ECONSTOR
Make Your Publications Visible.

A Service of
ZBW
Leibniz-Informationszentrum Wirtschaft
Leibniz Information Centre for Economics

Bonin, Holger; Gregory, Terry; Zierahn, Ulrich

Research Report

Übertragung der Studie von Frey/Osborne (2013) auf Deutschland

ZEW Kurzexpertise, No. 57

Provided in Cooperation with:
ZEW - Leibniz Centre for European Economic Research

Suggested Citation: Bonin, Holger; Gregory, Terry; Zierahn, Ulrich (2015) : Übertragung der Studie von Frey/Osborne (2013) auf Deutschland, ZEW Kurzexpertise, No. 57, Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung (ZEW), Mannheim

This Version is available at:
https://hdl.handle.net/10419/123310

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.

WWW.ECONSTOR.EU

Mitglied der Leibniz-Gemeinschaft

ENDBERICHT

Kurzexpertise Nr. 57

Übertragung der Studie von Frey/Osborne (2013) auf Deutschland

an das

Bundesministerium für Arbeit und Soziales
Referat Ia 4
Wilhelmstraße 49
10117 Berlin

Mannheim, 14. April 2015

ZEW
Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung GmbH

Ansprechpartner

Prof. Dr. Holger Bonin (ZEW)

L 7, 1 · 68161 Mannheim

Postfach 10 34 43
68034 Mannheim

E-Mail bonin@zew.de
Telefon +49 621-1235-151
Telefax +49 621-1235-225

Projektteam

Prof. Dr. Holger Bonin

Dr. Terry Gregory

Dr. Ulrich Zierahn

Das Wichtigste in Kürze

In der aktuellen öffentlichen und populärwissenschaftlichen Debatte werden Befürchtungen geäußert, dass technologischer Wandel und insbesondere die Digitalisierung bald zu einem „Ende der Arbeit“ führen könnten. Solide Abschätzungen darüber gibt es bisher kaum. Viel öffentliche Aufmerksamkeit erfährt derzeit eine Studie von Frey und Osborne (2013). Die Autoren untersuchen anhand von Experteneinschätzungen und beruflichen Tätigkeitsstrukturen die Automatisierbarkeit von Berufen in den USA. Nach ihrer Einschätzung arbeiten derzeit 47 % der Beschäftigten der USA in Berufen, die in den nächsten 10 bis 20 Jahren mit hoher Wahrscheinlichkeit (> 70 %) automatisiert werden können. Die vorliegende Expertise überträgt diese sogenannte Automatisierungswahrscheinlichkeit der Berufe in den USA zunächst direkt auf die entsprechenden Berufe in Deutschland. Demnach arbeiten derzeit 42 % der Beschäftigten in Deutschland in Berufen mit einer hohen Automatisierungswahrscheinlichkeit.

Da in erster Linie Tätigkeiten und weniger Berufe automatisiert werden und da nicht davon ausgegangen werden kann, dass alle Beschäftigten der gleichen Berufsgruppe dieselben Tätigkeiten ausüben, verfolgt die vorliegende Expertise einen alternativen Ansatz. Dazu werden die Automatisierungswahrscheinlichkeiten anhand der Tätigkeitsstrukturen am Arbeitsplatz auf Deutschland übertragen. Demnach weisen in den USA 9 % der Arbeitsplätze Tätigkeitsprofile mit einer relativ hohen Automatisierungswahrscheinlichkeit auf. In Deutschland trifft dies auf 12 % der Arbeitsplätze zu. Der Anteil der Arbeitsplätze mit hoher Automatisierungswahrscheinlichkeit ist für beide Länder geringer. Dies liegt voraussichtlich daran, dass Beschäftigte in nach Frey und Osborne als gefährdet eingestuften Berufen auch schwer automatisierbare Tätigkeiten ausüben. Die Automatisierungswahrscheinlichkeit fällt dennoch für Geringqualifizierte und Geringverdiener relativ hoch aus.

Die Ergebnisse erfordern eine vorsichtige Interpretation. Zunächst überschätzen Frey und Osborne voraussichtlich das technische Automatisierungspotential von Berufen oder Arbeitsplätzen, weil die Ergebnisse auf Experteneinschätzungen beruhen, die typischerweise zur Überschätzung technischer Potentiale führen. Außerdem bleiben bei der Ermittlung des technischen Potentials gesell-

schaftliche, rechtliche und ethische Hürden bei der Einführung neuer Technologien unberücksichtigt. Das technische Automatisierungspotential ist daher voraussichtlich geringer.

Vor allem aber beziehen sich die Ergebnisse nur auf das technische Automatisierungspotential. Dies darf nicht mit möglichen Beschäftigungseffekten gleichgesetzt werden, da Maschinen Arbeitsplätze verändern können, ohne sie zu ersetzen. Die Beschäftigten können die gewonnenen Freiräume nutzen, um andere, schwer automatisierbare Aufgaben auszuüben. Selbst wenn Automatisierung unmittelbar zu Arbeitsplatzverlusten führt, entstehen durch den Wandel zugleich neue Arbeitsplätze, beispielsweise bei der Herstellung der neuen Technologien oder aber durch höhere Produktivität und höhere Gewinne der Unternehmen, die automatisieren. Die Gesamtbeschäftigung ist daher nicht zwangsläufig gefährdet.

Dennoch setzt technologischer Wandel Arbeitskräfte der Herausforderung aus, sich dem Wandel zu stellen. Beschäftigte müssen in die Lage versetzt werden, den Wandel am Arbeitsmarkt zu bewältigen. Sie benötigen Qualifizierung, um komplexere, schwer automatisierbare Aufgaben neu zu übernehmen, aber auch um die Technologien als Arbeitsmittel zu verwenden.

In der Tendenz sind die in Folge der Automatisierung neu entstehenden Arbeitsplätze anspruchsvoller als Arbeitslätze, die wegrationalisiert werden. Mehr und bessere Qualifizierung ist daher eine gute Vorsorge. Mögliche Politikmaßnahmen könnten also im Bereich der Weiterbildung und Umschulung, in der Förderung der betrieblichen Fortbildung und Qualifikation sowie in der Forcierung Lebenslangen Lernens liegen.

Die Zusammenhänge zwischen Automatisierung, Veränderung von Berufsbildern, Arbeitsplatzverlusten und Arbeitsplatzentstehung werden bisher aber nur unvollständig verstanden. Um abschätzen zu können, wie mögliche Maßnahmen gestaltet sein sollten, ist weitere Forschung notwendig. Dafür braucht es genauere Daten aus den Unternehmen, um den Zusammenhang zwischen technologischem Potential, tatsächlichem Einsatz von Technologien und dessen Folgen für Beschäftigung und Löhne analysieren zu können.

Inhalt

Das Wichtigste in Kürze i

Inhalt iii

1 Einleitung 1

2 Studie von Frey und Osborne 2

2.1 Beschäftigungseffekte technologischen Wandels 2

2.2 Technische Engpässe 3

2.3 Schätzung der Automatisierungswahrscheinlichkeit 5

2.4 Ergebnisse 6

3 Übertragung auf Deutschland 8

3.1 Berufsbasierte Übertragung 8

3.2 Tätigkeitsbasierte Übertragung 11

3.2.1 Hintergrund und Vorgehensweise 11

3.2.2 Daten und Vorgehensweise 12

3.2.3 Ergebnisse 14

4 Kritische Bewertung 18

4.1 Überschätzung technischer Möglichkeiten 18

4.2 Anpassung von Tätigkeitsbildern 19

4.3 Makroökonomische Anpassungsprozesse 20

5 Fazit 23

6 Politikimplikationen und offene Forschungsfragen 25

7 Literaturverzeichnis 28

8 Anhang 32
8.1 Berufsklassifikationen 32
8.2 Zuordnungsproblem und Lösungsansätze 33
8.3 Ökonometrisches Modell zum tätigkeitsbasierten Ansatz 36
8.3.1 Gewichtungsansatz 36
8.3.2 Variablen und Definitionen 38
8.3.3 Variablen und ihr Einfluss auf die Automatisierung 40
8.4 Variation der Tätigkeitsstrukturen zwischen Berufen 43

1 Einleitung

Der rasante technologische Fortschritt geht mit Befürchtungen in der öffentlichen und populärwissenschaftlichen Diskussion einher, dass bald ein „Ende der Arbeit“ bevorsteht und viele Arbeitsplätze bedroht sind. Solide empirische Abschätzungen zu den zukünftigen Beschäftigungswirkungen technologischen Wandels gibt es kaum. Eine Ausnahme bildet eine aktuelle Studie von Frey und Osborne (2013). Die Autoren untersuchen das Automatisierungspotential von Berufen in den USA. Den Autoren zufolge arbeiten derzeit 47 % der US-amerikanischen Beschäftigten in Berufen, die in den nächsten 10 bis 20 Jahren von Computern und Algorithmen übernommen werden könnten. Zwei weitere Studien übertragen die Ergebnisse anhand der Berufe auf Finnland (Pajarinen und Rouvinen 2014) und Europa (Bowles 2014). Bowles (2014) liefert auch Werte für Deutschland, allerdings lassen sich aus der Studie aufgrund der groben Übertragung nur begrenzt Aussagen für den deutschen Arbeitsmarkt ableiten. Beide Studien nehmen zudem an, dass die Automatisierungswahrscheinlichkeit in den Berufen der betrachteten Länder mit denen der Berufe in den USA identisch ist. Genau genommen sind Tätigkeiten und nicht Berufe automatisierbar, zur Übertragung der Ergebnisse sollte daher auf die tatsächlich ausgeübten Tätigkeiten zurückgegriffen werden.

Abschätzungen zu den zukünftigen Beschäftigungsveränderungen sind von besonderem Interesse für die deutsche Arbeitsmarktpolitik. Vor diesem Hintergrund erläutert die vorliegende Expertise zunächst die Ermittlung der Automatisierungswahrscheinlichkeit durch Frey und Osborne (Kapital 2). Anschließend werden diese Werte auf Deutschland übertragen (Kapitel 3). Die vorliegende Expertise setzt sich schließlich kritisch mit der Analyse von Frey und Osborne auseinander um aufzuzeigen, welche Aussagen auf Grundlage der Studie möglich sind und wo eine vorsichtige Interpretation erforderlich ist (Kapital 4). Daraus wird ein Fazit über die möglichen Beschäftigungseffekte zukünftiger Technologien gezogen (Kapitel 5). Abschließend werden Handlungsimplikationen abgeleitet und offene Forschungsfragen aufgezeigt (Kapitel 6).

2 Studie von Frey und Osborne

Im vorliegenden Abschnitt werden zunächst die Studienergebnisse von Frey und Osborne dargestellt. Die Autoren gehen in drei Schritten vor. Zunächst begründen sie, warum technologische Neuerungen in Zukunft, anders als in der Vergangenheit, zu Beschäftigungsverlusten und Arbeitslosigkeit führen könnten. Anschließend charakterisieren sie Tätigkeiten, die von der Automatisierung bedroht sind und solche, denen eher keine Automatisierung droht. Schließlich schätzen Frey und Osborne auf Basis von Experteneinschätzungen die Automatisierungswahrscheinlichkeit amerikanischer Berufe. Die Schritte werden nachfolgend genauer erläutert und die Ergebnisse zusammengefasst.

