



KI und der Arbeitsmarkt: Eine Analyse der Beschäftigungseffekte

Ein Überblick über aktuelle empirische Befunde

Andrea Hammermann / Roschan Monsef / Oliver Stettes

Köln, 20.10.2023

IW-Report 55/2023

Wirtschaftliche Untersuchungen,
Berichte und Sachverhalte



Herausgeber

Institut der deutschen Wirtschaft Köln e. V.

Postfach 10 19 42

50459 Köln

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

Das IW in den sozialen Medien

Twitter

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

LinkedIn

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

Instagram

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

Autoren

Dr. Andrea Hammermann

Senior Economist für Arbeitsbedingungen und Personalpolitik

hammermann@iwkoeln.de

0221 – 4981-314

Roschan Pourkhataei Monsef

Economist im Themencluster Arbeitswelt und Tarifpolitik

mustermann@iwkoeln.de

0221 – 4981-737

Dr. Oliver Stettes

Leiter des Themenclusters Arbeitswelt und Tarifpolitik

stettes@iwkoeln.de

0221 – 4981-697

Alle Studien finden Sie unter

www.iwkoeln.de

In dieser Publikation wird aus Gründen der besseren Lesbarkeit regelmäßig das grammatische Geschlecht (Genus) verwendet. Damit sind hier ausdrücklich alle Geschlechteridentitäten gemeint.

Stand:

September 2023

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung	4
1 Einführung.....	5
2 Überblick über Ergebnisse ausgewählter empirischer Studien	6
2.1 Ermittlung der potenziellen Betroffenheit von Beschäftigten	6
2.2 Auswertung von Stellenanzeigen	9
2.3 Rückgriff auf Befragungsdaten zum Einsatz von KI-Anwendungen	12
3 Erste Eindrücke aus dem IW-Zukunftspanel	14
3.1 Analysedesign auf Basis des IW-Zukunftspanels	14
3.2 KI-Verfahren und Beschäftigungsentwicklung in Unternehmen.....	15
3.3 KI-Verfahren und erwartete Beschäftigungsentwicklung in Unternehmen.....	17
4 Fazit	19
5 Abstract.....	20
Tabellenverzeichnis.....	21
Literaturverzeichnis	22
Anhang.....	25

JEL-Klassifikation

J23 – Arbeitskräftenachfrage

J24 – Humankapital; Qualifikation; Berufswahl; Arbeitsproduktivität

J31 – Lohnniveau und Lohnstruktur; Lohnunterschiede

O33 – Technischer Wandel: Entscheidungen und Tragweite; Diffusionsprozesse

Zusammenfassung

Rund zehn Jahre ist es her, seit Frey und Osborne mit ihrer Studie über die Automatisierungsrisiken von Berufen in den USA die Debatte über das Ende der Arbeit durch die Digitalisierung weltweit befeuert haben. Seitdem erschienen zahlreiche wissenschaftliche Studien, um die Beschäftigungseffekte einzelner Technologie(-gruppen) wie der Robotik näher zu untersuchen. Aktuell liegt der Fokus stark auf Anwendungen der Künstlichen Intelligenz (KI), die durch Chatbots wie ChatGPT oder Google Bard in das Bewusstsein der breiten Öffentlichkeit gelangt sind. Im ersten Teil der vorliegenden Studie werden die wissenschaftlichen Papiere über die Arbeitsmarkteffekte von KI dargestellt und Stärken und Schwächen von drei unterschiedlichen Ansätzen diskutiert. Diese nähern sich der Fragestellung i) mittels der Ermittlung der potenziellen Betroffenheit von Tätigkeiten, Aufgaben und Fähigkeiten der Beschäftigten, ii) über die Auswertung von Stellenanzeigen und iii) den Rückgriff auf Befragungsdaten zum Einsatz von KI-Anwendungen. Im zweiten Teil wird der Zusammenhang zwischen dem Einsatz von KI-Verfahren und der tatsächlichen und erwarteten Mitarbeiterentwicklung von Unternehmen am Standort Deutschland empirisch untersucht. Hierfür werden mehrerer Wellen des IW-Zukunftspanels, einer regelmäßigen Befragung von Unternehmen des Industrie-Dienstleistungsverbands, im Zeitraum zwischen 2019 bis 2022 mit rund 4.300 Beobachtungen von über 2.800 Unternehmen ausgewertet.

In der empirischen Analyse auf Basis des IW-Zukunftspanels zeigt sich kein robuster Zusammenhang zwischen dem Einsatz von KI-Verfahren und der tatsächlichen sowie der erwarteten Mitarbeiterentwicklung auf Unternehmensebene. Die wechselnden Vorzeichen von KI-Verfahren je nach Betrachtungszeitraum könnten auf gegenläufige Wirkungsmechanismen über positive Produktivitäts- und Substitutionseffekte menschlicher Arbeit hindeuten, die in der Literatur diskutiert werden. Um diese stärker voneinander zu trennen, bräuchte es jedoch mehr Informationen über die Art der KI-Anwendungen in den Unternehmen. Zusammengefasst weisen die wissenschaftlichen Befunde in der Literatur bislang nicht auf starke negative Beschäftigungseffekte hin. Es deutet sich vielmehr an, dass KI die menschliche Arbeit bisher weitestgehend ergänzt. Technologische Fortschritte von KI-Verfahren am aktuellen Rand sind jedoch in der Studienlage noch nicht abgebildet, sodass die Forschung zu Beschäftigungseffekten durch KI erst am Anfang steht.

1 Einführung

In den letzten Jahren hat die rasante Entwicklung der Künstlichen Intelligenz (KI) das tägliche Leben in vielerlei Hinsicht transformiert. Mit der Unterstützung von Diagnosetools in der Medizin, personalisierter Empfehlungen im E-Commerce oder selbstfahrender Autos zeigen auf KI-basierende Systeme beeindruckende Fortschritte, die die Art und Weise verändern, wie Menschen in unterschiedlichen Lebensbereichen Aufgaben erledigen und Informationen verarbeiten. Insbesondere durch das Auftauchen von text- und sprachbasierten Chatbots wie ChatGPT oder Google Bard, werden die Potenziale von KI in der Öffentlichkeit vermehrt wahrgenommen und diskutiert. Auch die Nutzung von KI in Produktionsprozessen der Wirtschaft hat sich von 2019 bis 2022 in der Industrie und in industrienahen Dienstleistungen anteilig von 10 auf fast 20 Prozent in etwa verdoppelt (Demary et al., 2022, 15). KI wird dabei häufig als „General Purpose Technologie“ bezeichnet, die so vielseitig einsetzbar ist, dass sie die Art und Weise, wie wir arbeiten und leben in einem Ausmaß verändern kann, wie es die Elektrifizierung oder das Internet in der Vergangenheit gemacht haben (Lane/Saint-Martin, 2021, 19 ff.).

Dieses Potenzial von KI, Aufgaben und Tätigkeiten zu automatisieren, geht deshalb auch mit Ängsten und Sorgen einher, menschliche Fähigkeiten in verschiedenen Bereichen nicht nur zu erweitern und zu ergänzen, sondern sie auch zu ersetzen (Arntz et al., 2022; Ipsos, 2023). Diese Befürchtungen sind im Hinblick auf technologische Entwicklungen alles andere als neu: Bereits im Jahr 2013 schätzten Frey und Osborne, dass 47 Prozent aller Jobs in den USA automatisiert werden könnten. Anders als vergangene technologische Neuerungen, die vorwiegend in der Lage waren, Routine-Tätigkeiten zu ersetzen, könnten KI-getriebene Innovationen zukünftig vermehrt auch komplexe Aufgaben übernehmen und somit Beschäftigte betreffen, die in der Automatisierungsdebatte bisher als immun betrachtet wurden (Felten et al., 2019, 14 f.; Webb, 2020, 38 ff.; OECD, 2023, 107 f.).

Die Motivlage, KI einzuführen und einzusetzen, ist für Unternehmen in verschiedenen OECD-Ländern vielschichtig. Jedoch geben mehr als vier von zehn Unternehmen im Finanz- und Versicherungssektor sowie im Verarbeitenden Gewerbe an, dass sie durch die Implementierung von KI Arbeitskosten reduzieren wollen (Lane et al., 2023, 33). Da das Ziel von Produktivitätssteigerungen in der Befragung eine eigenständige Antwortmöglichkeit war, liegt die Vermutung nahe, dass die Reduktion der Arbeitskosten überwiegend durch die Substitution von menschlicher Arbeitskraft erreicht werden soll. Tatsächlich berichten Unternehmen in der Erhebung, dass durch KI-Systeme bereits Arbeitsaufgaben automatisiert worden sind, die zuvor von Menschen ausgeübt wurden. Das Motiv, Personalkosten zu sparen, wurde in einer weiteren Erhebung für Deutschland, in welcher überwiegend Unternehmen aus der Metall- und Elektroindustrie befragt wurden, am häufigsten genannt (ifaa, 2023).

Ob diese Motivlage auch zur empirischen Befundlage passt, ist Gegenstand vieler Untersuchungen (vgl. Rat der Arbeitswelt, 2023, 13 ff.). Einen arbeitsplatzeinsparenden Effekt durch den Einsatz von KI zu identifizieren, stellt eine Herausforderung dar, weil häufig die Grenzen zwischen Robotik, KI und weiteren Digitalisierungstechnologien fließend sind. So fließen beispielsweise im Substituierbarkeitsmaß von Dengler/Matthes (2018 und 2021), welches das Potenzial beschreibt, in welchem Ausmaß berufliche Kerntätigkeiten durch Computer oder computergesteuerte Maschinen vollautomatisch erledigt werden könnten, nicht nur, aber auch KI-basierte Technologien hinein. Die vorliegende Studie wirft einen Blick in die bisherige Empirie und unterscheidet dabei zwischen verschiedenen Forschungsansätzen (Kapitel 2). Dieser Literaturüberblick wird

um eine Auswertung des IW-Zukunftspanels ergänzt, die einen Einblick in die Beschäftigungsentwicklung von Unternehmen mit und ohne KI-Einsatz gibt (Kapitel 3). Kapitel 4 fasst zusammen.

