

Ausgewählte Studien 2013 - 2024

Ein Literatur-Strang zum Thema Automatisierung, der sowohl in der Öffentlichkeit als auch in Institutionen wie der ILO, der OECD, dem IWF usw. und auch in Teilen der Wissenschaft(en) immer wieder höhere Aufmerksamkeit erfährt, sind Studien zu möglichen "Automatisierungspotenzialen", meist ausgelöst durch bestimmte technische Neuerungen oder die Veröffentlichung 'spektakulärer' Studien. Diese Studien enthalten oft auch Daten, mit denen "Potenziale" oder die "exposure" (also das 'In-Berührung-kommen mit' oder 'ausgesetzt-sein' neuer Technik) ausgewiesen wird. Leider sind diese Daten meist einseitig technik-orientiert und vernachlässigen die betrieblichen, sozialen, ökologischen und ökonomischen Rahmenbedingungen, weshalb ihre Aussagekraft fraglich erscheint.

Die letzte große Welle entstand aus der Veröffentlichung von Frey/Osbourne (2013, 2017) zur Automatisierungswahrscheinlichkeit von Berufen in den USA, die trotz ihrer schwachen empirischen Basis weltweit rezipiert und auch im deutschsprachigen Raum vielfach repliziert und diskutiert wurde. Die aktuelle Welle dreht sich meist um "Generative KI".

Dieser **Exkurs** gibt einen Überblick zu zentralen Veröffentlichungen in diesem Feld, mit Fokus auf Methodik und zentrale Ergebnisse der Studien.

Bild 1: Ausgewählte Studien, 2013 - 2024

Untersuchungsgegenstand / Region	Kernthesen, Methoden und Ergebnisse
IWF: Cazzaniga et al. (2024). Generative AI and the future of Work.	
Potenzielle Auswirkungen von (generativer) KI auf Berufe, im Ländergruppenvergleich, zudem Anpassungsbewegungen und KI-Bereitschaft verschiedener Länder (Index); global, Ländergruppen.	60 % der Jobs in Advanced Economies sind potenziell von KI betroffen, davon die Hälfte negativ, die Hälfte positiv. In Emerging Markets (40 %) und Low Income Countries (26 %) liegen die Werte viel niedriger, dort sind aber auch weniger positive Auswirkungen zu erwarten. Dies wirkt sich potenziell auf die globale Ungleichheit aus, da die Mehrzahl der hoch-produktiven Jobs in den sowieso schon entwickelten Ländern entsteht ("digital divide").
Goldman Sachs: Briggs/Kodnani (2023). The Potentially Large Effects of Artificial Intelligence on Economic Growth	
Automatisierungspotenzial und Wirtschaftswachstum durch den Einsatz von generativer KI, global.	Bis zu einem Viertel der derzeit in den USA und Europa geleisteten Arbeit könnte durch KI ersetzt werden, etwa 18 Prozent der weltweiten Tätigkeiten. Weiterhin könnte durch flächendeckenden KI-Einsatz die Arbeitsproduktivität über 10 Jahre jährlich um 1,4 Prozentpunkte steigen, das weltweite BIP pro Jahr um bis zu 7 Prozent. Die Autoren stellen nach Extrapolation ihrer Ergebnisse auf die ganze Welt die Zahl von 300 Millionen Vollzeit-Jobs in den Raum, die durch generative KI weltweit automatisiert werden könnten.
McKinsey (2023). The economic potential of generative AI	
Potenzialanalyse generativer KI; global (80 % aller globalen Arbeitsplätze erfasst).	Mögliches zusätzliches Produktivitätswachstum durch generative KI von 0,1 - 0,6 Prozent pro Jahr über einen Zeitraum von 10 - 20 Jahren; generative KI erhöht das technische Automatisierungspotenzial von 1/2 auf 2/3 der heute notwendigen Arbeitszeit.