2.1 Beschäftigungseffekte technologischen Wandels

Befürchtungen, dass technologischer Wandel zur Obsoleszenz menschlicher Arbeitskraft führen könnte, sind nicht neu. Bislang sind jedoch Arbeitsplatzverluste im größeren Umfang ausgeblieben. Es stellt sich daher zunächst die grundsätzliche Frage, weshalb dies für Technologien des 21. Jahrhunderts anders sein sollte. Frey und Osborne dokumentieren anhand der wissenschaftlichen Literatur ausführlich, wie technologischer Wandel in der Vergangenheit Arbeitsmärkte verändert hat, ohne dass damit Massenarbeitslosigkeit einherging. Anschließend werfen sie die Frage auf, ob zukünftige Technologien zur Obsoleszenz menschlicher Arbeit führen können.

Dazu greifen sie zunächst auf ein theoretisches Modell von Aghion und Howitt (1994) zurück. Neue Technologien führen dem Modell nach zu höherem Wachstum, wodurch neue Firmen und Arbeitsplätze entstehen. Durch diesen sogenannten Kapitalisierungseffekt (*capitalization effect*) entstehen mehr neue Arbeitsplätze und die Arbeitslosigkeit sinkt. Daneben führen neue Technologien auch zu einer stärkeren Reallokation von Arbeit. Die Reallokation erhöht sich, weil menschliche Fähigkeiten schneller obsolet werden und Beschäftigte sich häufiger neue Arbeitsstellen suchen müssen. Die Dauer der Beschäftigungsverhältnisse sinkt, was häufigere Arbeitsplatzsuche erfordert und zu einer höheren (Such-)Arbeitslosigkeit führt. Dieser Effekt wird als kreative Zerstörung (*creative destruction*) bezeichnet. Frey und Osborne nach dominierte in der Vergangen-

heit der Kapitalisierungseffekt. Sie verweisen dazu auf die Fähigkeit von Menschen, mithilfe von Bildung neue Kenntnisse zu erlernen, um ihren komparativen Vorteil gegenüber Maschinen aufrechtzuhalten.

Nach Einschätzungen der Autoren wird es für Beschäftigte in Zukunft allerdings schwieriger werden, sich im „Rennen gegen die Maschinen" durchzusetzen. Grund dafür sind die rasanten Entwicklungen im Bereich maschinelles Lernen, künstliche Intelligenz und mobile Robotik, die dazu führen, dass Maschinen immer stärker in Tätigkeitsbereiche vordringen, die bislang dem Menschen vorbehalten waren. Um diese Einschätzung zu untermauern, führen Frey und Osborne zahlreiche Beispiele neuer Technologien heran, die belegen sollen, dass Computer zunehmend Arbeitsplätze sowohl in kognitiven Tätigkeiten als auch in manuellen Tätigkeiten bedrohen. Der Fokus der Diskussion liegt dabei auf dem Bedrohungspotential existierender Beschäftigungsverhältnisse. Das Entstehen neuer Tätigkeitsfelder, Berufe und Arbeitsplätze – und damit mögliche positive Beschäftigungseffekte – lassen die Autoren explizit außen vor.

2.2 Technische Engpässe

Basierend auf der Diskussion neuer Technologien und ihrer Anwendungsfelder erweitern Frey und Osborne gedanklich das Modell von Autor et al. (2003). Dieses geht davon aus, dass Routinetätigkeiten durch Maschinen ersetzt werden, während Nichtroutinetätigkeiten komplementär zum Kapitaleinsatz stehen. Da neue Technologien zunehmend auch Nichtroutinetätigkeiten übernehmen können, unterscheiden Frey und Osborne allgemeiner zwischen Tätigkeiten, die eher empfänglich für die Substitution von Kapital und Arbeit sind und solchen, bei denen das weniger der Fall ist. Letztere bezeichnen Frey und Osborne als technische Engpässe (*Engineering Bottlenecks*). Die Autoren definieren drei Tätigkeitskategorien, bei denen sie technische Engpässe erwarten.

Die erste Kategorie umfasst Wahrnehmungs- und Manipulationstätigkeiten. Dies sind Tätigkeiten, die auf der Fähigkeit beruhen, sich in komplexen und unstrukturierten Umgebungen zurechtzufinden. Hier hat der Mensch komparative Vorteile gegenüber Maschinen. Bei diesen Tätigkeiten bestehen technische Engpässe etwa hinsichtlich der Identifizierung von Fehlern und anschließender Ausbesserung, wie etwa beim versehentlichen Fallenlassen eines Objektes beim

Transport. Für die Ingenieure stellt auch das Planen der Abläufe für einen Roboter beim Transport eines Objektes eine große Schwierigkeit dar. Frey und Osborne glauben nicht, dass diese Herausforderungen schon bald von Ingenieuren gelöst werden.

Die zweite Kategorie beinhaltet kreativ-intelligente Tätigkeiten, also Tätigkeiten, die Kreativität voraussetzen. Unter Kreativität verstehen die Autoren dabei die Fähigkeit, neue und wertvolle Ideen oder Artefakte zu entwickeln. Dies umfasst beispielsweise Konzepte, Reime, Musikkompositionen oder wissenschaftliche Theoreme. Zwar ließen sich Tätigkeiten in diesem Bereich prinzipiell automatisieren. Allerdings verändert sich das Empfinden der Gesellschaft für Kreativität im Zeitablauf und unterscheidet sich zwischen Kulturen, was die Automatisierung erschwert. Insgesamt glauben die Autoren nicht, dass Berufe mit einem hohen Bedarf an Kreativität in den nächsten Jahrzehnten ersetzt werden.

Die dritte Kategorie bezieht sich auf sozial-intelligente Tätigkeiten. Hierbei handelt es sich um Tätigkeiten, deren Bewältigung soziale Intelligenz voraussetzt, wie etwa beim Verhandeln, Überzeugen oder in der Pflege. Trotz neuer Forschung bleibt die Erkennung von Emotionen und insbesondere die intelligente Reaktion hierauf eine herausfordernde Tätigkeit für Maschinen. Um die menschlichen Emotionen gänzlich nachahmen zu können, wären mehr Erkenntnisse über die Funktionen des Gehirnes notwendig, um beispielsweise zu erkennen, welche Informationen überhaupt relevant sind. Frey und Osborne gehen nicht davon aus, dass dieses Problem in den nächsten Jahrzehnten von Ingenieuren gelöst wird.

Diese technischen Engpässe setzen der Substituierbarkeit menschlicher Arbeit durch Maschinen Grenzen. Allerdings weisen die Autoren auch darauf hin, dass diese Grenzen zum Teil durch die Zerlegung von Engpass-Tätigkeiten in einzelne für Maschinen lösbare Probleme überwunden werden können. Dennoch gehen die Autoren im weiteren Vorgehen davon aus, dass Engpass-Tätigkeiten nicht automatisiert werden können. Umgekehrt nehmen die Autoren dadurch implizit an, dass alle anderen Tätigkeiten automatisierbar sind.

2.3 Schätzung der Automatisierungswahrscheinlichkeit

Ziel von Frey und Osborne ist, die Automatisierbarkeit von Berufen durch die Computerisierung abzuschätzen. Frey und Osborne nähern sich der Frage, indem sie für jeden Beruf ein Maß für die Automatisierungswahrscheinlichkeit bestimmen.

Als Datenbasis nutzen die Autoren die „O*Net"-Daten des US-amerikanischen Arbeitsministeriums für das Jahr 2010. Diese Daten enthalten Informationen zu 903 Berufen, darunter ausführliche Tätigkeitsbeschreibungen. Frey und Osborne nehmen dadurch implizit an, dass sich zwar die Tätigkeitsprofile zwischen Berufsgruppen unterscheiden, für Beschäftige derselben Berufsgruppe jedoch gleich sind. Zudem unterstellen sie, dass die Tätigkeitsprofile von Berufen in Zukunft unverändert bleiben. Die 903 Berufe ordnen sie den 702 Berufen der Standard Occupational Classification (SOC) auf 6-Steller-Ebene zu. Falls mehrere O*Net-Berufe einem SOC-Beruf gegenüberstehen, bilden sie den Durchschnitt der jeweiligen Tätigkeitswerte. Somit erhalten die Autoren für jeden SOC-Beruf einen Wert. Durch diese Übertragung können sie Lohn- und Beschäftigtendaten des Bureau of Labor Statistics zuspielen.

Basierend auf den Daten deklarieren sie anschließend in einem ersten Schritt 70 der 702 Berufe anhand von Experteneinschätzungen entweder als „1 – automatisierbar" oder „0 – nicht automatisierbar". Die Einschätzungen erfolgten durch Robotik-Expertinnen und -Experten eines speziell dafür anberaumten Workshops beim Oxford University Engineering Sciences Department. Diese befragten sie danach, ob der jeweilige Beruf mit dem aktuellen Stand der Technik automatisierbar ist, vorausgesetzt, dass die Tätigkeiten des Berufes hinreichend klar spezifiziert sind und genügend Daten zur Verfügung stehen. Frey und Osborne klassifizieren nur diejenigen Berufe als automatisierbar, bei denen sich die Expertinnen und Experten sicher sind – dies trifft auf 70 der insgesamt 702 Berufe zu. In einem zweiten Schritt übertragen sie die subjektive Einteilung der 70 Berufe mit Hilfe der O*Net-Daten auf die verbleibenden 632 Berufe. Dazu schätzen die Autoren auf Basis eines statistischen Modells für die 70 Berufe, wie gut die Einteilung in automatisierbar/nicht-automatisierbar durch neun ausgewählte Tätigkeiten, die die drei technischen Engpässe widerspiegeln, erklärt werden kann.

Auf Basis des Modells können sie anschließend die Automatisierbarkeiten für die verbleibenden Berufe extrapolieren. Das Modell liefert schließlich für jeden Beruf eine Automatisierungswahrscheinlichkeit zwischen 0 % und 100 %. Der Wert gibt an, wie wahrscheinlich es ist, dass der Beruf von den Expertinnen und Experten als automatisierbar eingeschätzt wird. Die Autoren unterscheiden zwischen drei Risikogruppen: niedriges (weniger als 30 %), mittleres (zwischen 30 % und 70 %) und hohes (höher als 70 %) Risiko.

2.4 Ergebnisse

Frey und Osborne vermuten, dass es zu zwei großen Automatisierungswellen kommt. Im Rahmen einer ersten Welle – in den nächsten 10 bis 20 Jahren – werden zunächst Berufe mit einer hohen Automatisierungswahrscheinlichkeit sukzessive automatisierbar. Dies betrifft 47 % der Beschäftigten in den USA, die damit unter einem hohen Risiko stehen, dass ihre Arbeitsplätze automatisiert werden.

Nach dieser Welle erwarten die Autoren eine nur sehr langsame Substitution menschlicher Arbeit durch Maschinen für Berufe mit mittlerem Risiko, da zunächst die technischen Engpässe überwunden werden müssen. Im Rahmen einer zweiten Automatisierungswelle werden nach Überwindung der technischen Engpässe auch Berufe mit einer niedrigen Automatisierungswahrscheinlichkeit durch Computer automatisierbar und sind daher von Automatisierung bedroht. Dies betrifft 33 % der Beschäftigten.