2 Überblick über Ergebnisse ausgewählter empirischer Studien

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

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

2.1 Ermittlung der potenziellen Betroffenheit von Beschäftigten

Die potenzielle Betroffenheit von Beschäftigten wird in einer ersten Variante (V1a) anhand des Potenzials von KI eingeschätzt, Aufgaben bzw. Tätigkeiten auszuführen, die üblicherweise von Beschäftigten in einer bestimmten Gruppe, zum Beispiel in einem bestimmten Beruf, verrichtet werden (z. B. Brynjolfsson et al., 2018; Webb, 2020). In diesen Fällen liegt der Fokus auf der potenziellen Substituierbarkeit menschlicher Arbeitskraft durch die Technologie und ähnelt damit zum Beispiel den Ansätzen von Frey und Osborne (2013) sowie Dengler und Matthes (2015), in denen das Automatisierungspotenzial von Robotern oder anderer digitaler Technologien betrachtet wird. Dengler und Matthes (2021, 3) berücksichtigen bei der Aktualisierung ihres sogenannten Substituierbarkeitspotenzials für das Jahr 2019 auch Verfahren Künstlicher Intelligenz. Ob diese Technologien aber auch tatsächlich implementiert werden und ob sich die vermuteten Rationalisierungseffekte einstellen, ist damit aber noch nicht gesagt (z. B. Georgieff/Hyee, 2021, 15 mit direktem Bezug zur KI und bspw. Dengler/Matthes, 2021, 8; Bonin et al., 2015, 18 ff.; Arntz et al., 2019, 6 ff. mit Bezug zu (Automatisierungs-)Technologien wie Roboter bzw. anderen Digitalisierungstechnologien).

Der Vorbehalt, dass lediglich die technologische Machbarkeit betrachtet wird, gilt auch für die zweite Variante dieses Ansatzes (V1b). Hier werden über Fortschritte in ausgewählten Anwendungsfeldern von KI (z. B. Sprachbildung) die Nähe und/oder die Ähnlichkeit mit grundsätzlichen Fähigkeiten ermittelt, die Beschäftigte zum Beispiel in einer bestimmten Berufsgruppe aufweisen sollten, um ihre verschiedenen Aufgaben adäquat verrichten zu können (z. B. Felten et al., 2019; 2023).¹ Im Unterschied zur ersten Variante V1a ist zunächst einmal unbestimmt, ob die Nähe zwischen KI-Fähigkeiten und grundsätzlich erforderlichen Fähigkeiten auf

¹ Felten et al. (2019 und 2023) unterscheiden „abilities“ von „skills“ und „work activities“, weil sie als „enduring attributes“ sich von dem erworbenen Leistungsvermögen (skills) und allgemeinen Aktivitäten/Handlungen (work activities) abgrenzen. Als Beispiele wählen die Autoren für eine ability (Fähigkeit) „deductive reasoning“, für einen skill (Kompetenz/Qualifikation) „management of personnel resources“ und für eine work activity (Aufgabe/Tätigkeit) „selling or influencing others“.

Beschäftigtenseite in einer substitutiven oder einer komplementären Beziehung zueinanderstehen (z. B. Felten et al., 2019, 9 ff. und 2023, 3 ff.).

In einer dritten Variante (V1c) werden KI-bezogene Schlüsselwörter in Patentmeldungen verwendet, um KI-Patente zu identifizieren (z. B. Gathmann/Grimm, 2022; Damioli et al., 2023²). Um die Betroffenheit der Beschäftigten zu ermitteln, wird anschließend geprüft, ob die in den KI-Patenten enthaltenen Informationen zu den Beschreibungen von Wirtschaftszweigen in der amtlichen Klassifikation passen. Der Fokus liegt folglich weniger auf der potenziellen direkten Betroffenheit eines Beschäftigten aufgrund seiner einzelnen beruflichen Aufgaben, sondern vielmehr auf der indirekten Betroffenheit aufgrund der Zugehörigkeit zu einer bestimmten Branche, wo die KI-Technologien im besonders starken Umfang eingesetzt werden könnten. Eine Branche und damit die dortigen Beschäftigten gelten als besonders betroffen, wo ein besonders starkes Wachstum bei der Anwendung von KI-Patenten vermutet wird. Ähnlich wie bei der Betroffenheit aufgrund der eigenen beruflichen Aufgaben unterliegt dieser Ansatz dem Vorbehalt, dass am Ende nicht geprüft wird, ob KI überhaupt zum Einsatz gekommen ist.

Überblick auf Befunde ausgewählter Studien

Brynjolfsson et al. (2018) analysieren den Zusammenhang zwischen der Standardabweichung des Maßes, mit dem die Substituierbarkeit von einzelnen beruflichen Aufgaben durch KI beschrieben wird, und dem Lohnniveau bzw. der Lohnsumme. Dieser Zusammenhang fällt relativ schwach aus und auf die Analyse der Entwicklung von Beschäftigungsmengen bzw. -struktur in Abhängigkeit einer unterschiedlichen Substituierbarkeit wird verzichtet. Die Autoren schließen aus ihrem Befund, dass ein tatsächlich erfolgreicher KI-Einsatz weniger in der Rationalisierung und Substitution einer beruflichen Tätigkeit münden dürfte, sondern vielmehr eine Reorganisation von Prozessen und Aufgaben innerhalb eines Berufs auslösen könnte. Begründet wird diese Hypothese mit der Einschätzung, dass sich die konkreten Aufgabenbündel auf den Arbeitsplätzen selbst innerhalb einer Berufsgruppe unterschiedlich zusammensetzen.

Felten et al. (2019) ermitteln zunächst einmal die potenzielle Betroffenheit von Beschäftigten in den USA (V1b). Dabei zeigen sie, dass die größten Fortschritte bei KI-Anwendungen in dem Zeitraum von 2010 bis 2015 mit solchen Fähigkeiten in Verbindung standen, die für hochqualifizierte Wissensberufe relevant sind. In einem weiteren Schritt verknüpfen sie diese Information mit US-amerikanischen Beschäftigungsdaten. Ein signifikanter Zusammenhang zwischen KI-Betroffenheit und Beschäftigungsentwicklung findet sich dabei im Durchschnitt nicht. Lediglich für die Beschäftigten im obersten Einkommensdrittel korreliert die KI-Betroffenheit positiv mit der Wachstumsrate der Beschäftigung. Bei den Beschäftigten im mittleren und unteren Lohnsegment ist hingegen weder ein arbeitsplatzsparender noch ein arbeitsvermehrender Effekt zu beobachten.

Im Durchschnitt steigen zwar die Löhne mit zunehmender KI-Betroffenheit grundsätzlich schneller. Allerdings zeigen Felten et al. (2019), dass ein positiver Zusammenhang zwischen KI-Betroffenheit und der Lohnentwicklung lediglich innerhalb der Beschäftigtengruppe existiert, bei denen Kompetenzen im Umgang mit

² Damioli et al. (2023) fokussieren auf den direkten Beschäftigungseffekt, den KI-Patente als Produktinnovation auf Unternehmensebene bewirken können. Unternehmen, die KI-Patente angemeldet haben, weisen ein stärkeres Beschäftigungswachstum auf als Unternehmen, die keine KI-Patente angemeldet haben. Die Studie lässt allerdings keine Rückschlüsse auf die Beschäftigungswirkungen zu, die potenziell im Zusammenhang mit dem Einsatz von KI in Unternehmen stehen, die durch diese Patente geschützt werden.

Digitalisierungstechnologien oder Computern ein großes Gewicht haben. Dies könnte auf Knappheitsprämien für IT-Spezialisten hindeuten, denn der KI-Betroffenheitsindikator korreliert positiv mit dem Anstieg der Nachfrage nach KI-relevanten Kompetenzen. Denkbar ist aber auch, dass Beschäftigte, die intensiv Computer nutzen über ein hohes Ausmaß an digitalen Kompetenzen verfügen, die ihnen auch den Umgang mit KI-Technologien erleichtern. Felten et al. (2019, 18) sind sich zudem bewusst, dass ihre Studie keine Aussage darüber treffen kann, welche indirekte Auswirkungen von dem Einsatz von KI ausgehen, wenn diese zum Beispiel die Effizienz und Funktionsweise von Robotern bzw. anderen Automatisierungstechnologien verbessert.

Fossen et al. (2019) analysieren den Zusammenhang zwischen der KI-Betroffenheit und Indikatoren für die individuelle berufliche Stabilität bzw. Mobilität zum einen sowie dem Lohnwachstum zum anderen. Dabei verwenden sie beide Varianten einer potenziellen KI-Betroffenheit (V1a und V1b) sowie zusätzlich als Vergleichsindikator das Automatisierungsrisiko von Frey und Osborne (2013). Die Analyse greift ähnlich wie bei Felten et al. (2019) auf US-amerikanische Beschäftigtendaten zurück. Die Wahrscheinlichkeit, im selben Beruf zu bleiben, nimmt bei männlichen Beschäftigten mit steigender KI-Betroffenheit in beiden Varianten zu. Der Wechsel in einen anderen Beruf wird hingegen unwahrscheinlicher. Für Frauen gilt dies zumindest mit Blick auf die Variante (V1b) von Felten et al. (2019). Dagegen sinkt sowohl für Frauen als auch Männer die Bleibewahrscheinlichkeit im selben Beruf mit zunehmendem Automatisierungsrisiko von Frey und Osborne (2013), während der Berufswechsel wahrscheinlicher wird. Einen vergleichbaren gegensätzlichen Befund findet sich auch mit Blick auf das Lohnwachstum. Während das Wachstum der Löhne mit steigender KI-Betroffenheit zunimmt, sinkt es mit steigendem Automatisierungspotenzial. Zugleich dämpft ein paralleler Berufswechsel im ersten Fall den positiven, im zweiten Fall den negativen Technologieeffekt auf die Lohnentwicklung.

