berufe 2010) gegenüber. Dabei sind die Berufe gruppiert nach den Anforderungsniveaus „Fachlich ausgerichtete Tätigkeiten“, „Komplexe Spezialistentätigkeiten“ sowie „Hoch komplexe Expertentätigkeiten“. Für Helfer- und Anlernertätigkeiten sowie für Berufsgattungen mit fehlenden Angaben werden keine Engpassindikatoren berechnet (Statistik der BA 2020). Jeder Berufsgattung ist entsprechend ein grüner Kreis (Software) und eine blaue Raute (KI) zugeordnet. Ihre Größe ist proportional zur Anzahl der Beschäftigten in der jeweiligen Berufsgattung im Jahr 2019. Die grüne bzw. blaue Linie repräsentieren jeweils den in einem einfachen linearen Regressionsmodell dargestellten und nach der Zahl der Beschäftigten gewichteten Zusammenhang zwischen dem Indikator für Fachkräfteengpässe und dem Automatisierungspotenzial für Software bzw. für KI. Alle Linien steigen positiv an; sie deuten auf einen schwachen positiven Zusammenhang hin, was sich auch darüber erklärt, dass die Werte insgesamt enorm streuen. Unter den Grafiken sind zusätzlich Pearson'sche Korrelationskoeffizienten ausgewiesen, die die Stärke des einfachen linearen Zusammenhangs zwischen den relativen Automatisierungspotenzialen und den Fachkräfteengpass-Indikatoren ausweisen. Je größer der Wert über Null liegt, wie hier durchgehend gemessen, desto stärker ist der positive lineare Zusammenhang, wobei 1 einen perfekten positiven linearen Zusammenhang repräsentiert.

Quelle: Stichprobe der Integrierten Erwerbsbiografien 2019, Statistik der BA (2020), Webb (2020), eigene Berechnung. © IAB

gen Anstiegen der Regressionslinien beziehungsweise den berechneten Korrelationskoeffizienten. Für die fachlich ausgerichteten Tätigkeiten ist der positive Zusammenhang geringer ausgeprägt. Insgesamt finden wir damit eine jeweils eher schwach ausgeprägte Beziehung zwischen dem KI-Automatisierungspotenzial und dem beruflichen Fachkräfteengpass; das wird durch die starke Streuung der Werte und die nur jeweils leicht ansteigenden grünen und blauen Regressionslinien in den Grafiken der Abbildung A4 deutlich.

Die betrachteten Technologien können damit zwar bei der Abfederung des Fachkräftemangels durchaus eine wichtige Rolle spielen. Unsere Auswertungen erlauben aber generell für keinen der betrachteten Berufe den Rückschluss, dass eine vollständige Übernahme von Tätigkeiten durch Technologie möglich wäre. Der Einsatz von Technologie allein kann die akuten Fachkräfteengpässe nicht beheben.

Fazit

In diesem Bericht untersuchen wir, inwiefern sozialversicherungspflichtige Beschäftigte in Deutschland in ihren Berufen unterschiedlich vom potenziellen Einsatz von KI und Software (ohne KI) betroffen sind. Wir nutzen Indikatoren, die das Automatisierungspotenzial von Berufen (Webb 2020) messen und damit angeben, in welchem Ausmaß die zu einem Beruf gehörenden Tätigkeiten möglicherweise entweder durch KI oder durch Software übernommen werden könnten. Die tatsächliche Anwendung der Technologien wird hierbei nicht miteinbezogen, sondern lediglich ein Bild des potenziellen Einsatzes gezeichnet.

Unsere Ergebnisse zeigen, dass das relative Automatisierungspotenzial für den Einsatz von KI für hochqualifizierte Beschäftigte am größten ist. Dagegen wirkt sich der potenzielle Einsatz von Software vorwiegend auf Beschäftigte mit geringen oder mittleren Qualifikationen aus. Des Weiteren zeigt sich, dass Berufe mit hohen Frauenanteilen – die häufiger umfassende soziale, zwischenmenschliche und kommunikative Fähigkeiten erfordern – zu einem geringeren Maß von den relativen Automatisierungspotenzialen durch Software und KI betroffen sind. Auch zwischen Bran-

chen zeigen sich Unterschiede, wobei das relative Automatisierungspotenzial durch KI und Software besonders hoch im Verarbeitenden Gewerbe sowie im Baugewerbe ist und besonders niedrig im Gesundheits- und Sozialwesen.