Frey und Osborne schreiben nicht ausdrücklich, dass die nach ihrer Einschätzung automatisierbaren Berufe auch tatsächlich automatisiert werden. Sie interpretieren ihre Automatisierungswahrscheinlichkeit allerdings trotzdem nicht nur im Sinne der Wahrscheinlichkeit, dass diese Berufe automatisiert werden können, sondern auch in dem Sinne, dass die entsprechenden Arbeitsplätze in Gefahr („at risk“) sind. Letztlich setzen sie das technologische Automatisierungspotential dadurch mit dem Risiko der tatsächlichen Automatisierung gleich.

In einer weiteren Analyse vergleichen die Autoren die Automatisierungswahrscheinlichkeit der Berufe mit den Löhnen und der Qualifikation der Beschäftigten in dem jeweiligen Beruf. Die Automatisierungswahrscheinlichkeit eines Berufes sinkt mit dem Lohn und dem Ausbildungsniveau. Die Automatisierung

könnte also vorwiegend Beschäftigte mit einem niedrigen Bildungsabschluss und Geringverdiener treffen.

3 Übertragung auf Deutschland

In diesem Abschnitt werden zunächst die Ergebnisse von Frey und Osborne vereinfachend auf Basis eines berufsbasierten Ansatzes auf Deutschland übertragen. Anschließend wird eine realistischere tätigkeitsbasierte Übertragung durchgeführt, die berücksichtigt, dass Tätigkeiten und weniger Berufe als solche automatisiert werden.

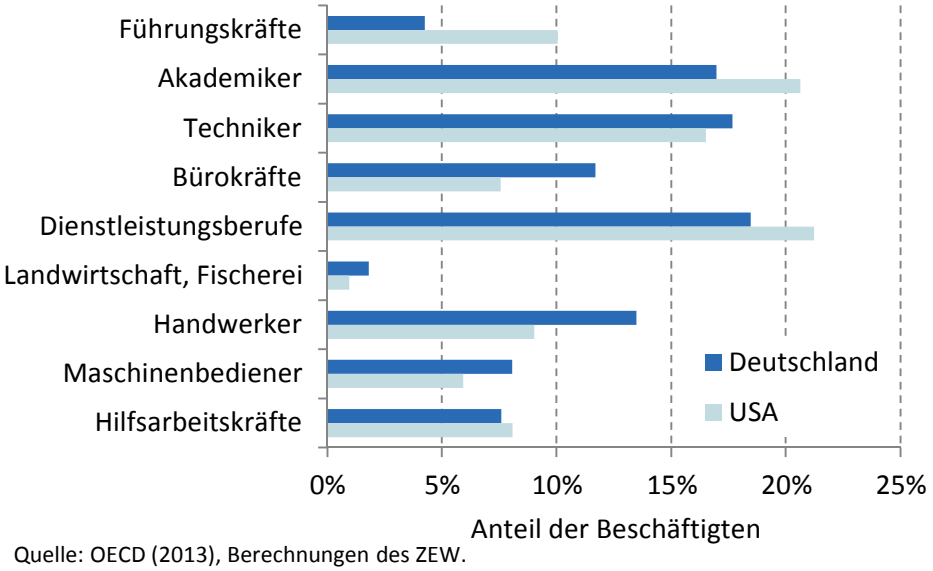
3.1 Berufsbasierte Übertragung

Zur Übertragung der Ergebnisse von Frey und Osborne auf Deutschland wird zunächst, analog zu den Übertragungsstudien von Pajarinen und Rouvinen (2014) und Bowles (2014), vereinfachend eine berufsbasierte Übertragung umgesetzt. Dieser Ansatz nutzt Unterschiede in der Berufsstruktur der Länder aus, um daraus auf unterschiedliche Automatisierungswahrscheinlichkeiten zu schließen. So zeigt eine Aggregation der Berufe, dass in den USA mehr Akademiker und Führungskräfte, in Deutschland hingegen mehr Bürokräfte und Handwerker beschäftigt sind (siehe Abbildung 1). Dies lässt eine höhere Automatisierungswahrscheinlichkeit in Deutschland vermuten, da Bürokräfte und Handwerker den Ergebnissen von Frey und Osborne nach im Durchschnitt eine höhere Automatisierungswahrscheinlichkeit aufweisen als Akademiker und Führungskräfte.

Unter der Annahme, dass deutsche und US-amerikanische Beschäftigte in den Berufen vergleichbare Tätigkeitsprofile aufweisen, können die von Frey und Osborne ermittelten Automatisierungswahrscheinlichkeiten auf Deutschland übertragen werden. Dazu wird für Deutschland die Klassifikation der Berufe (KldB) verwendet.[1] Hierbei entsteht ein **Zuordnungsproblem**, denn einem KldB-Beruf können aufgrund nicht-eindeutiger Zuordnungen mehrere Berufe der von Frey und Osborne verwendeten SOC und damit mehrere potentielle Automatisierungswahrscheinlichkeiten zugewiesen werden.

[1] Eine Übersicht über die hier verwendeten Berufsklassifikationen findet sich in Anhang 8.1.

Abbildung 1: Berufsstruktur Deutschland und USA

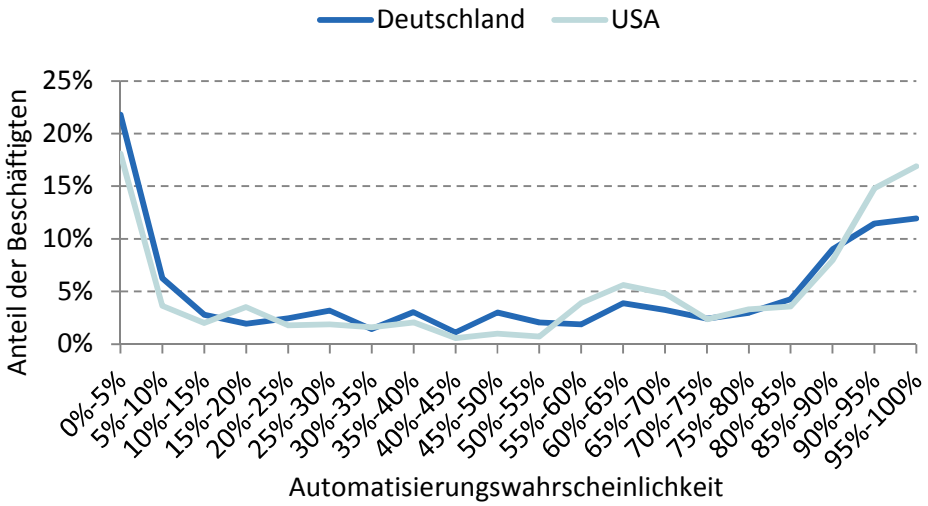


Quelle: OECD (2013), Berechnungen des ZEW.

Um mit dem Zuordnungsproblem umzugehen, könnte man den Median der potentiellen Automatisierungswahrscheinlichkeiten eines KldB-Berufes ermitteln und untersuchen, wie sich die Beschäftigten auf diese Berufe verteilen (*Medianwertansatz*). Wählt man den Median aller möglichen Automatisierungswahrscheinlichkeiten eines KldB-Berufes, so treten große und kleine Automatisierungswahrscheinlichkeiten seltener auf. Es kommt zu einer Verzerrung zur Mitte. In dieser Studie wird daher umgekehrt vorgegangen. Jedem KldB-Beruf können mehrere SOC-Berufe und damit mehrere Automatisierungswahrscheinlichkeiten zugewiesen werden. Die Beschäftigten eines KldB-Berufes werden gleichmäßig auf die zugehörigen SOC-Berufe und deren Automatisierungswahrscheinlichkeiten verteilt (*Gleichverteilungsansatz*). In dem Ausmaß, wie die Annahme der Gleichverteilung verletzt ist, kommt es zur Unschärfe. Vergleiche für die USA zeigen aber, dass der Gleichverteilungsansatz zu geringerer Unschärfe führt als der Medianwertansatz (siehe Anhang 8.2).

Die Daten von Frey und Osborne werden zunächst mithilfe einer Korrespondenztabelle des Bureau of Labor Statistics auf die International Standard Classification of Occupations (ISCO) übertragen, um sie anschließend anhand einer Korrespondenztabelle der Bundesagentur für Arbeit auf 3-Steller-Ebene der KldB zu transferieren.

Abbildung 2: Automatisierungswahrscheinlichkeit, Vergleich Deutschland und USA



Quelle: Frey und Osborne (2013), Bureau of Labor Statitics (2015), Bundesagentur für Arbeit (2014), Berechnungen des ZEW.

Abbildung 2 zeigt die Ergebnisse für Deutschland auf Basis der berufsbezogenen Übertragung. Zum Vergleich sind in der Abbildung auch die Ergebnisse von Osborne und Frey für die USA abgebildet. Demnach sind in Deutschland weniger Beschäftigte in Berufen der höchsten Risikokategorie (ab 90 %) beschäftigt und stattdessen mehr Beschäftigte in Berufen der niedrigen Risikokategorien tätig. Allerdings sind die Unterschiede gering. Wählt man die Risikoklassen von Frey und Osborne (2013) – geringes Risiko: 0 %-30 %, mittleres Risiko: 30 %-70 %, hohes Risiko: 70 %-100 % – so arbeiten 42 % der deutschen und 49 %[2] der US-amerikanischen Beschäftigten in Berufen mit einer hohen Automatisierungswahrscheinlichkeit nach Frey und Osborne. Weniger Deutsche arbeiten demnach in Berufen, die von Frey und Osborne als Risikoberufe eingestuft werden. Dem liegt die Gleichverteilungsannahme zugrunde, was zu einer gewissen Unschärfe führen könnte.

[2] Frey und Osborne (2013) weisen einen Wert von 47 % aus. Es ergeben sich leichte Unterschiede dadurch, dass uns nicht die Beschäftigtendaten der Autoren zur Verfügung stehen und wir stattdessen direkt auf die Statistiken des Bureau of Labor Statistics zurückgreifen.

Die Ergebnisse vernachlässigen jedoch, dass sich die Tätigkeiten von Beschäftigten einer gleichen Berufsgruppe unterscheiden, wie Autor und Handel (2013) für die USA demonstrieren. So führen Beschäftigte in den von Osborne und Frey als „gefährdet" eingestuften Berufen möglichweise auch analytische und interaktive Tätigkeiten durch, die als weniger automatisierbar gelten. Dies könnte zu einer Überschätzung des Automatisierungspotentials führen. Zudem ist die Tätigkeitsstruktur derselben Berufe zwischen Deutschland und den USA möglicherweise nicht vergleichbar, so dass in den USA als „gefährdet“ eingestufte Berufe in Deutschland nicht „gefährdet“ sein müssen und umgekehrt.