Die gegensätzlichen Befunde von KI und digitalen Automatisierungstechnologien bei Fossen und Sorgner (2019) werfen zumindest mit Blick auf den US-amerikanischen Kontext die Frage auf, warum und unter welchen Voraussetzungen hierfür die direkten potenziellen Anwendungsbereiche einer Technologie – kognitive Nicht-Routine-Tätigkeiten im Fall von KI und manuelle bzw. kognitive Routinetätigkeiten bei digitalen Automatisierungstechnologien – in Kombination mit dem Qualifikationsniveau als Indikator für die individuelle Anpassungsfähigkeit eine Rolle spielen. Während zum Beispiel die Wahrscheinlichkeit für einen Berufswechsel für Hochqualifizierte signifikant mit der KI-Betroffenheit sinkt, steigt sie für Hochqualifizierte mit einem höheren Automatisierungsrisiko (Fossen/Sorgner, 2019, 36 f.). Dies könnte auf unterschiedliche Anpassungspfade bei KI- und Automatisierungstechnologien hindeuten. Eine höhere Qualifikation als Indikator für das Lernvermögen geht im ersten Fall damit einher, dass die Betroffenen modifizierte oder neue Aufgaben im Rahmen des gleichen Berufs übernehmen und von den Effizienzvorteilen profitieren. Im zweiten Fall fällt hochqualifizierten Betroffenen der Wechsel in ein anderes Berufsfeld mit verwandten oder anderen Aufgabenprofilen leichter, wenn durch die Automatisierung von einzelnen Aufgaben eine Weiterbeschäftigung im alten Berufsfeld nicht möglich oder weniger attraktiv ist.

Georgieff und Hye (2021) greifen auf den Ansatz von Felten et al. (2019) zurück (V1b) und verknüpfen die Informationen über die KI-Betroffenheit von Berufsgruppen in den USA mit Beschäftigungsdaten in 23 OECD-Staaten. Ein eindeutiger Zusammenhang zwischen KI-Betroffenheit und Beschäftigungswachstum findet sich auch in dieser Analyse nicht. Die Befunde deuten aber darauf hin, dass ein Beschäftigungseffekt durch die KI davon abhängt, in welchem Umfang die betroffenen Personen mit dem Computer arbeiten. Letzteres – so die implizite Annahme – könnte wiederum mit den Fähigkeiten einer Person in Verbindung stehen, mit digitalen Technologien umgehen zu können. In der Gruppe der Beschäftigten, die Computer intensiv nutzen, beobachten Georgieff und Hye ein höheres Beschäftigungswachstum, wenn die KI-Betroffenheit größer ist.

Ein ähnlicher Zusammenhang mit der Entwicklung der Arbeitszeiten in dieser Gruppe existiert hingegen nicht. Im Fall von Beschäftigten, die relativ selten den Computer nutzen, scheint zwar das Beschäftigungsniveau nicht davon abzuhängen, ob die Fähigkeiten von KI-Technologien denen der Menschen ähneln. Allerdings korreliert die KI-Betroffenheit in diesem Beschäftigtensegment signifikant negativ mit der Veränderungsrate der Arbeitsstunden und positiv mit dem Wachstum der Teilzeitbeschäftigung. Offen bleibt nach Aussage der Autoren, ob der empirische Befund den Sachverhalt widerspiegelt, dass insbesondere Beschäftigte, die im Umgang mit Digitalisierungstechnologien geübt sind, aufgrund ihrer Erfahrungen und Kompetenzen die potenziellen Effizienzvorteile einer KI-Nutzung eher realisieren können als andere Beschäftigte.

Albasina et al., 2023 analysieren den Zusammenhang zwischen der KI-Betroffenheit und Veränderungen in den beruflichen Beschäftigten- und Lohnstrukturen in 16 europäischen Ländern, darunter auch Deutschland, zwischen 2011 und 2019. Dabei greifen sie ebenfalls auf beide Varianten der KI-Betroffenheit (V1a und V1b) zurück. Da sich ihre Analyse auf Daten aus der Europäischen Arbeitskräfteerhebung stützt, unterliegen die Befunde mit Blick auf Veränderungen in den relativen Löhnen allerdings dem methodischen Vorbehalt, dass sich die Angaben in den einzelnen Ländern teilweise auf Netto- und teilweise auf Bruttolöhne beziehen. Dies mag auch einer der Gründe sein, warum keine systematischen Lohnstruktureffekte beobachtet werden. Mit Blick auf die berufliche Beschäftigtenstruktur stellen Albasina et al. (2023, 16 ff.) hingegen fest, dass über die gesamte Ländergruppe der Beschäftigtenanteil einer Berufsgruppe mit höherer KI-Betroffenheit (beide Varianten) im Untersuchungszeitraum gestiegen ist, und zwar insbesondere unter den Hochqualifizierten. Der Fall Deutschland zeigt aber exemplarisch, dass der empirische Befund am Ende in den einzelnen Ländern von der Wahl des Indikators abhängen kann. So ist ein positiver Zusammenhang zwischen der Entwicklung des Beschäftigtenanteils und der KI-Betroffenheit nur bei Bezugnahme auf den Ansatz von Felten et al (2019), also die Variante V1b, zu erkennen und nicht bei Bezugnahme auf den Ansatz von Webb (2020), der Variante V1a.

Gathmann und Grimm (2022) analysieren die Beschäftigungs- und Lohneffekte des potenziellen KI-Einsatzes in den 401 Kreisen in Deutschland auf Basis der Informationen, die aus europäischen Patentmeldungen und über deren Verknüpfung mit der Wirtschaftszweigklassifikation gewonnen werden (V1c). Dabei wird die regionale Betroffenheit anhand der mit der kumulierten Anzahl der Patentmeldungen gemessenen Geschwindigkeit des technischen Fortschritts in einem Zeitintervall (z. B. zwischen 1990 und 2018) gemessen, die mit dem Beschäftigtenanteil der einzelnen Wirtschaftszweige an der Gesamtbeschäftigung in einem Kreis zu einem jeweiligen Ausgangsjahr (1993 bzw. 1990) gewichtet wird. Die empirische Analyse zeigt, dass die Korrelation zwischen Beschäftigungswachstum bzw. Lohnentwicklung und potenzieller KI-Betroffenheit der Regionen von der Wahl der Modellspezifikation abhängt. Während das Beschäftigungswachstum bei der Betrachtung eines einzelnen Zeitraums von 1993 bis 2018 positiv mit einer potenziellen KI-Betroffenheit korreliert, dreht sich das Vorzeichen um, wenn dieser Gesamtzeitraum in vier Teilperioden gegliedert wird. Der geschätzte Beschäftigungseffekt fällt auch im Verarbeitenden Gewerbe anders aus als im Dienstleistungsbereich, ebenso mit Blick auf unterschiedliche Qualifikationsniveaus.

2.2 Auswertung von Stellenanzeigen

Durch das großflächige Screening von (Online-)Stellenanzeigen wird geprüft, wie sich die nach außen sichtbare Nachfrage nach KI-relevanten Arbeits-, Wissens-, Kompetenz- und Qualifikationsanforderungen im Zeitablauf entwickelt (z.B. Acemoglu et al., 2022; Alekseeva et al., 2021, Büchel/Mertens, 2022; Büchel et al., forthcoming). Dieser Ansatz (V2) unterstellt, dass sich der Einsatz von KI-Technologien in einem

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

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

Überblick über Befunde ausgewählter Studien

Acemoglu et al. (2022) kombinieren in ihrer Analyse für die USA drei Varianten, mit denen die KI-Betroffenheit (sowohl V1a als V1b) abgebildet wird, mit Informationen aus Online-Stellenausschreibungen von Unternehmen in Branchen, die eher als Einsatzbranchen und weniger als Anbieterbranchen (z. B. IT-Sektor sowie wissenschaftliche/technische Dienstleister) von KI-Anwendungen angesehen werden. Der Anteil von Stellenanzeigen mit einem direkten KI-Bezug zu allen Stellenanzeigen ist in Unternehmen, in denen zum Ausgangspunkt mehr Beschäftigte potenziell von KI-Anwendungen betroffen sind, nicht nur größer als in Unternehmen, in denen weniger Beschäftigte von einem potenziellen KI-Einsatz betroffen sein könnten, sondern er steigt auch im Zeitablauf deutlich schneller an. Dies gilt im Wesentlichen für zwei der drei verwendeten Operationalisierungen der KI-Betroffenheit. In einem zweiten Schritt diagnostizieren Acemoglu et al. (2022) im Kontext einer zunehmenden KI-Betroffenheit in erheblichem Umfang Veränderungen bei den in den Stellenanzeigen beobachtbaren Anforderungsprofilen und einen Rückgang bei den Stellenanzeigen für Positionen ohne KI-Bezug. Am Ende bleibt aber die Frage offen, ob sich dies auch in entsprechenden Beschäftigungsveränderungen in Unternehmen mit einer unterschiedlich hohen KI-Betroffenheit der Belegschaften niederschlägt. Denn es bleibt offen, in welchem Umfang die ausgeschriebenen Vakanzen auch tatsächlich neu besetzt werden konnten und ob die Stelleninhaber dann auch die entsprechenden Kompetenzen aufgewiesen haben. Schließlich lassen die Befunde keine systematischen Effekte einer zunehmenden KI-Betroffenheit auf das Beschäftigungswachstum auf Branchen- oder Berufsebene erkennen.