World Economic Forum (2023). The Future of Jobs Report 2023.	
Umfrage unter 803 Großunternehmen in 45 Ländern mit insgesamt 11,3 Millionen Beschäftigten.	Automationsgrad 2023: 34 % (2028, erwartet: 42 % - jeweils gemessen an der Zahl der automatisierten 'tasks', nicht der Notw. Arbeitszeit!). Angesichts der Stichprobe sind das Zahlen für große Industrieunternehmen. Die Bandbreite reicht von 35 % (reasoning/decision making) bis 65 % (information/data processing) im Jahr 2027.
Brynjolfson et al. (2023). Generative AI at Work	
Produktivitätseffekte eines KI-Assistenten auf die Arbeit von Kundendienstmitarbeitern eines Fortune 500-Unternehmens.	14 Prozent durchschnittliche Produktivitätssteigerung, gemessen in erfolgreich bearbeiteten Anfragen pro Stunde; Anzeichen für beschleunigte Lernkurve bei Berufseinsteigern; erhöhte Kundenzufriedenheit, Mitarbeiterbindung und weniger Rufe nach Managementintervention.
ILO: Gmyrek et al. (2023). Generative AI and jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality	
Automatisierungs- und Ergänzungspotenzial von generativer KI für Aufgaben und Berufe; global.	'Innovative' Methodik. Sie fragen GPT-4, zu welchem Grad das Programm bestimmte Aufgaben übernehmen könnte und leiten daraus einen Score je Beruf ab. Vor allem Bürojobs sind stark exponiert. Über alle Jobs hinweg ist die Exponierung eher im mittleren Bereich angesiedelt. Daraus leiten Sie ein hohes Potenzial für Teil-Automatisierung und Erweiterung der Berufsfelder ab.
IWF: Pizzinelli et. al. (2023). Labor Market Exposure to AI: Cross-country Differences and Distributional Implications	
KI-Exponierung und Komplementarität von Aufgaben und Berufen im Ländervergleich über verschiedene demografische Variablen (Index); UK, US, Brasilien, Kolumbien, Südafrika, Indien.	In den Advanced Economies sind die Jobs innerhalb der kognitiv-kommunikativen Tätigkeiten stärker polarisiert zwischen Jobs, die durch KI-Einsatz produktiver werden (z. B. Ärzte im Rahmen der Diagnose) und Jobs, für die KI-Einsatz keinen Produktivitätsgewinn bringt (z.B. Tänzer). Beide Gruppen sind überdurchschnittlich besetzt. KI-Einsatz verstärkt daher die Polarisierungstendenzen am Arbeitsmarkt.
Bauernhansl (2023). Die Entwicklungsstufen der Digitalen Transformation	
Analyse der Technikentwicklung in Maschinenbauunternehmen; keine quantitativen Potenziale ausgewiesen.	4 Stufen: 1. Digitalisierung (ab 1950: Digitale Abbilder analoger Prozesse), 2. Virtualisierung (ab 1980, Digitale Modellierung von Prozessen), 3. Vernetzung (ab 1990, hochbandbreitige Telekommunikation), 4. Autonomisierung (ab 2000: autonome, selbstorganisierende Systeme).
OECD: Lassébie/Quintini (2022). What skills and abilities can automation technologies replicate and what does it mean for workers? New evidence.	
Automatisierungspotenzial von Berufen vermittels einer Umfrage zur Automatisierbarkeit von etwa 100 Fertigkeiten und Fähigkeiten	Robotik und KI können mehrere hochkognitive Fähigkeiten ersetzen. Hochqualifizierte Jobs sind weiterhin in geringem Maße von Automatisierung bedroht. Auch die stark bedrohten Berufe werden sich vmtl. halten können, da das Automatisierungspotenzial dort bei unter 30 Prozent der Fähigkeiten und Fertigkeiten liegt.
Acemoglu/Restrepo (2022). Tasks, Automation and the Rise in US Wage inequality	
Einfluss von Automatisierung auf die Lohnstruktur der USA.	Retrospektive Betrachtung: 50 bis 70 Prozent der Veränderung der Lohnunterschiede in den USA, die sich zwischen 1980 und 2016 ergeben haben, werden durch Ersetzung von Routineaufgaben durch Automatisierung erklärt, bzw. durch die relativen Lohnverluste der Beschäftigten in den entsprechenden Berufen.
Acemoglu et al. (2022). Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies	
KI-Implementierung und ihre Folgen für die Veränderung von Fähigkeiten, Einstellungen sowie branchen- und berufsspezifische Veränderungen in Beschäftigung und Einkommen; USA.	In Unternehmen wird mehr KI eingesetzt, was sie aus der massenhaften Auswertung von Online-Stellenausschreibungen im Zeitraum 2010 bis 2018 ableiten. Die Aufgabenprofile in stark exponierten Betrieben haben sich mit der Zeit verändert, auch nimmt die Zahl der Neueinstellungen auf nicht-KI-relevanten Stellen ab. Ebenfalls rein retrospektive Betrachtung.
Autor et. al (2022). New Frontiers: The Origins and Content of New Work, 1940–2018	
Zusammenhang von Automatisierung, neuentstehenden Berufen und der Arbeitsnachfrage	Die Mehrheit der aktuellen Beschäftigung liegt in neuen Jobs, die nach 1940 entstanden sind. Der Schwerpunkt neuer Jobs hat sich ab den 80ern auf hochbezahlte professionelle und niedrigbezahlte Dienstleistungen verlagert. Neue Berufsbilder entstehen als Reaktion auf