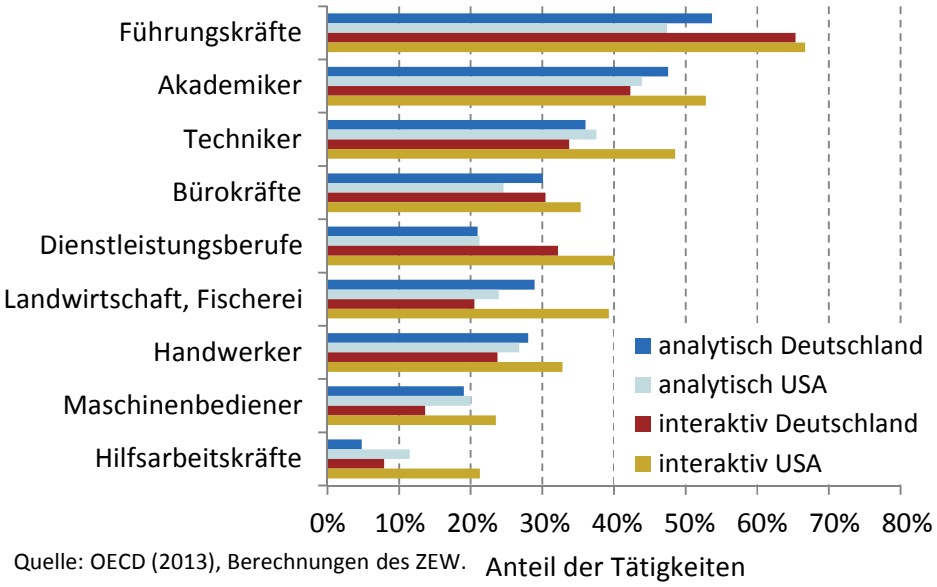
3.2 Tätigkeitsbasierte Übertragung

3.2.1 Hintergrund und Vorgehensweise

Die berufsbasierte Berechnung der Automatisierungswahrscheinlichkeiten beruht auf der Annahme, dass Beschäftigte in den gleichen Berufsgruppen ähnliche Tätigkeiten ausüben. Zum anderen wird bei der Übertragung auf Deutschland angenommen, dass sich Tätigkeiten zwischen Deutschland und den USA in den gleichen Berufen wenig unterscheiden. Um dies zu überprüfen, werden zwei Tätigkeitsfelder definiert – analytische und interaktive Tätigkeiten. Beides sind Tätigkeitsfelder, welche in der Literatur typischerweise als schwer automatisierbar eingeschätzt werden. Für jede Person wird ermittelt, welchen Anteil aller analytischen Tätigkeiten die Person sehr häufig ausübt, analog für interaktive Tätigkeiten (Abbildung 3). So geben etwa 54 % (65 %) der deutschen Führungskräfte in der PIAAC-Befragung an, häufig analytische (interaktive) Tätigkeiten auszuüben.

Die Ergebnisse verdeutlichen, dass Führungskräfte und Akademiker im Vergleich zu Maschinenbedienern und Hilfsarbeitskräften im größeren Maße analytische und interaktive Tätigkeiten ausüben. Allerdings zeigen die Auswertungen auch, dass in allen Berufsgruppen ein substantieller Anteil der Beschäftigten schwer automatisierbaren analytischen und interaktiven Tätigkeiten nachgeht. Somit könnte die Automatisierungswahrscheinlichkeit für viele Beschäftigte in den von Osborne und Frey als „gefährdet" eingestuften Berufen geringer ausfallen als angenommen. Abbildung 3 zeigt zudem, dass sich das Ausmaß analytischer und interaktiver Tätigkeiten in den Berufsgruppen zwischen Deutschland und den USA unterscheidet.

Abbildung 3: Tätigkeitsprofile Deutschland und USA im Vergleich



Quelle: OECD (2013), Berechnungen des ZEW.

Um die Automatisierbarkeit von Tätigkeiten in den Blickpunkt zu nehmen, wird daher nachfolgend die Automatisierungswahrscheinlichkeit auf Grundlage der Tätigkeiten am Arbeitsplatz anstatt anhand der Berufe übertragen. Der Ansatz beruht auf der Annahme, dass Tätigkeiten in Deutschland dieselben Automatisierungswahrscheinlichkeiten aufweisen wie in den USA. Es wird davon ausgegangen, dass Automatisierungstechnologien in beiden Ländern zur Ausübung derselben Tätigkeiten eingesetzt werden.[3] Die Annahme der tätigkeitsbasierten Übertragung ist damit im Vergleich zum berufsbasierten Ansatz weniger restriktiv.

3.2.2 Daten und Vorgehensweise

Als Grundlage für den Ansatz dient der PIAAC-Datensatz. Das PIAAC (Programme for the International Assessment of Adult Competencies) ist ein Projekt

[3] Zusätzlich wird dadurch angenommen, dass die Technologien in beiden Ländern denselben Einfluss auf die Automatisierungswahrscheinlichkeit eines Arbeitsplatzes haben. Diese Annahme könnte beispielsweise dann verletzt sein, wenn sich die Tätigkeitsstrukturen der Arbeitsplätze in beiden Ländern sehr stark unterscheiden. Dieses Problem kann aber nur mit einer direkten Ermittlung der Automatisierungswahrscheinlichkeit für Deutschland und nicht mit einer Übertragung der Werte aus den USA überwunden werden.

der OECD und verfolgt das Ziel, Kompetenzen von Erwachsenen international vergleichbar zu erheben, ähnlich den PISA-Studien für Schüler. Neben Kompetenz-Tests werden die Teilnehmer der Studie unter anderem zu ihren Tätigkeiten am Arbeitsplatz befragt. Der zentrale Vorteil der PIAAC-Daten für die vorliegende Studie besteht darin, dass dieselben Tätigkeiten vergleichbar für die USA und Deutschland erhoben werden.

Zur tätigkeitsbasierten Übertragung der Automatisierungswahrscheinlichkeit wird zunächst mithilfe eines ökonometrischen Modells geschätzt, wie die Automatisierungswahrscheinlichkeit von Tätigkeiten der Beschäftigten in den USA abhängt. Hier entsteht erneut ein Zuordnungsproblem, denn die PIAAC-Daten beinhalten für Deutschland und die USA nur die vergleichsweise grobe ISCO-2-Steller-Ebene. In der Folge können jedem Beschäftigten im PIAAC-Datensatz mehrere Automatisierungswahrscheinlichkeiten zugeordnet werden. Eine Möglichkeit besteht darin, den Mittelwert über alle zugeordneten Werte zu bilden. Da dies zu Ungenauigkeiten führt, wird mittels eines Gewichtungsansatzes derjenige Wert ermittelt, der statistisch am wahrscheinlichsten ist. Die Idee besteht darin, Informationen aus Beobachtungen mit einer vergleichsweise klaren Zuordnung auszunutzen, um daraus Rückschlüsse für Beobachtungen mit unklaren Zuordnungen zu treffen. Der Ansatz wird in Anhang 8.3 genauer beschrieben.

Mithilfe des Ansatzes können den Beobachtungen die Automatisierungswahrscheinlichkeiten genauer zugeordnet werden, wenn zwei Bedingungen erfüllt sind. Erstens ist erforderlich, dass es genügend Beobachtungen gibt, bei denen die Zuordnung der Automatisierungswahrscheinlichkeiten ausreichend klar ist. Die zweite Bedingung besteht darin, dass sich die Tätigkeitsstrukturen zwischen Arbeitsplätzen mit hoher und mit geringer Automatisierungswahrscheinlichkeit ausreichend unterscheiden. Nur dann besteht in den Daten ein Zusammenhang zwischen Automatisierungswahrscheinlichkeit und Tätigkeiten, der durch das statistische Modell erfasst werden kann.

Die Untersuchungen legen nahe, dass die erste Bedingung erfüllt ist (siehe Abbildung 7 im Anhang 8.2). Im Ergebnis zeigt sich aber, dass der Ansatz dennoch nur begrenzt eine bessere Zuordnung der Automatisierungswahrscheinlichkeiten erreicht. Die zweite Bedingung ist nicht ausreichend erfüllt. Dies lässt darauf

schließen, dass in den Daten kein klarer Zusammenhang zwischen Automatisierungswahrscheinlichkeit und Tätigkeiten besteht. Die Tätigkeitsstrukturen von Berufen mit hoher und geringer Automatisierungswahrscheinlichkeit unterscheiden sich nur eingeschränkt. Beschäftigte in Berufen mit nach Frey und Osborne hoher Automatisierungswahrscheinlichkeit führen zum Teil ähnliche Tätigkeiten aus wie Beschäftigte in Berufen mit nach Frey und Osborne geringer Automatisierungswahrscheinlichkeit.

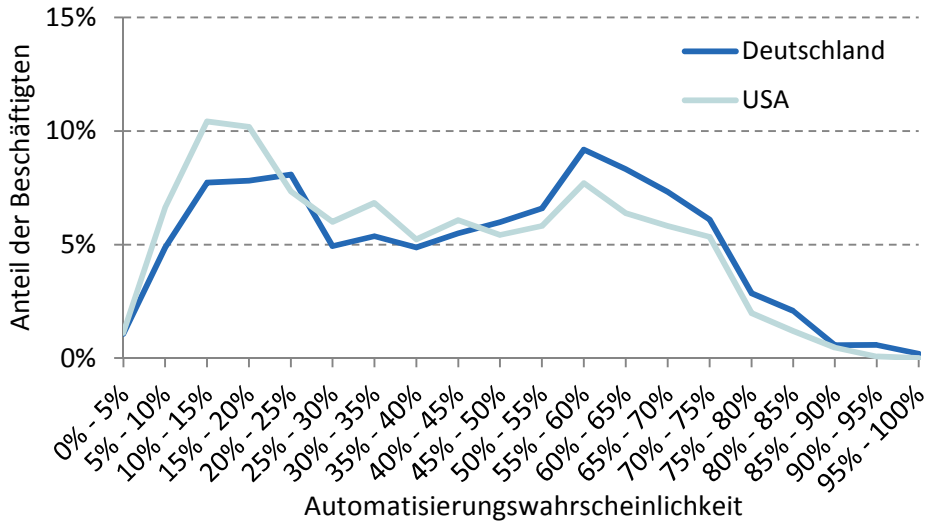
Das ist eine zentrale Schlussfolgerung. Tätigkeitsstrukturen unterscheiden sich nicht nur zwischen Berufen, sondern auch Beschäftigte desselben Berufes führen teilweise sehr unterschiedliche Tätigkeiten an ihren Arbeitsplätzen aus. Dies ist aus der Forschung bekannt (Autor/Handel 2013). Eine ergänzende Analyse bestätigt dies auch anhand der PIAAC-Daten für die USA und Deutschland (siehe Anhang 8.4). Tätigkeiten, die zu einer geringeren Automatisierungswahrscheinlichkeit führen, werden von vielen Beschäftigten anscheinend auch in Berufen ausgeübt, die Frey und Osborne als Risikoberufe einstufen. So gehen beispielsweise interaktive Tätigkeiten, wie Informationen auszutauschen, zu beeinflussen oder zu verhandeln mit geringeren Automatisierungswahrscheinlichkeiten einher. Solche Tätigkeiten sind über die Berufe hinweg verbreitet.