Alekseeva et al. (2021) untersuchen auf Basis von Informationen aus Online-Stellenausschreibungen, wie sich die Nachfrage nach KI-Kompetenzen in unterschiedlichen Branchen, Berufen und Betrieben in den USA entwickelt. Die Autoren zeigen, dass die Nachfrage nach Beschäftigten mit KI-Kompetenzen zwischen 2010 und

2019 stark angestiegen ist. Dieser Anstieg ist im IT-Sektor und damit korrespondierend in IT-Berufen besonders ausgeprägt. Er fällt aber auch in Dienstleistungsbranchen sowie in Architektur- und Ingenieurberufen sowie in der Wissenschaft und im Management relativ groß aus. Auffällig ist ferner der Befund, dass Unternehmen mit einem größeren Investitionsvolumen in Forschung und Entwicklung einen systematisch höheren Bedarf an Fachkräften mit KI-Kompetenzen aufweisen. Ob dies darauf hindeutet, dass im betrachteten Zeitraum der KI-Einsatz sich vielerorts noch in der Erprobungsphase befand und auf Pilotprojekte beschränkte, liegt zwar nahe, muss aber offenbleiben. Stellenausschreibungen mit Anforderungen an KI-Kompetenzen weisen eine Lohnprämie sowohl innerhalb eines Unternehmens als auch innerhalb einer Berufsfamilie gegenüber Stellenanzeigen ohne KI-Bezug auf. Unternehmen mit einer höheren Nachfrage nach KI-Kompetenzen bieten auch eine (betriebliche) Lohnprämie für ausgeschriebene Stellen an, für die keine KI-Kompetenzen erforderlich sind. Offen ist, ob dies auch als Hinweis gewertet werden darf, dass der Einsatz von KI komplementär zum Einsatz menschlicher Arbeitskraft erfolgt und keine negativen Beschäftigungseffekte zur Folge hat. Die empirische Analyse legt nämlich nahe, dass die Komplementarität von Stellenanzeigen mit KI- und ohne KI-Kompetenzen von der Branche und Berufszugehörigkeit sowie dem konkreten Kompetenzportfolio der gesuchten Beschäftigten abhängt. Zudem bleiben potenzielle Effekte auf bereits bestehende Beschäftigungsverhältnisse und damit auf Beschäftigungsniveau und -struktur unberücksichtigt.

Gonschor und Storm (2023) untersuchen die Nachfrage nach KI-Fähigkeiten in Deutschland für den Zeitraum zwischen 2017 und 2021 auf Basis von Online-Stellenausschreibungen und verknüpfen diese Informationen mit administrativen Daten des IAB (SIAB), um regionale und branchenspezifische Lohn- und Beschäftigungseffekte zu identifizieren. KI-Fähigkeiten werden in die drei Kategorien bezogen auf KI-Instrumente, -Anwendungen und -Methoden unterteilt. Der Anteil an Stellenausschreibungen mit einer expliziten Nachfrage nach KI steigt von 1,1 Prozent im Jahr 2017 auf 1,7 Prozent im Jahr 2021 leicht an. Jüngere Unternehmen, Unternehmen mit einer größeren Belegschaft, die in Metropolregionen angesiedelt sind und die Robotik und Maschinenlernen nutzen, fragen häufiger KI-Fähigkeiten nach. Ein Anstieg der Nachfrage nach KI-Fähigkeiten um 10 Prozentpunkte geht mit einem um 1 Prozent höheren Lohnwachstum einher. Der Effekt zeigt sich allerdings nur bezogen auf KI-Methodenfähigkeiten wie Machine Learning und Deep Learning. Beschäftigungseffekte zeigen sich hingegen nicht. Um möglichen Endogenitätsproblemen des KI-Einsatzes Rechnung zu tragen, haben die Autoren angekündigt, ihre Ergebnisse mittels IV-Schätzung weiter zu prüfen. Da die Studienlage zu unterschiedlichen Ergebnissen je nach Länderkontext kommen, ist der Befund für Deutschland für die Diskussion zu den hiesigen Arbeitsmarkteffekten besonders relevant, allerdings ist der betrachtete Zeitraum recht kurz.

Green und Lamby (2023) schätzen den Anteil der KI-Beschäftigten für eine Auswahl von OECD-Ländern sowie dessen Entwicklung zwischen 2011 und 2019. Als Ausgangsbasis verwenden sie das Gewicht der in Stellenanzeigen dokumentierten Nachfrage nach KI-Kompetenzen für die einzelnen Berufsgruppen (KI-Intensität) und verknüpfen dieses mit Beschäftigungsdaten nach Berufen. Ähnlich wie Acemoglu et al. (2022) und Alekseyeva et al. (2021) zeigen sie, dass die Bedeutung von KI-Beschäftigten merklich zunimmt, diese Beschäftigtengruppe aber weiterhin nur einen Bruchteil der Gesamtbeschäftigung ausmacht. Der markante Anstieg bei der KI-Beschäftigung vollzieht sich vor allem durch eine zunehmende Bedeutung von KI-Kompetenzen innerhalb der Berufsgruppen und nicht durch eine Verschiebung der Gewichte zwischen Berufsgruppen. KI-Beschäftigte weisen überwiegend eine Hochschulausbildung auf. Der Blick auf die Zugehörigkeit von KI-Beschäftigten und anderen Beschäftigten mit einer Hochschulausbildung zu den Dezilen der Lohnverteilung signalisiert zwar tendenziell die Existenz einer Lohnprämie für KI-Beschäftigte, die Löhne von KI-Beschäftigten wachsen im Untersuchungszeitraum 2017 bis 2019 nur in wenigen Ländern schneller als insgesamt.

2.3 Rückgriff auf Befragungsdaten zum Einsatz von KI-Anwendungen

Angaben von Unternehmen oder Beschäftigten in Befragungen können einen Eindruck geben, ob, in welchem Umfang, auf welche Art oder zum Beispiel seit wann KI-Technologien an einem Arbeitsplatz oder in einem Unternehmen tatsächlich zum Einsatz kommen. Vom konkreten Design des Fragebogens hängt dann ab, was tatsächlich erfasst wird. Während Beschäftigtenbefragungen in der Regel keinen Schluss auf Beschäftigungseffekte zulassen – unter Umständen wird lediglich die subjektive (Un-)Sicherheit der (über die) individuellen Beschäftigungsperspektiven abgefragt –, bleibt bei Unternehmensbefragungen häufig außen vor, welche Beschäftigtengruppen in welchem Maß und in welcher Art direkt oder indirekt vom Einsatz der KI-Technologien betroffen sind. In der Regel wird in diesen Fällen analysiert, ob ein signifikanter statistischer Zusammenhang zwischen Variablen existiert, die den Einsatz von KI, das Niveau und die Struktur der Beschäftigung in den Unternehmen abbilden.

Dies gilt zum Beispiel für die Analyse von Monsef und Stettes (2023) auf Basis des IW-Personalpanels. Sie untersuchen den Zusammenhang zwischen diversen Indikatoren für das Ausmaß der Personalbewegungen und unter anderem dem Einsatz digitaler Technologien. Der Einsatz von Digitalisierungstechnologien allgemein, aber auch von KI im Speziellen, korreliert dabei weder mit der Fluktuations- noch der Churningrate. Mit anderen Worten löst der Einsatz von KI keine vermehrten Einstellungen oder Entlassungen aus, mit denen Unternehmen auf veränderte Qualifikations- bzw. Kompetenzanforderungen als Folge des Einsatzes von KI-Anwendungen reagieren. Inwieweit ein solcher Befund auch für die in einem Unternehmen von dem KI-Einsatz unmittelbar oder mittelbar betroffene Beschäftigtengruppen gilt, bleibt bei einem solchen Ansatz allerdings grundsätzlich offen.

Um dieses Problem zu umgehen, greifen andere Erhebungen direkt auf eine Einschätzung der Befragten zurück, ob der Einsatz von KI in der Vergangenheit zu einer Beschäftigungsveränderung geführt hat oder in der Zukunft zu einer führen wird. Diesen letzteren Ansatz wählen zum Beispiel McKinsey (Cam et al., 2019) und die OECD (Lane et al., 2023, 42 f. mit Fokus auf den Finanzsektor und das Verarbeitende Gewerbe). Einen auf den KI-Einsatz zurückgehenden Beschäftigungsabbau berichtet in beiden Erhebungen eine Minderheit der befragten Unternehmen. Zugleich findet sich ebenso in beiden Befragungen der Befund, dass in manchen Branchen der Anteil der Unternehmen, die von einem KI-induzierten Arbeitsplatzabbau berichten, größer ist als der Anteil der Unternehmen, die einen KI-induzierten Beschäftigungsaufwuchs verzeichneten. Mit Blick auf potenzielle KI-induzierte Beschäftigungsänderungen in den nachfolgenden drei Jahren steigt in der Studie von Cam et al. (2019) der Anteil der Unternehmen mit negativen Beschäftigungserwartungen deutlich an. Aufgrund des Erhebungsdesigns in beiden Studien ist die Ableitung von quantitativen Nettobeschäftigungseffekten allerdings nicht möglich. Selbst eine qualitative Einschätzung anhand einer Saldobildung zwischen den Anteilen der Unternehmen, die Beschäftigung auf- und abbauen, unterliegt dem Vorbehalt, dass andere hierfür relevante Unternehmensmerkmale nicht berücksichtigt werden (hierzu zählt zum Beispiel die Unternehmensgröße). Ferner bleibt dadurch auch grundsätzlich offen, ob in vergleichbaren Unternehmen, die auf den Einsatz von KI verzichten haben, sich die Beschäftigung zumindest qualitativ günstiger, gleich oder ungünstiger entwickelt hat und potenzielle Beschäftigungseffekte am Ende auf andere Faktoren zurückzuführen sind, die mit einem KI-Einsatz korrelieren bzw. diesen erst auslösen.