Wir gehen auch der Frage nach, wie sich das Automatisierungspotenzial in Berufen mit Fachkräfteengpässen darstellt und finden, dass es in diesen Berufen etwas höher ist als in Berufen ohne Engpässe. Generell jedoch sind die Berufe nicht vollständig automatisierbar, da viele KI- und Software-Anwendungen derzeit in ihren Fähigkeiten begrenzt sind und nur spezifische Tätigkeiten unterstützen oder ausführen können. Gerade in sozialen oder kreativen Prozessen sowie bei Aufgaben, die nicht standardisiert sind, stoßen die Technologien (noch) an ihre Grenzen. Besonders hoch ist das relative Automatisierungspotenzial im IT-Bereich; Software kann auch bei Engpassberufen vor allem weniger qualifizierte Tätigkeiten übernehmen, während KI potenziell vorwiegend Tätigkeiten im hochqualifizierten Bereich ausführen könnte.

Das Verständnis der möglichen Folgen des Einsatzes von KI und anderen Formen von Automatisierungstechnologien hat wichtige arbeitsmarktpolitische Implikationen. Ein zentraler Aspekt besteht darin, zu erkennen, dass sich Automatisierungstechnologien für verschiedene Beschäftigtengruppen und Branchen ganz unterschiedlich auswirken.

Grundsätzlich kann der Einsatz von KI und Software für bestimmte Berufe Produktivitätsstei-

Analyse von Fachkräfteengpässen

Grundlage für die Klassifizierung ist die Engpassanalyse der Bundesagentur für Arbeit (Statistik der BA 2020). Die Statistik der BA bewertet einmal im Jahr die Fachkräftesituation auf dem Arbeitsmarkt. Anhand von sechs statistischen Indikatoren wird für Berufsgattungen für fachlich ausgerichtete Tätigkeiten, komplexe Spezialistentätigkeiten sowie hoch komplexe Expertentätigkeiten der Klassifikation der Berufe 2010 (5-Steller der KldB 2010) ein Punktwert für das Maß des Fachkräfteengpasses ermittelt. Ausgenommen sind damit die Helfer- und Anlernertätigkeiten sowie Berufsgattung mit sehr wenigen Beschäftigten, da häufig wichtige Angaben fehlen. Auch werden Berufe herausgefiltert, für die keine mindestens 2-jährige Berufsausbildung existiert. Es verbleiben Analyseergebnisse für 236 Berufsgattungen auf Ebene der Fachkräfte, 135 für Spezialisten und 154 für Experten. Indikatorwerte zwischen 3,0 und einschließlich 2,0 weisen auf Engpassberufe hin. Für Werte unter 2,0 bis einschließlich 1,5 sind Berufe im sogenannten „Beobachtungsbereich“, das heißt, diese Berufe sind potenzielle Engpassberufe. Werte unter 1,5 deuten darauf hin, dass es keinen nennenswerten Fachkräfteengpass gibt (Statistik der BA 2020). Wir stützen uns in unserer Studie auf die für das Jahr 2019 veröffentlichten Indikatoren. Damit schließen wir etwaige pandemiebedingte Veränderungen auf dem Arbeitsmarkt im Jahr 2020 und in den Folgejahren von der Analyse aus.

gerungen mit sich bringen. Damit diese Vorteile möglichst breit zur Wirkung kommen, sollten Unternehmen und Beschäftigte unterstützt werden. Mögliche Maßnahmen sind die Förderung von Umschulungs- und (Weiter-)Bildungsangeboten. Dies würde es Beschäftigten, die potenziell von der Automatisierung betroffen sind, erlauben, sich auf die wandelnden Qualifikationsanforderungen einzurichten. Auch für Arbeitsuchende könnten solche Maßnahmen von Nutzen sein.