3.2.3 Ergebnisse

Abbildung 4 zeigt die Ergebnisse für die tätigkeitsbasierte Übertragung. Den Berechnungen nach liegt der Anteil der Arbeitsplätze mit hoher Automatisierungswahrscheinlichkeit (> 70 %) in Deutschland bei 12 %, während er in den USA lediglich 9 % beträgt. Damit fällt die Automatisierungswahrscheinlichkeit auf Grundlage der tätigkeitsbasierten Übertragung im Vergleich zur berufsbasierten Übertragung deutlich geringer aus.

Die Automatisierungswahrscheinlichkeiten nehmen in der tätigkeitsbasierten Übertragung häufiger mittlere Werte an, d.h. es kommt seltener vor, dass der tätigkeitsbasierte Ansatz besonders hohe oder geringe Automatisierungswahrscheinlichkeiten zuweist. Dies ist darauf zurückzuführen, dass Beschäftigte in Berufen mit nach Frey und Osborne hoher Automatisierungswahrscheinlichkeit oft auch schwer automatisierbare interaktive Tätigkeiten ausüben. Aus diesem Grund weist der tätigkeitsbasierte Ansatz diesen Beschäftigten geringe Automatisierungswahrscheinlichkeiten zu, was im berufsbasierten Ansatz unberücksichtigt bleibt.

Abbildung 4: Tätigkeitsbasierte Übertragung



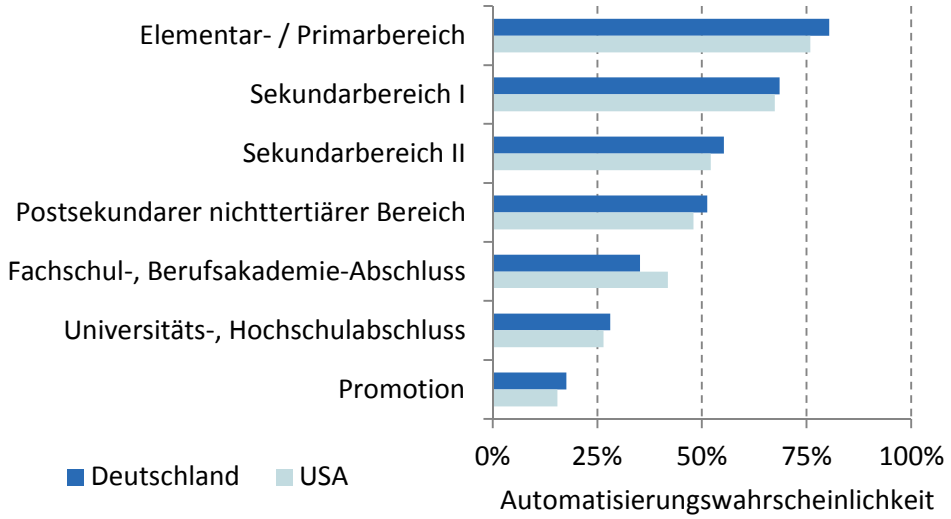
Quelle: Frey und Osborne (2013), OECD (2013), Berechnungen des ZEW.

Im Vergleich zu den USA ist der Anteil der Arbeitsplätze mit hoher Automatisierungswahrscheinlichkeit in Deutschland etwas größer. Dies ist auf Unterschiede in den Tätigkeitsstrukturen der Länder zurückzuführen. Die Unterschiede in den Tätigkeitsstrukturen beider Länder sind zwar vergleichsweise klein – siehe Anhang 8.3.3 für einen detaillierten Vergleich der Tätigkeitsstrukturen beider Länder – es fallen aber einzelne Tätigkeiten auf, die in den USA häufiger ausgeführt werden als in Deutschland und die mit einer geringeren Automatisierungswahrscheinlichkeit einhergehen. Dies umfasst die Tätigkeiten*Personen unterrichten*, *Präsentieren*, *Aktivitäten Anderer planen* und *Bücher/Anleitungen* lesen. Dies sind Tätigkeiten, die im Zusammenhang mit Fortbildung, Zusammenarbeit und Management stehen und die zum Teil schwer automatisierbar sind. Die Arbeitsplätze sind in den USA stärker auf diese Bereiche fokussiert als Arbeitsplätze in Deutschland, was die tendenziell höheren Automatisierungswahrscheinlichkeiten für Deutschland erklären könnte.

Die Automatisierungswahrscheinlichkeit unterscheidet sich deutlich zwischen den Einkommens- und Qualifikationsgruppen. Abbildung 5 zeigt den Zusammenhang zwischen der Automatisierungswahrscheinlichkeit und dem Bildungsniveau. Die Bildungsgruppen werden anhand der International Standard Classi-

fication of Education (ISCED) unterteilt. Während etwa Beschäftigte mit Elementar- oder Primarbildung in Deutschland eine Automatisierungswahrscheinlichkeit von 80 % aufweisen, liegt der Wert für Beschäftigte mit Promotion bei lediglich 18 %. Die Abbildung verdeutlicht, dass die Automatisierungswahrscheinlichkeit umso geringer ausfällt, je höher das Bildungsniveau der Beschäftigten ist. Für die USA zeigt sich ein sehr ähnliches Bild.

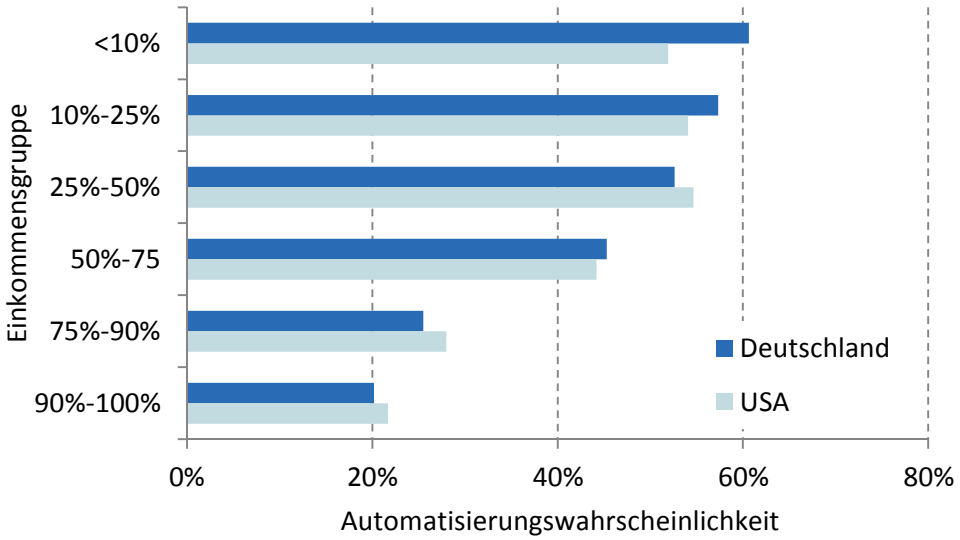
Abbildung 5: Automatisierungswahrscheinlichkeit und Bildung



Quelle: Frey und Osborne (2013), OECD (2013), Berechnungen des ZEW.

Ein ähnlicher Zusammenhang ist beim Einkommen zu erkennen. Dazu zeigt Abbildung 6 den Zusammenhang zwischen der Position in der Einkommensverteilung und der Automatisierungswahrscheinlichkeit. Die Beschäftigten mit den 10 % geringsten Einkommen (<10%) stehen in Deutschland beispielsweise einer 61-prozentigen Automatisierungswahrscheinlichkeit gegenüber. Bei den 10 % Beschäftigten mit den höchsten Einkommen (90%-100%) beträgt die Automatisierungswahrscheinlichkeit lediglich 20 %. Die Auswertungen verdeutlichen, dass die Automatisierungswahrscheinlichkeit auch mit dem Einkommensniveau der Beschäftigten sinkt. Dieser Zusammenhang gilt sowohl für die USA als auch für Deutschland.

Abbildung 6: Automatisierungswahrscheinlichkeit und Einkommen



Quelle: Frey und Osborne (2013), OECD (2013), Berechnungen des ZEW.

4 Kritische Bewertung

Frey und Osborne illustrieren anschaulich, wie Automatisierungstechnologien immer weiter in Tätigkeitsbereiche vordringen, die bislang dem Menschen vorbehalten waren. Damit adressieren die Autoren ein hoch-aktuelles und wenig erforschtes Thema, dessen Bedeutung aufgrund der rasanten technologischen Entwicklung in Zukunft voraussichtlich an Bedeutung gewinnen wird. Die Ergebnisse der Studie sollten allerdings mit Vorsicht interpretiert werden. Frey und Osborne identifizieren lediglich existierende Berufe, die nach subjektiven Einschätzungen von Expertinnen und Experten zukünftig einem Wandel unterliegen werden. Dies muss jedoch nicht bedeuten, dass diese Berufe vom Aussterben bedroht sind oder Arbeitslosigkeit im größeren Ausmaß zu befürchten ist. Dies ist auf drei Gründe zurückzuführen. Erstens werden technische Möglichkeiten oft überschätzt. Zweitens können neue Technologien Arbeitsplätze verändern, ohne sie zu beseitigen und Beschäftigte können die gewonnenen Freiräume nutzen, um schwer automatisierbare Aufgaben auszuüben. Drittens lassen die Autoren makroökonomische Anpassungsprozesse, die der Verdrängung von Arbeitsplätzen entgegenwirken können, explizit außen vor. Diese Aspekte werden nachfolgend vertieft.

4.1 Überschätzung technischer Möglichkeiten

Die Ergebnisse von Frey und Osborne beruhen im hohen Maße auf den subjektiven Einschätzungen von Robotik-Experten zur Automatisierbarkeit von Berufen. Problematisch hierbei ist, dass Experten nach einer Studie von Autor (2014) dazu neigen, die Einsatzmöglichkeiten und praktische Relevanz neuer Technologien zu überschätzen. Insbesondere werden die komparativen Vorteile von Menschen bei Tätigkeiten mit hohen Anforderungen an Flexibilität, Urteilskraft und gesundem Menschenverstand unterschätzt. Solche Fähigkeiten sind nur schwer greifbar und setzen implizites Wissen voraus. Die Herausforderungen der Robotik, solche für Menschen einfach zu bewerkstelligende Tätigkeiten zu automatisieren, bleiben immens und setzen der Mensch-Maschine-Substitution Grenzen. Die zugrundeliegende Annahme der Experteneinschätzungen, dass Berufe hinreichend genug spezifiziert sind und genügend Daten zur Verfügung

stehen, ist daher fraglich. Die von Frey und Osborne aufgeführten Engpass-Tätigkeiten sind voraussichtlich unvollständig, was zu einer Überschätzung der Automatisierungswahrscheinlichkeit beiträgt.

Zudem können der praktischen Umsetzung neuer Technologien rechtliche, gesellschaftliche und ethische Hürden entgegenstehen, die von Frey und Osborne vernachlässigt werden. Dies verdeutlicht das Beispiel des autonomen Fahrens. So ist beispielsweise völlig unklar, ob Autofahrer den Algorithmen von Programmierern die vollkommene Kontrolle über ihr Fahrzeug überlassen werden. Zudem können rechtliche Hürden bestehen, wie etwa im Falle eines Unfalls, der von einem automatisierten Auto verursacht wurde. Schließlich werfen solche Technologien ethische Fragen auf, wenn etwa ein Algorithmus zwischen dem Rammen eines PKWs oder LKWs entscheiden muss. Dies muss nicht zwangsläufig heißen, dass solche Hürden nicht überwunden werden können, jedoch könnte dies die Einführung erschweren und verzögern. Laut einer Studie der Boston Consulting Group (2015) wird der Anteil automatisierter Fahrzeuge bis 2035 lediglich auf 10 % ansteigen. Technische Automatisierungspotentiale werden daher weder zwangsläufig noch zeitnah umgesetzt.