Befunde aus 96 Fallstudien über den KI-Einsatz im Finanzsektor und Verarbeitenden Gewerbe auf Basis von 343 Interviews (darunter 40 in Deutschland) raten ebenfalls zur Vorsicht, die potenzielle KI-Betroffenheit von Berufen (V1a und V1b) eins zu eins mit einer tatsächlichen Betroffenheit im Zusammenhang mit dem Einsatz

spezifischer KI-Anwendungen gleichzusetzen, denn unter den von den Befragten am häufigsten genannten Berufen finden sich gleichermaßen solche, denen man eine potenziell hohe KI-Betroffenheit attestiert, wie auch solche, bei denen man von einer geringen KI-Betroffenheit ausgeht (Milanez, 2023, 32 f.). Unabhängig davon finden sich wenig Hinweise, dass Unternehmen in der Folge des Einsatzes von KI-Anwendungen zu dem Instrument der Entlassung greifen, in knapp acht von zehn Fallstudien ist sogar kein Hinweis zu finden, dass der KI-Einsatz zu quantitativen Beschäftigungsanpassungen führt (Milanez, 2023, 37 ff.). Als zentraler Grund hierfür stellte sich in diesen Fällen heraus, dass der Einsatz der KI erfolgt, um die Qualität der Produkte und Dienstleistungen zu verbessern oder bei einer gegebenen Anzahl von Beschäftigten das Output-Niveau erhöhen zu können. Wo eine KI-Technologie einzelne Aufgaben von Arbeitskräften übernommen hatte, wurden diese selten entlassen, sondern vielmehr auf andere Arbeitsplätze versetzt oder übernahmen andere, häufig hochwertigere bzw. komplexere Aufgaben. Die Fallstudien bestätigen qualitativ den Eindruck, der sich aus der Analyse von Stellenanzeigen ergibt, dass die Unternehmen die Beschäftigung von KI-Fachkräften ausbauen (Milanez, 2023, 46). Allerdings ist bei Fallstudien stets zu beachten, dass die Auswahl der Unternehmen nicht repräsentativ ist und häufig aufgrund unterschiedlicher Teilnahmebereitschaften einen Selektionsbias ausweist, den man nicht bereinigen kann. Eine Eins-zu-eins-Übertragung auf andere Unternehmen, eine Branche oder die gesamte Wirtschaft ist nicht möglich.

Befragungen von Beschäftigten über die Nutzung und Verbreitung von KI im Umfeld ihres Arbeitsplatzes sind bisher wenig verbreitet. Obwohl Künstliche Intelligenz mittlerweile ein gängiger Begriff ist und im Arbeitsumfeld von Erwerbstätigen durchaus genutzt wird, deuten Auswertungen darauf hin, dass ihr Einsatz für viele Erwerbstätige unbewusst passiert (Giering et al., 2021). Demnach geben rund 20 Prozent der Befragten an, regelmäßig mit KI-basierten Systemen zu arbeiten, während die indirekte Abfrage nach der Arbeit mit digitalen Systemen, die mit automatischer Sprach-, Bilder- oder Texterkennung arbeiten oder Fragen zu Fachwissen automatisch beantworten, mit 45 Prozent mindestens wöchentlicher und 37 Prozent täglicher Nutzung einen unwissentlich höheren Verbreitungsgrad vermuten lässt. Gleichzeitig geben jedoch auch 60 Prozent der Erwerbstätigen an, weiterhin Tätigkeiten selbst auszuüben, die potenziell von KI-basierten Systemen übernommen werden könnten. Erwerbstätige nutzen KI-Technologien in der Regel als Ergänzung zu selbstständig ausgeübten Tätigkeiten. Das bedeutet, dass häufig die Zusammenarbeit zwischen KI und menschlicher Arbeit gewählt wird, obwohl die KI-basierten Systeme technisch in der Lage wären, die Aufgaben eigenständig zu übernehmen. Der Teilautomatisierung von Prozessen durch KI-basierte Systeme liegen in der Regel auch ethische wie rechtliche Erwägungen zugrunde, die die (Ergebnis-)Verantwortung und Entscheidungsbefugnis beim Menschen und nicht der Technologie verorten.

Ergebnisse aus einer Beschäftigtenbefragung für den Finanzsektor und das Verarbeitende Gewerbe in Deutschland, Frankreich, Irland, Kanada, Österreich, dem Vereinigten Königreich und den Vereinigten Staaten liefern Antworten darauf, wie KI sich auf die tägliche Arbeit sowie die Arbeitsbedingungen auswirkt und welche Folgen Beschäftigte zukünftig durch den Einsatz von KI erwarten (Lane et al., 2023). In beiden Branchen berichten knapp 35 Prozent der Beschäftigten von Unternehmen, die KI implementiert haben, auch persönlich mit KI zu arbeiten. Dies sind häufiger jüngere und männliche Beschäftigte, die einen Universitätsabschluss haben. Letzteres trifft insbesondere auf den Finanzsektor zu. Die Eindrücke der Beschäftigten zum Nutzen von KI sind dabei für beide Branchen überwiegend positiv. Knapp 80 Prozent stimmen der Aussage zu, dass sich ihre Arbeitsleistung zumindest ein bisschen verbessert hat, während mehr als jeder Zweite ebenfalls von mehr Spaß und einer verbesserten mentalen und physischen Gesundheit berichtet. Letzteres ist wiederum stärker im Verarbeitenden Gewerbe zu beobachten und deutet daraufhin, dass intelligente Maschinen körperliche schwere Arbeit übernehmen und dadurch die Sicherheit in der Produktion erhöhen

können. Eine tiefere Analyse zeigt Unterschiede innerhalb der Gruppe der KI-Nutzer auf: Es ist zu erkennen, dass insbesondere im Finanzsektor die verbesserten Arbeitsbedingungen vermehrt bei Beschäftigten mit Universitätsabschluss zu beobachten sind. Das deutet daraufhin, dass diese Gruppe häufiger in der Lage ist, kurzfristig KI-Systeme erfolgreich komplementär für die Erledigung der eigenen Aufgaben zu nutzen. Dennoch bleibt der insgesamt positive Eindruck auf Beschäftigtenseite bestehen. Denn der Beschäftigtenanteil, der von (kleinen) Verschlechterungen des Arbeitskontextes berichtet, unterscheidet sich nur minimal zwischen den unterschiedlichen Indikatoren und liegt mit knapp 10 Prozent deutlich hinter dem Anteil mit positiven Erfahrungswerten. Bei Beschäftigten, deren Unternehmen bisher keine KI in die Arbeitsprozesse integriert haben, sind die negativen Erwartungen in etwa doppelt so hoch. Aber auch bei dieser Gruppe überwiegt der Anteil derer, die durch den Einsatz von KI generell Verbesserungen der Arbeitsbedingungen erwarten würden. Die Erwartungshaltung aller Beschäftigten an zukünftige Auswirkungen von KI auf die Sicherheit des eigenen Arbeitsplatzes sind im Vergleich weniger positiv. Demnach ist mehr als jeder Zweite zumindest etwas besorgt, den Job innerhalb der nächsten zehn Jahre zu verlieren. Interessanterweise berichten Nutzer von KI überdurchschnittlich häufig von diesen Ängsten. Möglicherweise spielt hier die Auseinandersetzung und die daraus resultierende Erwartung der Weiterentwicklung von KI-Tools eine wichtige Rolle. Dazu passt der Befund, dass KI-Nutzer häufiger davon berichten, dass die Einführung von KI eher Aufgaben automatisiert als neu geschaffen hat. Auch hinsichtlich der zukünftigen Lohnentwicklung erwarten doppelt so viele Beschäftigte mehr negative als positive Folgen des vermehrten Einsatzes von KI. In diesem Fall sind Beschäftigte ohne KI-Erfahrungen jedoch deutlich pessimistischer als Beschäftigte, die KI nutzen. Zusammengefasst lässt sich feststellen, dass KI die menschliche Arbeit bisher weitestgehend ergänzt. Das führt dazu, dass einzelne Kompetenzen von Beschäftigten weniger gebraucht und neue Qualifikationen erforderlich werden. Unternehmen können die positiven Erfahrungswerte weiter verbessern, indem sie Weiterbildungen anbieten und Beschäftigte bei der Implementierung der KI-Tools einbinden.

3 Erste Eindrücke aus dem IW-Zukunftspanel

3.1 Analysedesign auf Basis des IW-Zukunftspanels

Im Folgenden wird anhand einer Unternehmensbefragung untersucht, inwieweit der Einsatz von Verfahren der KI im Unternehmen mit einer tatsächlichen und erwarteten Beschäftigungsveränderung im Zusammenhang steht. Ex ante lässt sich, wie im vorherigen Kapitel auf Basis des Stands der Forschung ausgeführt, nicht vorhersagen, ob der Einsatz von KI einen substituierenden oder komplementären Zusammenhang mit der Beschäftigung aufweist. Ein Beschäftigungsrückgang bzw. ein geminderter Beschäftigungsaufbau ist dort zu vermuten, wo Tätigkeiten in größerem Ausmaß durch den KI-Einsatz automatisiert werden können, ohne zeitgleich den Bedarf an menschlicher Arbeit zu erhöhen. Ein (stärkerer) Beschäftigungsaufbau sollte sich dort zeigen, wo der Einsatz von KI mit Produktivitätszuwächsen verbunden ist und die Technologie bestehende Tätigkeitsprofile zum Großteil ergänzt oder erweitert und nicht ersetzt.