Hinsichtlich der Berufe mit Fachkräfteengpässen könnte geprüft werden, inwiefern die Entwicklung und der Einsatz von KI und Software die Engpässe verringern. Den Tarifparteien kommt dabei insbesondere auch bei der Ausrichtung flankierender Maßnahmen wie der Weiterbildung und der Beratung eine wichtige Rolle zu. Bei entsprechenden Beratungsansätzen wäre auch daran zu denken, dass die Implementation neuer Technologien gerade für kleinere und mittlere Unternehmen oft kostspielig ist.

Bis hierher zeigen unsere Analysen das Potenzial von KI und Software für verschiedene Gruppen von Beschäftigten. Offen bleibt derzeit noch, wie hohe relative Automatisierungspotenziale mit Löhnen und Beschäftigungsaussichten der Betroffenen zusammenhängen. Dazu sind weitere Forschungsarbeiten geplant. Gerade der Bereich der KI entwickelt sich derzeit besonders rasant. Die weitere Verbreitung der Technologien auf dem Arbeitsmarkt und ihre Konsequenzen sollten daher durch die Forschung kontinuierlich begleitet werden.



Dr. Marie-Christine Fregin
ist Forschungsleiterin am
Research Centre for Education
and the Labor Market an der
Universität Maastricht.
m.fregin@maastrichtuniversity.nl



Dr. Theresa Koch
ist Referentin bei der
Selbstverwaltung der
Bundesagentur für Arbeit.
Theresa.Koch3@arbeitsagentur.de



Verena Malfertheiner
ist Mitarbeiterin im Bereich
„Bildung, Qualifizierung und
Erwerbsverläufe“ am IAB.
Verena.Malfertheiner@iab.de



Pelin Özgül
ist PhD-Kandidatin am Research
Centre for Education and the
Labor Market an der Universität
Maastricht.
p.ozgul@maastrichtuniversity.nl



Dr. Michael Stops
ist Mitarbeiter im
Forschungsbereich „Berufe in
Transformation“ am IAB.
Michael.Stops@iab.de

Literatur

- Acemoglu, D.; Autor, D. (2011): Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. In Handbook of labor economics, Vol. 4, pp. 1043–1171. Elsevier.
- Acemoglu, D.; Autor, D.; Hazell, J.; Restrepo, P. (2022): Artificial intelligence and jobs: Evidence from online vacancies. Journal of Labor Economics, 40 (S1), S293–S340.
- Autor, D. H.; Levy, F.; Murnane, R. J. (2003): The skill content of recent technological change: An empirical exploration. The Quarterly Journal of Economics, 118 (4), 1279–1333.
- Bachmann, R.; Gonschor, M. (2022): Technological progress, occupational structure and gender gaps in the German labour market.
- Dengler, K.; Matthes, B. (2021): Folgen des technologischen Wandels für den Arbeitsmarkt: Auch komplexere Tätigkeiten könnten zunehmend automatisiert werden. IAB-Kurzbericht 13/2021.
- Ernst, E.; Merola, R.; Samaan, D. (2019): Economics of artificial intelligence: Implications for the future of work. IZA Journal of Labor Policy, 9 (1).
- Felten, E. W.; Raj, M.; Seamans, R. (2019): The occupational impact of artificial intelligence: Labor, skills, and polarization. NYU Stern School of Business, Chicago.
- Goos, M.; Manning, A.; Salomons, A. (2009): Job polarization in Europe. American Economic Review, 99 (2):58–63.
- Heß, P.; Janssen, S.; Leber, U. (2023): The effect of automation technology on workers' training participation. Economics of Education Review, 96, 102438.
- OECD (2023): OECD Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market, OECD Publishing, Paris (<https://doi.org/10.1787/08785bba-en>).
- Rammer, C.; Fernández, G. P.; Czarnitzki, D. (2022): Artificial intelligence and industrial innovation: Evidence from German firm-level data. Research Policy, 51 (7), 104555.
- Statistik der Bundesagentur für Arbeit [BA] (2020): Blickpunkt Arbeitsmarkt – Fachkräfteengpassanalyse 2019, Nürnberg.
- Webb, M. (2020): The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market. Working Paper 3482150. SSRN.
- Wood, A. J. (2021): Algorithmic management consequences for work organisation and working conditions. JRC Working Papers Series on Labour, Education and Technology, No. 2021/07.