4.2 Anpassung von Tätigkeitsbildern

Welche Arbeitsplätze in Zukunft aufgrund neuer Automatisierungstechnologien wegfallen, hängt weniger von den Berufen als solchen, sondern vielmehr von den Tätigkeitsprofilen der jeweiligen Arbeitsplätze ab. Bisherige Studien zeigen zwar, dass technologischer Wandel zu einem Rückgang von Beschäftigungsverhältnissen mit überwiegend automatisierbaren Tätigkeiten führt (Autor et al. 2003, Spitz-Oener 2006). Diese Studien zeigen aber auch, dass ein Großteil der Anpassung dadurch erfolgt, dass die Beschäftigten ihre Tätigkeitsstrukturen anpassen und vermehrt schwer automatisierbare Tätigkeiten ausüben. Der technologische Wandel könnte daher verstärkt zu Anpassungen in Betrieben führen. Maschinen werden dabei vermutlich verstärkt Tätigkeiten übernehmen, die leicht automatisierbar sind. Arbeitskräfte werden ihre Tätigkeiten voraussichtlich stärker auf schwer automatisierbare Aufgaben verlagern (Autor 2013). Die neuen Technologien werden dann als Arbeitsmittel genutzt, Mensch und Maschine werden komplementär im Produktionsprozess eingesetzt. Neue Technologien können daher Arbeitsplätze verändern, ohne sie zu beseitigen und die

gewonnen Freiräume können von den Beschäftigten genutzt werden, um schwer automatisierbare Aufgaben durchzuführen.

Automatisierungstechnologien müssen somit nicht notwendigerweise Arbeitsplätze verdrängen. Solange Beschäftigte in der Lage sind, ihre Fähigkeiten entsprechend der veränderten Anforderungen in Betrieben anzupassen und neue Technologien als Arbeitsmittel einzusetzen, sind ihre Arbeitsplätze nicht zwangsläufig bedroht. Die Ergebnisse von Frey und Osborne zeigen aber auch, dass die Automatisierungswahrscheinlichkeit für Geringqualifizierte größer ist. Das deutet darauf hin, dass zukünftige Technologien vor allem Tätigkeiten mit geringen Qualifikationsanforderungen übernehmen können. Das Aufgabenspektrum menschlicher Arbeit wird sich also voraussichtlich stärker auf komplexe nicht-automatisierbare Aufgaben mit höheren Qualifikationsanforderungen verschieben.

4.3 Makroökonomische Anpassungsprozesse

Frey und Osborne konzentrieren sich ausschließlich auf die Verdrängung von Arbeitsplätzen aufgrund der Substitution von menschlicher Arbeit durch Maschinen. Die Autoren vernachlässigen makroökonomische Anpassungsprozesse, die der Verdrängung von Arbeitsplätzen entgegenwirken. Somit erlaubt die Studie keine Aussagen über die Gesamtbeschäftigungseffekte technologischen Wandels. Die Autoren schreiben explizit, dass sie keine Effekte auf die Gesamtbeschäftigung schätzen. Dies ist für die Interpretation der Automatisierungswahrscheinlichkeit relevant, da sie nicht mit der tatsächlichen Beschäftigungsveränderung gleichgesetzt werden darf, wie es in der öffentlichen Debatte teilweise geschieht. Fehlinterpretationen könnten damit zusammenhängen, dass die Autoren ihre Ergebnisse als „Bedrohung von Arbeitsplätzen“ und „Bedrohung von Beschäftigung“ („number of jobs at risk“, „employment at risk“) interpretieren.

Das technische Automatisierungspotential führt nicht zwangsläufig zur tatsächlichen Automatisierung und damit zum Wegfall von Arbeitsplätzen. Dies hängt erstens von der künftigen Entwicklung der relativen Faktorpreise und des Arbeitsangebots ab. So ist zwar mit weiterhin sinkenden Preisen für Computer und Sensoren zu rechnen, allerdings ist ungewiss, wann die Gewinnschwelle für zum Teil komplexe und aufwendige Systeme wie etwa das vollautomatisierte Auto

oder andere Robotik-Systeme erreicht sein wird. Auch wenn Produktionsabläufe aus technischer Sicht automatisiert werden können, so kann es dennoch günstiger oder anderweitig betriebswirtschaftlich sinnvoller sein, auf menschliche Arbeitskraft oder auf eine Kombination von Mensch und Maschine zu setzen. Allerdings können starke Steigerungen der Lohnkosten die unternehmerischen Anreize zur verstärkten Nutzung von Automatisierungstechnologien weiter erhöhen.

Zweitens setzen die Weiterentwicklung und Einführung neuer Automatisierungstechnologien voraus, dass ein genügend großes Angebot von Fachkräften mit speziellem Knowhow vorhanden ist. So zeigen beispielsweise Janssen und Mohrenweiser (2014) in einer noch unveröffentlichten Studie, dass die rechnergestützte numerische Steuerung (Computerized Numerical Control, CNC) im Bereich der Zerspanungstechniker erst breite Anwendung erlangte, nachdem der Umgang mit der CNC-Technologie in die Ausbildungsordnung integriert wurde. Die Firmen passten ihre Technologie somit erst an, als genügend Fachkräfte für den Umgang mit diesen Technologien verfügbar waren.

Selbst wenn Arbeitsplätze durch technologischen Wandel wegfallen, entstehen zugleich neue Arbeitsplätze. Für eine Quantifizierung der Gesamtbeschäftigungseffekte ist daher die Berücksichtigung weiterer makroökonomischer Anpassungsprozesse notwendig. Graetz und Michaels (2015) stellen für 17 Länder fest, darunter Deutschland, dass in den Sektoren, die verstärkt Industrieroboter einsetzen, sich Arbeitsproduktivität, Löhne und Wertschöpfung erhöht haben, ohne dass die Zahl der Arbeitsstunden der Beschäftigten gesunken ist. Anpassungsprozesse auf Sektor-Ebene haben demnach verhindert, dass der Einsatz arbeitssparender Industrieroboter mit einem Rückgang des Arbeitseinsatzes einherging. Die Gesamtbeschäftigungseffekte hängen daher von Anpassungsprozessen auf Sektorebene und generell von makroökonomischen Anpassungsprozessen ab.

Arntz et al. (2014) fassen die Ergebnisse zur Bedeutung makroökonomischer Anpassungsprozesse für die Gesamtbeschäftigungseffekte technologischen Wandels in einer Expertise zusammen. So entstehen durch technologischen Wandel neue Arbeitsplätze in den Sektoren, die diese Technologien produzieren. Zudem kommt es im Zuge des technologischen Wandels zu Kostenredukti-

onen, die in Form von Preissenkungen die Nachfrage steigern und die Produktion erhöhen können, was wiederum der Beschäftigung zugutekommt. Die Kostenreduktionen können zudem zu einer Rückverlagerung der Produktion von Billiglohnländern zurück ins Inland führen (reshoring) und mit Beschäftigungszuwächsen im Inland einhergehen. Die Freisetzung von Arbeit könnte die Löhne drücken, was die Arbeitsnachfrage nach den nun günstigeren Arbeitskräften wieder erhöhen könnte. Schließlich können Kosteneinsparungen infolge neuer Technologien – in Abhängigkeit der Verhandlungsmacht – den nicht-freigesetzten Arbeitskräften in Form höherer Einkommen zugutekommen, was den Konsum steigern und so zu neuer Produktion und neuen Arbeitsplätzen führen könnte. In der Theorie kann der Effekt auf die Gesamtbeschäftigung daher durchaus positiv ausfallen. Die bisherige empirische Evidenz lässt eher keine negativen Effekte auf die Gesamtbeschäftigung erwarten. Allerdings ist die Zahl aktueller empirischer Studien zu den makroökonomischen Effekten eher gering (vgl. Arntz et al. 2014). Fortschritte in der Verfügbarkeit detaillierter Daten und der Methoden zur Identifikation kausaler Effekte der letzten 10 bis 20 Jahre würden mittlerweile eine bessere Identifikation der Gesamtbeschäftigungseffekte ermöglichen. So ermitteln beispielsweise Acemoglu et al. (2015) anhand aktueller Methoden und detaillierter Daten die Gesamtbeschäftigungseffekte chinesischer Importe in den USA.

5 Fazit

In Deutschland arbeiten 42 % der Beschäftigten in Berufen, die nach Frey und Osborne mit einer hohen Wahrscheinlichkeit in den nächsten 10 bis 20 Jahren automatisierbar sein werden. Genau genommen sind aber Tätigkeiten und nicht Berufe als solche automatisierbar. Berücksichtigt man dies, so sind in Deutschland nur 12 % der Beschäftigten durch Automatisierung betroffen. Geringqualifizierte und geringverdienende Beschäftigte sind durch die Automatisierung stärker gefährdet.

Diese von Frey und Osborne ermittelte und in der vorliegenden Expertise auf Deutschland übertragene Automatisierungswahrscheinlichkeit erfordert allerdings eine vorsichtige Interpretation. Zunächst überschätzen die Ergebnisse das technische Automatisierungspotential von Berufen oder Arbeitsplätzen, weil sie auf Experteneinschätzungen beruhen, die typischerweise zur Überschätzung technischer Potentiale führen und weil bei der Ermittlung des technischen Potentials gesellschaftliche, rechtliche und ethische Hürden der Einführung neuer Technologien nicht berücksichtigt werden.

Vor allem erfordert die Automatisierungswahrscheinlichkeit eine vorsichtige Interpretation, weil sie in der Rezeption der Studie zum Teil missverstanden wird als die Rate, mit der Berufe in Zukunft in Folge von Automatisierungsprozessen obsolet werden und wegfallen. Tatsächlich handelt es sich bei dieser Größe aber um ein *technisches Automatisierungspotential*, dass die prinzipielle Automatisierbarkeit von Arbeitsplätzen anhand von beruflichen Tätigkeitsstrukturen, technischen Engpässen und Expertenbefragungen erfasst, das aber nicht mit der sich im ökonomischen Prozess tatsächlich einstellenden Automatisierungsrate gleichgesetzt werden darf.

Von der Automatisierungswahrscheinlichkeit kann nicht auf Gesamtbeschäftigungseffekte geschlossen werden. Denn häufig verändern neue Technologien Arbeitsplätze, ohne sie zu beseitigen und die gewonnen Freiräume können von den Beschäftigten genutzt werden, um schwer automatisierbare Tätigkeiten auszuüben. Technische Potentiale werden sich in der Unternehmenspraxis zudem weder zwangsläufig noch unmittelbar durchsetzen, so dass die Arbeitsplätze durch das technische Potential nicht unmittelbar bedroht sind. Selbst wenn Automatisierung unmittelbar Arbeitsplätze kostet, entstehen durch den

Wandel zugleich auch neue Arbeitsplätze, etwa bei der Herstellung der Technologie, oder durch höhere Produktivität und größere Unternehmensgewinne.