Die Analyse basiert auf dem IW-Zukunftspanel, einer seit 2006 regelmäßig online durchgeführten Unternehmensbefragung. Die variierenden Befragungsschwerpunkte betreffen Themen des Strukturwandels wie Globalisierung, Digitalisierung oder Tertiärisierung der Wirtschaft. Zielgruppe der Befragung sind im Kern Branchen des Industrie-Dienstleistungsverbund. Dies schließt das Verarbeitende Gewerbe, Versorgung, Bau, Logistik und Unternehmensnahe Dienstleistungen ein. Die vorliegende Analyse bezieht Daten aus dem Zeitraum zwischen 2019 bis 2022 ein, in dem die Unternehmen explizit nach dem unternehmensinternen Einsatz

von KI-Verfahren befragt wurden. Insgesamt liegen vier Wellen der Befragung aus dem Frühjahr 2019, dem Winter 2019/2020, dem Frühjahr 2021 und dem Frühjahr 2022 mit insgesamt 4.385 Beobachtungen von 2.899 Unternehmen vor. In den letzten beiden Wellen wurden aufgrund einer Sonderbefragung auch gesellschaftsnahe Dienstleister befragt, die in der nachfolgenden Untersuchung ausgeschlossen werden, ebenso wie Unternehmen mit unplausiblen Umsatzangaben sowie Soloselbstständige. Damit reduziert sich die Stichprobe auf 4.321 Beobachtungen von 2.856 Unternehmen.

Zur Untersuchung des Zusammenhangs zwischen dem Einsatz von KI und der Mitarbeiterentwicklung liegen für die Befragungswellen ab dem Winter 2019/2020 lediglich dichotome Angaben der Unternehmen vor, inwieweit sie KI-Verfahren einsetzen. Eine Vertiefung nach Art der KI-Verfahren, dem Verwendungszweck oder einem genauen Zeitpunkt der Einführung ist auf Basis des Datensatzes nicht möglich. In der Befragungswelle aus dem Frühjahr 2019 wurde allerdings detaillierter danach gefragt, ob die KI-Verfahren selbst entwickelt, von Dritten erworben oder über Beteiligung an anderen Unternehmen in das Unternehmen eingebracht wurden. Während die KI-Verfahren etwas häufiger hinzugekauft statt selbst entwickelt werden, kommt die Beteiligung oder die Übernahme beispielsweise eines Startups sehr selten vor. Zur Vergleichbarkeit über die Zeit werden die differenzierten Angaben der Frühjahrs- und Winterwelle 2019 in eine dichotome Variable mit KI-Einsatz bzw. kein KI-Einsatz überführt.

Für die Mitarbeiterentwicklung werden in der Studie die Informationen über die Anzahl der Beschäftigten im Inland ohne Auszubildende zum Jahresende des Vorjahrs (t) genutzt. Eine Ausnahme bildet die Befragung aus dem Winter 2019/2020, in der nach der Mitarbeiteranzahl für 2019 gefragt wird. Darüber hinaus geben die Unternehmen die Mitarbeiteranzahl im Inland von vor drei Jahren an und ihre Erwartungen, inwieweit die Mitarbeiterzahl sich in den nächsten zwölf Monaten verändert wird. Daraus wird die Mitarbeiterentwicklung wie folgt berechnet:

$$\text{Mitarbeiterentwicklung} = \frac{\text{Mitarbeiterzahl}_t - \text{Mitarbeiterzahl}_{t-3}}{\text{Mitarbeiterzahl}_{t-3}}$$

Die erwartete Mitarbeiterentwicklung für die kommenden zwölf Monate wird auf einer Fünferskalierung mit deutlich mehr, etwas mehr, ungefähr gleich, etwas weniger und deutlich weniger erfragt.

3.2 KI-Verfahren und Beschäftigungsentwicklung in Unternehmen

Im ersten Schritt der Analyse werden die Daten über alle vier Befragungswellen gepoolt und der Zusammenhang zwischen dem KI-Einsatz und der Mitarbeiterentwicklung mithilfe einer OLS-Regression geschätzt. Über den betrachteten Zeitraum hinweg zeigt sich ein negativer Zusammenhang. Dieser ist allerdings nicht statistisch signifikant. Tabelle 3-1 weist zwei Modellschätzungen auf Basis der über die Befragungswellen gepoolten Stichprobe mit Interaktionstermen zwischen KI und den Wellen aus. In Modell 1 wird für den logarithmierten Umsatz kontrolliert, welcher in einem positiven Zusammenhang mit der Mitarbeiterentwicklung steht. Da ein vermuteter Wirkungszusammenhang zwischen dem Einsatz von KI und der Mitarbeiterentwicklung über Zuwächse in der unternehmerischen Produktivität besteht, wird im zweiten Modell auf die Umsatzvariable verzichtet. Der negative, insignifikante Zusammenhang bleibt bestehen, wird aber etwas kleiner, da mögliche positive Effekte des KI-Einsatzes, die sich über eine Umsatzsteigerung auf die Mitarbeiterentwicklung ergeben, nun in dem Koeffizienten des KI-Einsatzes als Gesamteffekt enthalten sind.

Tabelle 3-1: Mitarbeiterentwicklung und KI-Einsatz im Querschnitt

Gepoolte OLS-Regression, durchschnittliche marginale Effekte

	Modell 1				Modell 2			
	dy/dx	Standardfehler	95-Prozent-Konfidenzintervall		dy/dx	Standardfehler	95-Prozent-Konfidenzintervall	
KI-Einsatz	-0,066	0,042	-0,148	0,016	-0,053	0,042	-0,135	0,029
Log. Umsatz	0,028	0,009	0,106	0,045	-			
Beobachtungen	2.700				2.721			

Modell 1: mit Umsatz, Modell 2: ohne Umsatz, gepoolte OLS-Regression mit geclusterten Standardfehlern. Kontrollvariablen: Erhebungswellen, Interaktionsterme zwischen KI und den Erhebungswellen (Referenzwelle: Frühjahr 2019), Forschungs- und Entwicklungsaktivität, Kerngeschäft, Auftragslage, Marktumfeld, Gründungsjahr; Konstanten wurden mitgeschätzt.

Quelle: IW-Zukunftspanel

In der Interaktion zwischen den Erhebungswellen und dem Einsatz von KI (siehe Anhang A1) zeigt sich für die Erhebungswelle aus dem Frühjahr 2022 ein positiver Effekt (signifikant auf dem 10-Prozent-Fehlerniveau) im Vergleich zum Referenzjahr (Frühjahr 2019). Auch in den Querschnittserhebungen (siehe Anhang A2) weist lediglich im letzten Erhebungsjahr KI einen positiven (insignifikanten) Zusammenhang mit der Mitarbeiterentwicklung auf. Für die Welle aus dem Winter 2019/2020 ist der Zusammenhang zwischen dem KI-Einsatz und der Mitarbeiterentwicklung hingegen signifikant negativ. Der Einsatz von KI geht im Winter 2019/2020 mit einem Rückgang der Mitarbeiterentwicklung innerhalb der vorherigen drei Jahre um 14,6 Prozent einher. Die geringere Wachstumsdynamik der Belegschaften in Unternehmen mit KI fällt in eine rezessive Phase der Industrie kurz vor dem Ausbruch der Corona-Pandemie in Deutschland im Frühjahr 2020.

Bei der Interpretation der Ergebnisse ist zudem zu beachten, dass die letzte Erhebung aus dem Frühjahr 2022 stammt, also vor der Veröffentlichung der ersten Version des ChatGPT von Open AI im November 2022, der weltweit für Aufsehen gesorgt hat. Die jüngsten Veröffentlichungen dieser und weiterer Anwendungen künstlicher neuronaler Netze dürften dem Einsatz von KI in der Wirtschaft auch hierzulande eine noch deutlich stärkere Relevanz in der jüngeren Vergangenheit und für die Zukunft verliehen haben. Anhand der vorliegenden Befragung muss offenbleiben, ob KI von den Unternehmen im Befragungszeitraum nur in Pilotbereichen oder Erprobungsphasen eingesetzt wurde und insofern möglicherweise auch noch keine bzw. eine geringe wirtschaftliche und damit beschäftigungsrelevante Bedeutung aufwies.

Im zweiten Schritt wird der Zusammenhang zwischen dem Einsatz von KI und der Mitarbeiterentwicklung in den Unternehmen im Längsschnitt betrachtet. Der Vorteil der Fixed-Effects-Schätzung in Tabelle 3-2 ist, dass keine Verzerrungen aufgrund von nicht beobachteten Unternehmenscharakteristiken auftreten, die sich über die Zeit nicht verändern. Problematisch ist allerdings, dass in dem relativ kurzen Beobachtungszeitraum zwischen 2019 und 2022 nur ein sehr geringer Anteil der Unternehmen, die an mehreren Wellen teilgenommen haben, auch in ihrem Einsatz von KI variieren. Die abhängige Variable der Schätzung ist die logarithmierte Mitarbeiteranzahl zum Ende des Vorjahres. Neben dem Einsatz von KI wird für den logarithmierten Umsatz und dem Anteil der Aufwendungen für Forschung und Entwicklungsaktivitäten kontrolliert. Zudem sind Dummies für die Befragungswellen integriert, um für unternehmensübergreifende Zeittrends

zu kontrollieren. Der Koeffizient des KI-Einsatzes ist ebenfalls wie in der gepoolten OLS-Schätzung negativ und insignifikant. Aus der vorliegenden Analyse lässt sich also kein struktureller Effekt zur Einführung von KI auf die Beschäftigtenzahl der Unternehmen feststellen. Die Interpretation steht allerdings vorbehaltlich der angeführten Limitationen der Schätzung auf Basis der zur Verfügung stehenden Daten. Eine Fixed-Effects-Schätzung ohne den Umsatz kommt zu einem sehr ähnlichen (nur geringfügig höheren) Koeffizienten für den KI-Einsatz.