	technische Innovationen und auf Nachfrageschocks. Automatisierungsinnovationen verlangsamen das Entstehen neuer Jobs. Automatisierung hat sich seit den 1980ern beschleunigt, sodass die Beschäftigungsgewinne durch neue Aufgaben übersteigen.
Felten et al. (2021). Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence	
KI-Exponierung von Aufgaben, Berufen, Branchen und Regionen in den USA (Index).	Ergebnis ist ein Datensatz mit einem KI-Exponierungsindex auf Basis von O*Net, der für die USA regionale und sektorale und berufliche Unterschiede abbildet.
Kraus/Bauernhansl (2021). Wie Automatisierung die Zukunft der Produktion verändern wird	
Zusammenfassung der Ergebnisse von Automatisierungspotenzialanalysen des IPA; keine quantitativen Potenziale ausgewiesen.	4 Trends: 1. KI und Digitalisierung (Maschinelles Lernen löst Herausforderungen u.a. bei biegeschlaffen und verhakten Teilen), 2. Demokratisierung der Robotik (Endkunden können Roboter selbst in Betrieb nehmen), 3. Automatisierung der Automatisierung (voll- oder teilautomatisierte Programmierung der Maschinen), 4. MRK mit Assistenzsystemen machen Menschen bei der Arbeit effektiver (Cobots, Lastenfahrräder, KI-gestützter Griff-in-die-Kiste usw.)
Webb (2020). The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market	
Vorhersage von Effekten von Technologien auf den Arbeitsmarkt und Berufe, global. Basiert auf dem Matching von Patenttexten und Aufgabenprofilen.	Anwendung auf verschiedene Technologien mit dem Fazit: "whereas low-skill occupations are most exposed to robots, and middle-skill occupations are most exposed to software, it is high-skill occupations that are most exposed to artificial intelligence."
Acemoglu/Restrepo (2019). Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor	
Entfall und Entstehen von neuen Jobs durch Automatisierung. Entwicklung eines Untersuchungsansatzes.	Modell zur Untersuchung von Technologieeffekten auf Arbeitsnachfrage vermittelt veränderter Job- und Aufgabenprofile. Finding: In der langen Frist sinkt die Arbeitsnachfrage in den USA durch Automatisierung und eine langsamere Schaffung neuer Aufgaben.
McKinsey (2018). Skill Shift. Automation and the future of the work force	
Veränderte Relevanz von Arbeitsfähigkeiten (skills) infolge von Automatisierung, USA und Europa.	Zeithorizont bis 2030: Physische und manuelle sowie grundlegende kognitive Skills werden um ca. 15 Prozent abnehmen; Zuwachs bei kognitiven, sozialen und technischen Skills um bis zu 55 Prozent.
McKinsey (2017). A future that works	
Automatisierungspotential von Tätigkeiten, global.	Etwa die Hälfte der Tätigkeiten weltweit können mit dem derzeitigen Stand der Technik automatisiert werden. In 60% aller Jobs weltweit sind mindestens 30% der Tätigkeiten mit der heutigen Technik potenziell automatisierbar; das Potenzial der Automatisierung beträgt 0,8 - 1,4 % globale Produktivitätssteigerung über mehrere Jahrzehnte.
Frey/Osborne (2013). The Future of Employment	
Automatisierungswahrscheinlichkeit von Tätigkeiten; USA.	Die Autoren identifizieren Aufgaben, die wahrscheinlich durch Maschinen ersetzt werden können, und schätzen, dass etwa 47% der Arbeitsplätze in den USA einem hohen Automatisierungsrisiko ausgesetzt sind.