Insgesamt bleiben größere Gesamtbeschäftigungseffekte durch zukünftigen technologischen Wandel daher unwahrscheinlich. Dennoch wird sich das Aufgabenspektrum von Arbeitskräften voraussichtlich verändern. Zukünftig könnte sich menschliche Arbeit stärker auf komplexe nicht-automatisierbare Aufgaben konzentrieren, die Qualifikationsanforderungen könnten steigen.

Die Automatisierungswahrscheinlichkeit liefert somit wichtige Hinweise darauf, in welchen Berufen der Anpassungsdruck an zukünftige Automatisierungstechnologien vergleichsweise hoch ist und welche Personenkreise künftig auf eine stärkere Unterstützung angewiesen sein könnten, um sich im Wandel anzupassen und ihre Beschäftigungsfähigkeit zu erhalten. Dies könnte ein Ansatzpunkt für politische Maßnahmen sein, gefährdete Beschäftigungsgruppen zielgerichtet auf den Wandel vorzubereiten und im Wandel zu begleiten.

6 Politikimplikationen und offene Forschungsfragen

Die Ergebnisse der vorliegenden Studie sprechen gegen eine größere Gefahr von Arbeitsplatzverlusten aufgrund des technologischen Wandels, solange sich die Beschäftigten weiterhin genügend an den Wandel anpassen. Allerdings wird der Anpassungsprozess zwischen Beschäftigungsgruppen voraussichtlich unterschiedlich erfolgreich verlaufen. Die berechneten Automatisierungswahrscheinlichkeiten zeigen etwa, dass die Anpassungslast insbesondere bei Geringverdienern und Geringqualifizierten größer ist. Für diese Personen könnte die Beschäftigungsfähigkeit gesichert werden, indem sie bei ihrem Anpassungsprozess an die neuen Anforderungen unterstützt werden.

Um die besonders betroffenen Arbeitskräfte beim Umgang mit dem Wandel der Arbeitswelt zu unterstützen, könnten gezielte Fortbildungs- und Qualifikationsmaßnahmen genutzt werden. Solche Maßnahmen wirken sich vor allem mittel- und langfristig positiv auf die Teilnehmer aus (Card et al. 2010, Kluve 2013). So könnten betriebliche Fortbildungen gefördert werden, um Arbeitnehmer im Umgang mit neuen Technologien zu unterstützen, so dass ihre Arbeitskraft komplementär statt substitutiv zu neuen Technologien eingesetzt werden kann. Studien zeigen, dass berufliche Fortbildungsmaßnahmen bei Geringqualifizierten zu einer höheren Beschäftigungsfähigkeit führen (Sanders und de Grip 2004). Die betriebliche Fortbildung erhöht auch die Beschäftigungsfähigkeit von älteren Arbeitnehmern (Picchio und van Ours 2013). Ebenso könnten Arbeitslose durch Umschulungsmaßnahmen vor allem hinsichtlich schwer automatisierbarer Fähigkeiten gefördert werden. Eine Übersicht zu den Auswirkungen der aktiven Arbeitsmarktpolitik in Deutschland attestiert den evaluierten Fort- und Weiterbildungsprogrammen insgesamt ein positives Ergebnis bezüglich der Förderwirkung (Bernhard et al. 2009, Kluve 2013). Zukünftige Bildungsprogramme könnten den Fokus dabei noch stärker auf Maßnahmen legen, die dem Tätigkeitswandel – hin zu kreativen und interaktiven Nichtroutinetätigkeiten – Rechnung tragen.

Trotz der nachgewiesenen Effektivität nehmen insbesondere Geringqualifizierte seltener an betrieblichen Fortbildungsmaßnahmen teil (Albert et al. 2010, Bassanini und Ok 2004). Dabei sind Firmen durchaus bereit, in die Fortbildung ihrer Mitarbeiter zu investieren, unabhängig vom Qualifikationsgrad (Leuven

and Oosterbeek 1999, Maximiano 2011). Ein Grund für die geringe Teilnahme von Geringqualifizierten an solchen Maßnahmen sind möglicherweise die geringeren Erträge in Form von höheren Löhnen für diese Beschäftigungsgruppe. Dies wiederum könnte daran liegen, dass Geringqualifizierte vorwiegend an betriebsinternen Fortbildungsmaßnahmen teilnehmen, die typischerweise mit geringeren Lohnsteigerungen einhergehen als externe Fortbildungen (Kuckulenz und Zwick 2003). So zeigt eine Studie, dass Geringqualifizierte häufiger an betriebsinternen Fortbildungen teilnehmen, weil sie betriebsintern oft über bessere Karrieremöglichkeiten verfügen als auf dem externen Arbeitsmarkt (Sanders und De Grip 2004). Dies spricht dafür, betriebliche Fortbildung für Geringqualifizierte zu fördern, um deren Verbleib im Betrieb langfristig zu sichern.

Fourage et al. (2013) stellen fest, dass sich die wirtschaftlichen Erträge von Fortbildung zwischen Gering- und Hochqualifizierten nicht unterscheiden. Stattdessen nehmen geringqualifizierte Arbeitnehmer den Autoren nach seltener an Fortbildungsmaßnahmen teil, weil sie eine geringere Zukunftsorientierung, höhere Präferenzen für Freizeit und relativ ungünstige nicht-kognitive Fähigkeiten aufweisen, wie etwa eine geringe Offenheit gegenüber neuen Erfahrungen. Hier könnte die aktive Arbeitsmarktpolitik ansetzen und versuchen, die Teilnahmebereitschaft an Maßnahmen zu erhöhen, indem die Überwindung von Ängsten und ein stärkeres Bewusstsein für die Chancen der Fortbildung gefördert werden.

Welche Maßnahmen letztlich am geeignetsten sind, um die Anpassung an den technologischen Wandel zu unterstützen, kann in dieser Expertise nicht abschließend geklärt werden. Die Untersuchungen deuten jedoch darauf hin, dass der technologische Wandel weiter voranschreitet und sich die Tätigkeitsprofile und Anforderungen in allen Sektoren stetig verändern. Dies spricht dafür, dass Beschäftigte zunehmend flexibel sein müssen und ihren komparativen Vorteil gegenüber neuen Maschinen durch kontinuierliches Weiterbilden aufrechterhalten müssen. Voraussichtlich wird es künftig darauf ankommen, inwieweit der Staat, die Betriebe sowie die Beschäftigten selbst genügend in Lebenslanges Lernen investieren, um anpassungs- und beschäftigungsfähig zu bleiben. Dazu könnten beispielsweise geeignete (finanzielle) Anreize für entsprechende Fortbildungsmaßnahmen sowie das notwenige Bewusstsein in der Gesellschaft für solche Investitionen geschaffen werden. Fortbildungs- und Qualifikationsmaßnahmen könnten insbesondere zur Unterstützung von Personen eingesetzt

werden, die besonderen Herausforderungen beim Anpassungsprozess an den Wandel gegenüberstehen.

Weitere Forschung ist jedoch notwendig, um die gesamtwirtschaftlichen Beschäftigungsverluste zukünftigen technologischen Wandels zu quantifizieren und geeignete Politikmaßnahmen entwickeln zu können. Dabei sollten verschiedene Aspekte berücksichtigt werden. Erstens sollten Analysen berücksichtigen, dass sich Tätigkeitsstrukturen auch innerhalb von Berufen anpassen können, wie die Forschung belegt (Autor et al. 2003, Spitz-Oener 2006). Hier könnten Expertenbefragungen in Zukunft genutzt werden, um Einschätzungen bezüglich der Substituierbarkeit von Tätigkeiten anstatt Berufen zu erlangen. Zweitens ist ein besseres Verständnis des Diffusionsprozesses neuer Automatisierungstechnologien notwendig, um das Bedrohungspotential neuer Technologien sowie Anpassungsprozesse in Betrieben besser bewerten zu können. Hier könnten Unternehmensbefragungen, die den Kapitaleinsatz wie auch den Arbeitseinsatz gleichermaßen tätigkeitsspezifisch erfassen, Einblicke zum Einsatz arbeitseinsparender Technologien ermöglichen. Aufgrund fehlender Daten liegen hierzu bisher kaum Untersuchungen vor. Drittens setzt die Abschätzung der Gesamtbeschäftigungseffekte auf den Arbeitsmarkt ein tiefergehendes Verständnis der makroökonomischen Anpassungsprozesse voraus. Aktuelle Studien, wie die von Goos et al. (2014) oder Gregory et al. (2015) liefern vielversprechende erste Ansätze um die empirische Relevanz dieser Transmissionskanäle abschätzen zu können. Hier sind allerdings weitere Analysen erforderlich. Viertens ist es für die Identifikation geeigneter Politikmaßnahmen notwendig, die veränderte Nachfrage von Tätigkeiten besser zu verstehen. Dies würde insbesondere ermöglichen, geeignete Fortbildungs- und Qualifikationsmaßnahmen entwickeln zu können. Frey und Osborne bieten hier einen ersten Ansatz mittels der identifizierten Engpass-Berufe.

7 Literaturverzeichnis

Acemoglu, D., Autor, D., Dorn, D. und G. H. Hanson (2015): Import Competition and the Great U.S. Employment Sag of the 2000s, Journal of Labour Economics, im Erscheinen.

Aghion, P. und P. Howitt (1994). Growth and unemployment, The Review of Economic Studies, 61(3), 477–494.

Albert, C., García-Serrano, C. und Hernanz, V. (2010): On-the-job training in Europe: Determinants and wage returns, International Labour Review, 149(3), 315-341.

Arntz, M., Bonin, H. und U. Zierahn (2014): Auswirkungen des technologischen Wandels auf den Arbeitsmarkt, Expertise für das Bundesministerium für Arbeit und Soziales.

Autor, D. (2013): The "tasks approach" to labor markets: an overview. Journal for Labor Market Research, 46, 185-199.

Autor, D. (2014). Polanyi's Paradox and the Shape of Employment Growth. Paper prepared for Federal Reserve Bank of Kansas, Jackson Hole Conference, August 22, 2014.

Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. J. (2003). The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. The Quarterly Journal of Economics, 1279-1333.

Autor, D. und Handel, M. (2013). Putting Tasks to the Test: Human Capital, Job Tasks, and Wages. Journal of Labor Economics, Vol. 31, S59-S96.

Bassanini, A. und Ok, W. (2004). How do firms' and individuals' incentives to invest in human capital vary across groups?, OECD, Paris, unveröffentlicht.

Bernhard, S., Hohmeyer, K., Jozwiak, E., Koch, S., Kruppe, T., Stephan, G., & Wolff, J. (2009). Aktive Arbeitsmarktpolitik in Deutschland und ihre Wirkungen. *Handbuch Arbeitsmarkt*, 149-201

Boston Consulting Group (2015). Back to the Future: The Road to Autonomous Driving, http://de.slideshare.net/TheBostonConsultingGroup/the-road-to-autonomous-driving

Bowles, J. (2014). The computerization of European Jobs. Bruegel, Brussels.

Bundesagentur für Arbeit (2011). Klassifikation der Berufe 2010 – Band 1: Systematischer und alphabetischer Teil mit Erläuterungen. Nürnberg.