Tabelle 3-2: Mitarbeiterentwicklung und KI-Einsatz im Längsschnitt

Fixed-Effects-Schätzung

Log. Mitarbeiteranzahl im Inland	β -Koeffizient	Robuste Standardfehler
KI-Einsatz	-0,026	(0,033)
Log. Umsatz	0,130 ^{***}	(0,046)
Aufwendungen für Forschung und Entwicklung als Anteil am Gesamtumsatz	0,002	(0,001)
Winterwelle 2019/2020	-0,008	(0,025)
Frühjahrswelle 2021	-0,025	(0,020)
Frühjahrswelle 2022	-0,040 ^{**}	(0,019)
Beobachtungen		3.155
Anzahl der Unternehmen		2.089
R ² (within)		0,096
R ² (between)		0,772

Konstante wurde mitgeschätzt, Referenz ist die Welle aus dem Frühjahr 2019. Signifikant auf dem 5-Prozent- / und 1-Prozent-Fehlerniveau (** / ***)

Quelle: IW-Zukunftspanel

3.3 KI-Verfahren und erwartete Beschäftigungsentwicklung in Unternehmen

Im dritten Schritt der Analyse wird untersucht, inwieweit Unternehmen, die Verfahren der KI einsetzen, für das der Befragung nachfolgende Jahr einen Beschäftigungsaufbau oder -abbau erwarten. Hierfür wird der Datensatz erneut gepoolt und die Schätzung mit ihren Kontrollvariablen aus Tabelle 3-1 wiederholt. In den ersten beiden Modellen wird jeweils eine Ordered Logit mit der Mitarbeiterentwicklung für die kommenden zwölf Monate in allen fünf Ausprägungen (von deutlich weniger bis deutlich mehr gegenüber der Mitarbeiterzahl im Inland des Vorjahres) geschätzt. Im Modell 2 wird der Umsatz nicht mitgeschätzt. Die Ergebnisse der Modelle 3 und 4 basieren auf einer Logit Schätzung zum erwarteten Beschäftigungsaufbau (Modell 3) bzw. -abbau (Modell 4). Da die Frage zu der erwarteten Beschäftigungsentwicklung in der Welle aus dem Frühjahr 2019 nicht gestellt wurde, können lediglich die späteren drei Befragungswellen berücksichtigt werden. Der Einsatz von KI steht mit der erwarteten Mitarbeiterentwicklung für das nachfolgende Jahr in einem positiven, jedoch statistisch nicht signifikanten Zusammenhang. Lediglich im Modell 2 weist die Interaktion zwischen der Befragungswelle im Frühjahr 2021 und dem KI-Einsatz einen negativen Zusammenhang auf (im Vergleich zur Referenzwelle Winter 2019/2020), der auf dem 1-Prozent-Fehlerniveau signifikant ist.

Tabelle 3-3: Erwartete Mitarbeiterentwicklung und KI-Einsatz

 Ordered Logit und Logit-Schätzungen, β -Koeffizienten und robuste Standardfehler in Klammern

	Modell 1	Modell 2	Modell 3	Modell 4
Abhängige Variablen [bezogen auf die nachfolgenden 12 Monate]	Erwartete Mitarbeiterentwicklung		Erwarteter Beschäftigungsaufbau	Erwarteter Beschäftigungsabbau
KI-Einsatz	0,559 (0,445)	0,613 (0,417)	0,620 (0,434)	0,111 (0,525)
KI-Einsatz* Befragungswelle Frühjahr 2021	-1,071 (0,619)	-1,197** (0,592)	-0,885 (0,670)	0,531 (0,735)
KI-Einsatz* Befragungswelle Frühjahr 2022	-0,424 (0,612)	-0,422 (0,599)	-0,687 (0,600)	-0,057 (0,760)
Befragungswelle Frühjahr 2021	0,174 (0,179)	0,153 (0,177)	0,097 (0,227)	-0,247 (0,277)
Befragungswelle Frühjahr 2022	0,156 (0,183)	0,138 (0,182)	0,199 (0,230)	-0,298 (0,312)
Beobachtungen	2.207	2.231	2.207	2.207
Pseudo R ²	0,084	0,087	0,118	0,118

Modelle 1 und 2: Ordered Logit, Modell 2: ohne log. Umsatz, Modelle 3 und 4: Logit-Schätzungen. Erwartete Mitarbeiterentwicklung in den nächsten 12 Monaten: deutlich weniger (Referenz), etwas weniger, ungefähr gleich, etwas mehr, deutlich mehr. Beschäftigungsaufbau: etwas oder deutlich mehr Mitarbeiter als im Vorjahr (Referenz: ungefähr gleich/weniger). Beschäftigungsabbau: etwas oder deutlich weniger Mitarbeiter als im Vorjahr (Referenz: ungefähr gleich/mehr), Modell 3 und 4 inkl. Konstante. Kontrollvariablen: Erhebungswellen, Interaktionsterme zwischen KI und den Erhebungswellen (Referenzwelle: Winter 2019/2020), Forschung- und Entwicklungsaktivität, Kerngeschäft, Auftragslage, Marktumfeld, Gründungsjahr, log. Umsatz (außer im Modell 2)
Quelle: IW-Zukunftspanel

Zwischenfazit

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass in der vorliegenden Untersuchung kein struktureller Zusammenhang zwischen dem Einsatz von KI-Verfahren und der tatsächlichen sowie der erwarteten Mitarbeiterentwicklung auf der Unternehmensebene festgestellt werden konnte. Zudem variieren die Befunde je nach Betrachtungszeitraum. So wechselt das negative Vorzeichen des KI-Einsatzes mit Blick auf die tatsächliche Mitarbeiterentwicklung zu Beginn des Betrachtungszeitraums zu einem positiven Vorzeichen in der Befragungswelle 2022. Aufgrund des kurzen Zeitraums, der sich zudem überwiegend auf die Jahre der Coronapandemie bezieht und aufgrund der fehlenden Differenzierungsmöglichkeiten über die Art und den Zeitpunkt der Einführung von KI-Verfahren sind die Ergebnisse allerdings nicht geeignet, um generalisierende Aussagen zu treffen. Hierfür braucht es weitere empirische Forschung.

Interessant bleibt insbesondere die Frage, inwieweit neue Anwendungsverfahren wie ChatGPT und jüngere technologische Fortschritte künftig stärkere Beschäftigungseffekte nach sich ziehen als vorherige KI-Generationen. Weiterhin ist aufgrund des ex ante möglichen komplementären wie substituierenden Effekts von KI auf die Beschäftigung wichtig, mehr Informationen über dessen Einsatzgebiet im Unternehmen zu erfahren. In jedem Fall ist es notwendig, wie sich schon bei der Forschung zum Einfluss der Robotik auf den Arbeitsmarkt gezeigt hat, auch spezifisch zu den Arbeitsmarkteffekten von KI in Deutschland zu forschen, um mögliche Effekte der Digitalisierung vor dem Hintergrund der hiesigen Wirtschaftsstruktur und unter Berücksichtigung von institutionellen Besonderheiten, beispielsweise im Ausbildungssystem, zu untersuchen.

4 Fazit

Die Entwicklung der neuesten natürlichen Sprachverarbeitungsmodelle, allen voran die Veröffentlichung von ChatGPT im November 2022, hat der breiten Öffentlichkeit gezeigt, wie weit die Technologie der Textverarbeitung vorangeschritten ist und steht dabei nur stellvertretend für eine Reihe von KI-Anwendungen mit zunehmender Marktreife. Neben kritischen Fragen nach dem Datenschutz und Urheberrechten wird in der Debatte um KI häufig auch die Angst vor der Automatisierung menschlicher Arbeit und damit einhergehenden massiven Verlusten von Arbeitsplätzen thematisiert. Die Angst vor der Verdrängung menschlicher Arbeit durch moderne Technologien ist ein wiederkehrendes Phänomen und hält sich hartnäckig trotz gegenläufiger Erfahrungen beispielsweise beim Einsatz der Robotik im Verarbeitenden Gewerbe in Deutschland in den letzten Jahrzehnten. Jede Technologie ist allerdings neu zu bewerten und so ist die Frage durchaus berechtigt, ob der zunehmende Einsatz von KI-Verfahren grundlegend andere Arbeitsmarkteffekte induziert.

Die Forschung zu den Arbeitsmarkteffekten durch den Einsatz von KI-Verfahren steht noch am Anfang. Die hier diskutierten Studien nähern sich der Fragestellung über die Analyse von Stellenanzeigen, Befragungsdaten und technischen Substituierbarkeitspotenzialen von Tätigkeiten und Fähigkeiten. Die unterschiedlichen Forschungsansätze versuchen den KI-Begriff zu operationalisieren, Einsatzgebiete zu identifizieren und (potenzielle) Wirkungen auf Löhne und Beschäftigungseffekte zu eruieren. Erschwert wird die empirische Forschung zum einen dadurch, dass der Begriff der KI sehr unterschiedlich verstanden und verwendet wird und den Beschäftigten die Anwendung von KI-Verfahren häufig nicht bewusst ist. Zum anderen spielen KI-Kompetenzen (bislang) in den untersuchten Stellenanzeigen nur eine geringe Rolle. Für die Untersuchung von potenziellen Arbeitsmarkteffekten ist zudem der institutionelle Rahmen wichtig, sodass Befunde für den amerikanischen Arbeitsmarkt nicht ohne Weiteres auf Deutschland übertragbar sind. Substituierbarkeitspotenziale beispielsweise hängen davon ab, wie gut Beschäftigte aufgrund ihres jeweiligen Bildungshintergrundes innerhalb ihrer Tätigkeit neue Aufgaben übernehmen können.