Eine Linie von Forschungsarbeiten, angefangen bei Webb (2020) und Felten et al. (2021) bis zu einem aktuellen Paper des IWF (Cazzaniga et al. 2024), setzt sich mit der Bestimmung der "Exponierung" gegenüber KI⁶, deren Verteilung und möglichen Resilienz-/Komplementaritätsfaktoren auseinander. Webb konstruiert sein Instrument aus dem Matching von Patenttexten und Tätigkeitsfeldern in Berufsbeschreibungen. Felten et al. verknüpfen von der Electronic Frontier Foundation (EFF) definierte KI-

⁶ "Note that our measure of exposure does not attempt to measure whether AI is a complement to or a substitute for labor, but rather how likely it is that the occupation is exposed to AI in some way." (Felten et al. 2021: 2197)

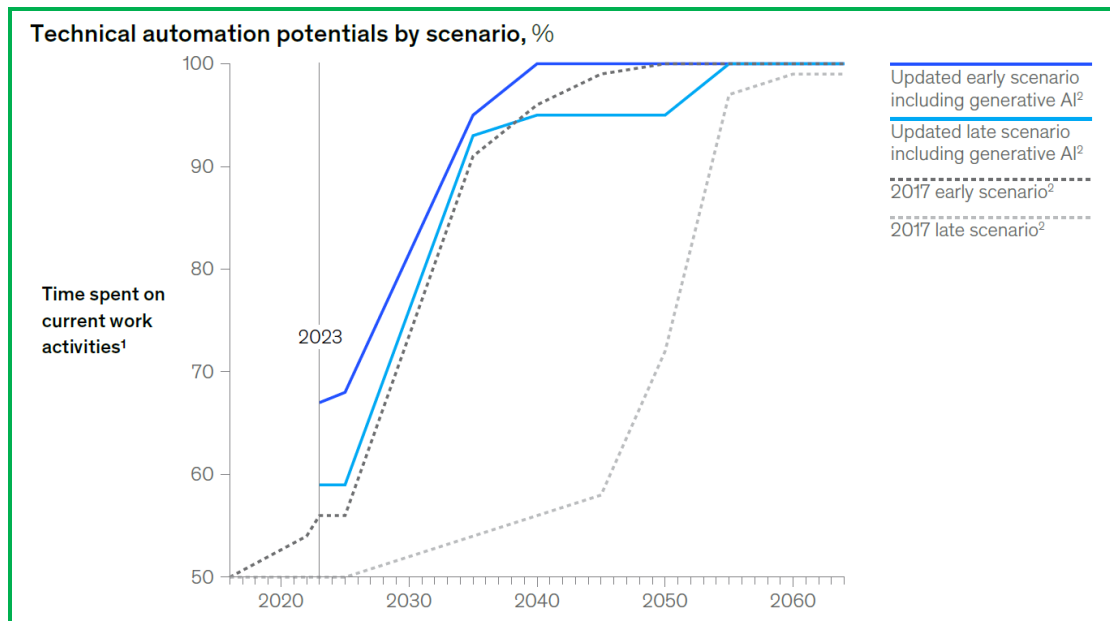
Anwendungen und Arbeitnehmerfähigkeiten aus dem O*NET-Datensatz mittels einer Umfrage unter Clickworkern, um die Exponierung auf Aufgabenebene zu bestimmen. Durch Aggregieren und Gewichtung der Daten berechnen sie in der Folge die Werte auf Job- bzw. Branchen- oder Regionsebene und generieren so verschiedenen Indizes. Auf dem Index von Felten et al. basiert auch die Arbeit von Pizzinelli et al. (2023) vom Internationalen Währungsfonds. Viele "exposure"-Indizes, wie auch der von Felten et al., legen sich nicht fest, ob der KI-Einsatz zur Ersetzung oder zur Ergänzung bestehender Tätigkeiten und Berufe dient. Um diese Schwäche auszugleichen ergänzen Pizzinelli et al. weitere Daten aus dem O*NET - das soziale und physische Arbeitsumfeld sowie "job zones", welche "reflect the amount of education and training required to perform an occupation". Damit verbunden sind Annahmen über den KI-Einsatz (z. B. bzgl. ethischer Belange oder den Folgen von Fehlern) und dem Adaptionspotenzial von Beschäftigten. Am Ende steht ein weiterer Index, auf dem wiederum Cazzaniga et al. aufbauen. Sie treffen weltweite Prognosen bezüglich Exponierung und der Möglichkeit des Abschirmens vor KI oder der Komplementierung von Arbeit über verschiedene Länder, Einkommens-, Bildungs-, Berufs-, und Altersgruppen sowie Geschlechter hinweg.

Einen anderen Ansatz wählen Grymek und weitere bei der ILO beschäftigte ForscherInnen. Um den potentiellen Einfluss von generativer KI wie etwa GPT-Modelle auf bestimmte Aufgaben sowie auf Beschäftigung unter Berücksichtigung globaler Unterschiede zu bestimmen, wurde **der KI die Aufgabe zugeteilt**, zunächst 10 typische Aufgaben für die ISCO-08-Berufe zu erstellen und anschließend ein Automatisierungspotential von 0-1 für die offizielle und die eigene Definition festzulegen und zu begründen. Anschließend loten die Autoren auf Basis der Scores und der Abweichungswerte verschiedener Einschätzungen das Erweiterungs- und Automatisierungspotenzial aus.

Ebenfalls auf die Automatisierungspotentiale zielen mehrere Studien des McKinsey Global Institute. Anhand von **Schätzungen zur Notwendigen Arbeitszeit einzelner Tätigkeiten und deren Automatisierungspotenzial** werden Produktivitätsgewinne über die gesamte Wirtschaft beziffert (McKinsey 2017). Auf dieser Basis und durch Umfragen unter Managern werden die Verschiebungen in den berufsrelevanten Fähigkeiten durch den Einsatz von Automatisierungstechnik und KI geschätzt (2018). In einer auf Expertenschätzungen zur Qualität der Arbeitsergebnisse von KI im Vergleich zu menschlichen Arbeiten basierenden Modellierung für einen Großteil Weltwirtschaft (80 Prozent aller Erwerbstätigen) wird schließlich das technische Potenzial generativer KI und mögliche Implementierungsszenarien ausgelotet (McKinsey 2023).

Im folgenden Bild ist die von McKinsey geschätzte Entwicklung des technischen Automatisierungspotenzials grafisch dargestellt. Gegenüber vorherigen Szenarien (McKinsey 2017), die von einem technischen Automatisierungspotential von 50 Prozent der damals weltweit Notwendigen Arbeitszeit ausgingen, wurde das Ausmaß des potenziell automatisierbaren Arbeitsvolumens in der aktuellen Studie auf zwei Drittel deutlich nach oben korrigiert. Die Einführungsszenarien reflektieren die Schwankungsbreite in den Einschätzungen, die McKinsey bei KI-ExpertInnen eingeholt hat.

Bild 2: Technisches Automatisierungspotenzial in % der Notw. AZ, Welt bis 2060



Q: McKinsey (2023): "Includes data from 47 countries, representing about 80 % of employment across the world. 2017 estimates are based on the activity and occupation mix from 2016. Scenarios including generative AI are based on the 2021 activity and occupation mix. Early and late scenarios reflect the ranges provided by experts."

Erste Fallstudien zu Effekten von generativer KI am Arbeitsplatz liegen etwa in der Untersuchung von Brynjolfson et al. (2023) vor. Die ForscherInnen untersuchten Produktivitätsgewinne im Bereich des Customer Support, indem sie ein Großunternehmen beim Rollout eines KI-Assistenten begleiteten. Dabei stellen sie einen durchschnittlichen Produktivitätszuwachs von 14 Prozent bei den Dienstleistern fest.

Ökonometrische Modellbildung zu (bereits bestehenden) Effekten von Automatisierung beziehungsweise dem KI-Einsatz auf den Arbeitsmarkt finden sich unter anderem in den Werken von Daron Acemoglu und Pascual Restrepo (z.B. 2018; 2019; 2022) oder auch in der Studie von Autor, Chin und Salomons (2022). Dabei wird etwa der Verdrängungseffekt⁷ von technischen Neuerungen über sinkende Lohnquotenanteile an der Wertschöpfung, den Wandel von bestimmten Services an der Wertschöpfung und die Roboterichte (Acemoglu/Restrepo 2022) oder der KI-Einsatz über Daten zu Stellenausschreibungen approximiert (Acemoglu et al. 2022). Mit den Modellen werden tatsächliche Veränderungen auf dem Arbeitsmarkt abgeglichen, laut den Autoren erklärt das automatisierungsbedingte „task displacement [...] close to 50% of the observed changes in the U.S. wage structure“ der letzten 40 Jahre (Acemoglu/Restrepo 2022: 2014). Autor, Chin und Salomons kommen zu dem Schluss, dass sich die geringe Arbeitsnachfrage durch einen Automatisierungseffekte erklärt, der stärker ist als derjenige der Neuschaffung von Jobs. Einen Einblick in die technisch-materielle Dynamik der Automatisierung geben diese Modellierungen jedoch nicht.