Zusammengefasst weisen die bisherigen Befunde nicht auf starke negative Beschäftigungseffekte hin. Es deutet sich vielmehr an, dass KI die menschliche Arbeit bisher weitestgehend ergänzt. Das führt dazu, dass einzelne Kompetenzen von Beschäftigten weniger gebraucht und neue Qualifikationen erforderlich werden. Hierin können die Unternehmen ihre Beschäftigten über gezielte Qualifizierungsmaßnahmen unterstützen und ihre Belegschaft bei der Einführung von KI-Verfahren einbinden. Der Politik hingegen kommt die Aufgabe zu, einen rechtlichen Rahmen zu schaffen, der es den Unternehmen erlaubt, die wirtschaftlichen Potenziale der KI-Anwendungen rechtssicher zu erproben und gleichzeitig die Verfahren anhand ethischer Leitlinien hinsichtlich Fairness und Transparenz bewerten zu können.

5 Abstract

It has been about ten years since Frey and Osborne's study on the automation risks of occupations in the USA fuelled the debate on the end of work due to digitalisation worldwide. Since then, numerous scientific studies have been published to examine the employment effects of technology such as robotics. Currently, the focus is on artificial intelligence applications, which have come to the attention of the general public through chatbots such as ChatGPT or Google Bard. In the first part of this study, the scientific studies on the labour market effects of AI are presented and the strengths and weaknesses of three different approaches are discussed. These approach the research question by means of i) determining how employees are potentially affected, ii) evaluating job advertisements and iii) using survey data on the use of AI applications. In the second part of this study, the relationship between the use of AI and the actual and expected employee development of companies in Germany is examined empirically. For this purpose, several waves of the *IW-Zukunftspanel*, a regular company survey, are evaluated in the period between 2019 and 2022 with around 4,300 observations from over 2,800 companies.

The empirical analysis based on the *IW-Zukunftspanel* does not show a robust correlation between the use of AI procedures and the past as well as the expected future employee development at the company level. The changing signs of the AI coefficient could indicate opposing impact mechanisms via positive productivity effects and substitution effects of human labour, as discussed in the literature. In order to entangle these effects, however, more information would be needed on the type of AI applications in the companies. In summary, the scientific findings in the literature so far do not point to strong negative employment effects. Rather, the evidence suggests that AI has so far largely complemented human labour. However, technological advances of AI processes at the current edge are not yet reflected in the studies and thus research on the employment effects of AI is only at the beginning.

Tabellenverzeichnis

Tabelle 3-1: Mitarbeiterentwicklung und KI-Einsatz im Querschnitt	16
Tabelle 3-2: Mitarbeiterentwicklung und KI-Einsatz im Längsschnitt	17
Tabelle 3-3: Erwartete Mitarbeiterentwicklung und KI-Einsatz	18
Tabelle A-1: KI-Einsatz und Mitarbeiterentwicklung	25
Tabelle A-2: KI-Einsatz und Mitarbeiterentwicklung	26

Literaturverzeichnis

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

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

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

Arntz, Melanie / Gregory, Terry / Zierahn, Ulrich, 2019, Digitalization and the Future of Work: Macroeconomic Consequences, IZA-Discussion Paper, Nr. 12428, Bonn

Arntz, Melanie / Blesse, Sebastian / Doerrenberg, Philipp, 2022, The End of Work is Near, Isn't It? Survey Evidence on Automation Angst, ZEW – Centre for European Economic Research Discussion Paper, Nr. 22-036, Mannheim

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

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

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

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

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

Cam, Arif / Chui, Michael / Hall, Bryce, 2019, Global AI Survey: AI proves its worth , but few scale impact, McKinsey, [Survey: AI adoption proves its worth, but few scale impact | McKinsey](#) [26.9.2023]

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

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

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

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

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

Felten, Edward / Raj, Manav / Seamans, Robert, 2019, The Occupational Impact of Artificial Intelligence: Labor, Skills, and Polarization, NYU Stern School of Business, <https://ssrn.com/abstract=3368605> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3368605> [26.9.2023]

Felten, Edward / Raj, Manav / Seamans, Robert, 2023, How will Language Modelers like ChatGPT Affect Occupations and Industries?, <https://ssrn.com/abstract=4375268> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4375268> [26.9.2023]

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

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

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

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

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

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

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

Ifaa, 2023, Künstliche Intelligenz in produzierenden Unternehmen, <https://www.arbeitswissenschaft.net/angebote-produkte/studien/kwh-ue-alf-ki-studie-ergebnisse> [4.10.2023]

Lane, Marguerita / Saint-Martin, Anne, 2021, The impact of Artificial Intelligence on the labour market: What do we know so far? OECD Social, Employment and Migration Working Papers, Nr. 256, Paris

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

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

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

OECD – Organisation for Economic Co-operation and Development, 2023, 2023, Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market, Paris

Rat der Arbeitswelt, 2023, Transformation in bewegten Zeiten – Nachhaltige Arbeit als wichtigste Ressource, Arbeitsweltbericht, Berlin, https://www.arbeitswelt-portal.de/fileadmin/user_upload/awb_2023/Arbeitsweltbericht_2023.pdf [6.10.2023]

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

Anhang

Tabelle A-1: KI-Einsatz und Mitarbeiterentwicklung

Pooled-OLS-Regressionen

abh. Variable: Mitarbeiterentwicklung	Modell 1	Modell 2
KI-Einsatz	-0,138 (0,100)	-0,128 (0,101)
KI-Einsatz*	-0,013	0,010
Befragungswelle Winter 2019/2020	(0,103)	(0,107)
KI-Einsatz*	0,130	0,109
Befragungswelle Frühjahr 2021	(0,114)	(0,114)
KI-Einsatz*	0,214	0,216
Befragungswelle Frühjahr 2022	(0,125)	(0,126)
Forschung- und Entwicklungsaktivitäten (Referenz: keine F&E-Aktivitäten)		
nur gelegentlich F&E-Aktivitäten	0,122*** (0,041)	0,112*** (0,041)
durchgängige F&E-Aktivitäten	0,053 (0,042)	0,063 (0,043)
Kerngeschäft des Unternehmens im Inland (Referenz: Industrieproduktion)		
Bau	0,076 (0,109)	0,075 (0,109)
Handwerk	0,028 (0,042)	0,023 (0,046)
Dienstleistungen	0,084 (0,045)	0,061 (0,045)
Handel	0,035 (0,037)	0,044 (0,037)
Sonstiges	0,116 (0,070)	0,103 (0,070)
günstiges Marktumfeld	0,040 (0,041)	0,040 (0,041)
Auftragsbestand (Referenz: zu klein)		
ausreichend	0,031 (0,058)	0,034 (0,057)
verhältnismäßig groß	0,087 (0,065)	0,094 (0,064)
log. Umsatz	0,028*** (0,009)	
Unternehmensgründung vor mehr als 10 Jahren	-0,330** (0,133)	-0,328** (0,133)
Befragungswellen	ja	ja
Beobachtungen	2700	2721
R ²	0,031	0,027

Angabe der β -Koeffizienten und robusten Standardfehler in Klammern, Konstante wurde mitgeschätzt. Signifikant auf dem 5-Prozent- / und 1-Prozent-Fehlerniveau (** / ***)

Quelle: IW-Zukunftspanel

Tabelle A-2: KI-Einsatz und Mitarbeiterentwicklung

OLS-Regressionen separat für jede Befragungswelle

abh. Variable:	Frühjahr 2019	Winter 2019/2020	Frühjahr 2021	Frühjahr 2022
Mitarbeiterentwicklung				
KI-Einsatz	-0,120 (0,160)	-0,146** (0,070)	-0,020 (0,068)	0,104 (0,075)
Forschung- und Entwicklungsaktivitäten (Referenz: keine F&E-Aktivitäten)				
nur gelegentlich F&E-Aktivitäten	0,156 (0,126)	0,181 (0,096)	0,078 (0,069)	0,085 (0,051)
durchgängige F&E-Aktivitäten	0,128 (0,220)	0,014 (0,051)	0,058 (0,065)	0,114** (0,051)
Kerngeschäft des Unternehmens im Inland (Referenz: Industrieproduktion)				
Bau	0,494 (0,555)	-0,024 (0,081)	0,038 (0,077)	0,088 (0,109)
Handwerk	0,156 (0,151)	-0,035 (0,073)	0,068 (0,068)	0,093 (0,077)
Dienstleistungen	0,127 (0,126)	0,048 (0,073)	0,115 (0,067)	0,103 (0,066)
Handel	0,048 (0,104)	-0,111 (0,063)	0,022 (0,056)	0,173*** (0,067)
Sonstiges	0,665*** (0,216)	-0,037 (0,082)	0,025 (0,061)	-0,055 (0,071)
günstiges Marktumfeld	0,079 (0,090)	-0,025 (0,071)	0,057 (0,111)	0,078 (0,052)
Auftragsbestand (Referenz: zu klein)				
ausreichend	-0,130 (0,154)	0,080 (0,076)	0,045 (0,122)	0,032 (0,062)
verhältnismäßig groß	-0,137 (0,148)	0,162 (0,086)	0,119 (0,162)	0,074 (0,066)
log. Umsatz	0,055** (0,023)	0,019 (0,010)	0,025 (0,019)	0,027 (0,016)
Unternehmensgründung vor mehr als 10 Jahren	-0,447 (0,241)	-0,340 (0,192)	-0,205 (0,145)	-0,178 (0,101)
Beobachtungen	530	725	811	634
R^2	0,101	0,053	0,013	0,065

Angabe der β -Koeffizienten und robusten Standardfehler in Klammern, Konstante wurde mitgeschätzt. Signifikant auf dem 5-Prozent- / und 1-Prozent-Fehlerniveau (** / ***)

Quelle: IW-Zukunftspanel