⁷ Acemoglu und Restrepo weisen an anderer Stelle auch auf gegenläufige Entwicklungen, Arbeitsplätze durch Technologie (reinstatement effect) hin (Acemoglu/Restrepo 2019).

Ein Bezug zur konkreten Technik und Fragen ihrer Implementierung sowie die detaillierte Aufschlüsselung von Automatisierungs- und Digitalisierungsschritten geht den meisten großflächig angelegten Studien bis dato ab. An der technischen Seite interessierte Studien kommen derzeit eher aus den Ingenieurwissenschaften, wenngleich hier eher mögliche Unternehmensstrategien, einzelne Prozessschritte oder Modellbildungen (etwa Stufenmodelle von Automatisierung und Digitalisierung) statt die konkrete, empirische "Vermessung" der Transformation im Fokus stehen (vgl. Kraus/Bauernhansl 2021; Bauernhansl 2023).

Grundsätzliche Kritik an den meisten ökonometrischen Studien übt unter anderem Martin Krzywdzinski. Er konstatiert einen **häufigen unterschwelligen Technikdeterminismus** und problematisiert insbesondere den Näherungswert der Roboterdichte⁸. Er verweist auf „(a) die stofflich-technischen Bedingungen, (b) die Motive und Zielvorstellungen der Unternehmen, und (c) die organisatorischen und arbeitspolitischen Leitbilder der Unternehmen“ (Krzywdzinski 2020: 9) als relevante Faktoren dafür, ob automatisiert wird und welche Auswirkungen sich daraus für Beschäftigung ergeben. Entsprechend setzt er der dominanten Theorie der routine-biased technological change⁹ eine Alternative entgegen, um Automatisierung zu erklären. Diese „sozioökonomische Theorie der Automatisierung auf Firmenlevel“ bezieht die technischen Bedingungen des Produktionsprozesses sowie strategische Entscheidungen und Machtverhältnisse im Betrieb ein (vgl. Butollo et al. 2018, Holst et al. 2020, Krzywdzinski 2022, Hirsch-Kreinsen 2023, Kämpf et al. 2023). Zudem verweist er auf die für die Theoriebildung notwendige langfristige Analysen der realen Produktionsprozesse.

Angesichts der Fülle an neuen Studien zu Automatisierung und KI-Einsatz erübrigt sich eine Erörterung der Relevanz des Themas. Das „Big Picture“ der weltweiten Potenziale und möglichen Trends auf den Arbeitsmärkten wird versucht auf Basis großer Datensätze zu erschließen - mit großen Unschärfen und methodischen Problemen. Bemerkenswert ist, dass sowohl in Indizes, Potenzialanalysen als auch in ökonometrischen Studien zwar die Arbeit (bzw. die Berufe) in einzelne Tätigkeiten oder *tasks* aufgegliedert wird, diese aber nie im Betrieb untersucht werden, wenngleich bisweilen zumindest zur Datengenerierung auf Umfragedaten von Manager- und Arbeitnehmerseite zurückgegriffen wird. Diese inhaltliche Leerstelle der Kenntnis der konkreten Prozesse von Automatisierung im Rahmen dieses Projektes durch einen Ansatz vieler kleiner "Mosaiksteine" zu füllen hat den Vorteil, die den bestehenden methodischen Probleme umgangen werden können, sofern man seinerseits die Probleme der Generalisierbarkeit eigener Befunde in den Griff bekommt.

⁸ Laut Krzywdzinski hat sich trotz Erhöhung der Roboterdichte in der Automobilindustrie der Automatisierungsgrad dort in den letzten 30 Jahren kaum erhöht (Krzywdzinski 2020: 49).

⁹ Die These vom Routine-biased technological change wird u. a. von David Autor vertreten. Sie besagt, dass Automatisierung vor allem Aufgaben und Berufsfelder substituiert, welche zu einem hohen Maß von routinisierten Abläufen geprägt sind (Vgl. Autor/Levy/Murnane 2003).