Bundesagentur für Arbeit (2014). Sozialversicherungspflichtig und geringfügig Beschäftigte nach der ausgeübten Tätigkeit der Klassifikation der Berufe (KldB 2010) und ausgewählten Merkmalen, Stichtag: 31. März 2014. Nürnberg.

Bureau of Labor Statistics (2010). 2010 SOC User Guide. Washington.

Bureau of Labor Statistics (2015). Occupational Employment Statistics. May 2010, http://www.bls.gov/oes/2010/may/oes_nat.htm.

Card, D., Kluve, J. und Weber, A. (2010). Active Labour Market Policy Evaluations: A Meta-Analysis, The Economic Journal, 120, F452-F477.

Fouarge, D., Schils, T., & De Grip, A. (2013). Why do low-educated workers invest less in further training?. *Applied Economics*, 45(18), 2587-2601.

Frey, C. & Osborne, M. A. (2013). The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerization?. University of Oxford.

Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2014). Explaining job polarization: routine-biased technological change and offshoring. The American Economic Review, 104(8), 2509-2526.

Graetz, G. und G. Michaels (2015). Robots and Work, IZA Discussion Paper No. 8938.

Gregory, T., Salomons, A. & Zierahn, T. (2015). Technological Change and Regional Labor Market Disparities in Europe. Centre for European Economic Research, Mannheim.

Ibrahim, J. G. (1990). Incomplete Data in Generalized Linear Models. Journal oft he American Statistical Association, Vol. 85, No. 411, 765-769.

International Labour Office (2012). International Standard Classification of Occupations. Structure, group definitions and correspondence tables. Geneva

Janssen, S. und J. Mohrenweiser (2014). Skill supply, technology, and wages. Evidence from regulatory changes of mandatory training regulations, paper presented at the TASKS III Conference in Nurnberg, May 26th-28th, 2014, MIMEO.

Kluve, J. (2013). Aktive Arbeitsmarktpolitik. Maßnahmen, Zielsetzungen, Wirkungen, Arbeitspapier 07/2013, Sachverständigenrat zur Begutachtung der gesamtwirtschaftlichen Entwicklung.

Kuckulenz, A. und Zwick, T. (2003). The Impact of Training on Earnings: Differences Between Participant Groups and Training Forms, ZEW Discussion Paper No. 03-57.

Leuven, E. und Oosterbeek, H. (1999). Demand and supply of work-related training: evidence from four countries, Research in Labor Economics, 18, 303-33.

Maximiano, S. (2011). Two to tango: the determinants of workers' and firms' willingness to participate in job-related training, unveröffentlicht.

Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD, 2013): Programme for International Assessment of Adult Competencies (PIAAC), Public Use File, Paris.

Pajarinen, M. & Rouvinen, P. (2014). Computerization Threatens One Third of Finnish Employment, ETLA Brief 22, 13 January 2014.

Papke, L. & Wooldridge, J. M. (1996). Econometric Methods for Fractional Response Variables with an Application to 401(K) Plan Participation Rates. Journal of Applied Econometrics, Vol. 11, 619-632.

Picchio, M., & Van Ours, J. C. (2013). Retaining through training even for older workers. *Economics of Education Review*, 32, 29-48.

Sanders, J., & De Grip, A. (2004). Training, task flexibility and the employability of low-skilled workers. *International Journal of Manpower*, 25(1), 73-89.

Spitz-Oener, A. (2006). Technical Change, Job Tasks, and Rising Educational Demands: Looking outside the Wage Structure. Journal of Labor Economics, Vol. 24, 235-270.

8 Anhang

8.1 Berufsklassifikationen

In dieser Expertise werden drei Berufsklassifikationen verwendet, die US-amerikanische Standard Occupational Classification (SOC) in der Ausgabe 2010, die International Standard Classification of Occupations (ISCO) des International Labour Office in der Ausgabe 2008 und die deutsche Klassifikation der Berufe (KldB) in der Ausgabe 2010. Die Klassifikationen sind in unterschiedliche Ebenen unterteilt. Jede Ausprägung ist durch eine eindeutige Nummer gekennzeichnet. Anhand der Anzahl der Stellen dieser Nummer kann auf die Ebene geschlossen werden. Zum Beispiel enthalten die *detailed occupations* der SOC (6-Steller) 840 detaillierte Berufe. Im Vergleich dazu können in der KldB 700 *Berufsgruppen* (4-Steller) oder 1286 *Berufsgattungen* (5-Steller) unterschieden werden. Die SOC-6-Steller haben somit einen geringeren Detailgrad als die KldB-4-Steller. Die detaillierteste ISCO-Ebene (4-Steller) umfasst 436 Ausprägungen und ist damit vergleichbar zu den SOC-5-Stellern.

Tabelle 1: Berufsklassifikationen

Stellen	Ebene	Anzahl der Klassen
Standard Occupational Classification (SOC) 2010		
2	major group	23
3	minor group	97
5	broad occupation	461
6	detailed occupation	840
International Standard Classification of Occupations (ISCO) 2008		
1	major group	10
2	sub-major group	43
3	minor group	130
4	unit group	436
Klassifikation der Berufe (KldB) 2010		
1	Berufsbereich	10
2	Berufshauptgruppe	37
3	Berufsgruppe	144
4	Berufsuntergruppe	700
5	Berufsgattung	1286

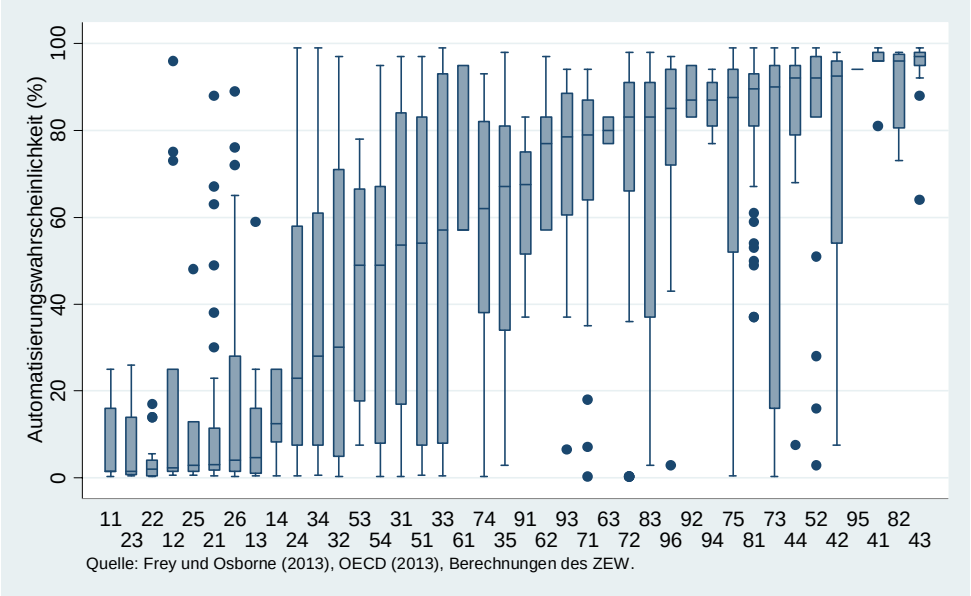
Quellen: Bundesagentur für Arbeit (2011), International Labour Office (2012), U.S. Bureau of Labour Statistics (2010).

Für den Umstieg zwischen den Klassifikationen werden Korrespondenztabellen verwendet. Eine Korrespondenztabelle zum Umstieg zwischen der SOC- und der ISCO-Klassifikation liefert das Bureau of Labour Statistics.[4] Die Bundesagentur für Arbeit liefert Korrespondenztabellen für den Umstieg zwischen der KldB- und der ISCO-Klassifikation.[5]

8.2 Zuordnungsproblem und Lösungsansätze

Für die berufsbasierte Übertragung der Automatisierungswahrscheinlichkeit stehen zwei alternative Ansätze zur Verfügung, der Medianwert-Ansatz und der Gleichverteilungsansatz (siehe Kapitel 3.1). Für die vorliegende Studie wird der Gleichverteilungsansatz gewählt, da dieser bessere Ergebnisse liefert. Nachfolgend werden die Ergebnisse mit denen des Medianwert-Ansatzes gegenübergestellt.

Abbildung 7: ISCO-Berufe und Automatisierungswahrscheinlichkeit



Quelle: Frey und Osborne (2013), OECD (2013), Berechnungen des ZEW.

[4] http://www.bls.gov/soc/soccrosswalks.htm

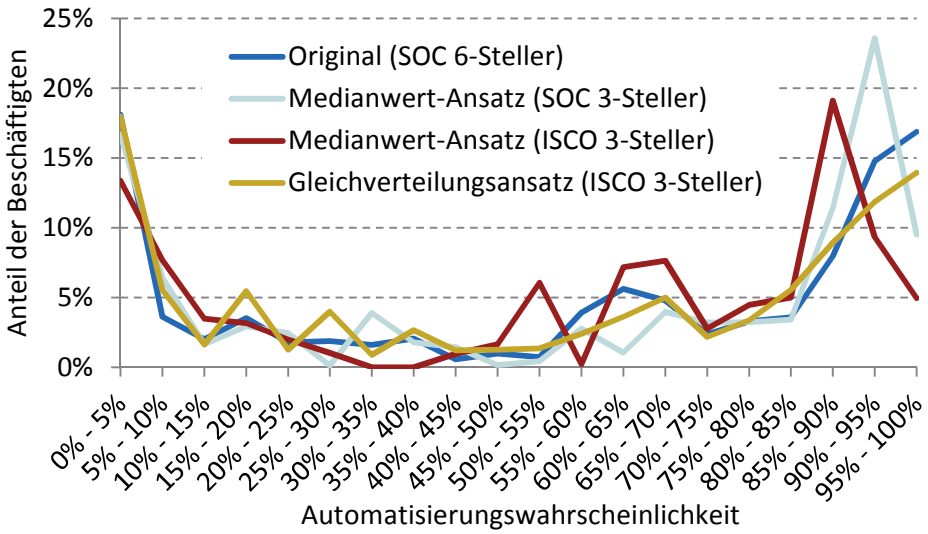
[5] https://statistik.arbeitsagentur.de/nn_237808/Statischer-Content/Grundlagen/Klassifikation-der-Berufe/KldB2010/Arbeitshilfen/Umsteigeschluessel/Umsteigeschluessel.html

Tabelle 2: ISCO-Codes und -Berufe

ISCO	Beruf	ISCO	Beruf
11	Geschäftsführer, Vorstände	52	Verkaufskräfte
12	Kaufmännische Fürhuntskräfte	53	Betreuungsberufe
13	Führungskräfte i.d. Produktion	54	Sicherheitsbedienstete
14	Führungskräfte im Dienstleistungsbereich	61	Fachkräfte in der Landwirtschaft
21	Naturwiss., Mathematiker und Ingenieure	62	Fachkräfte in Forstwirtschaft, Fischerei und Jagd
22	Akadem. Gesundheitsberufe	71	Bau- und Ausbaufachkräfte
23	Lehrkräfte	72	Metallarbeiter, Mechaniker
24	Akadem. Betriebswirte	73	Präzisions-/kunsthandwerker
25	Akademische IKT-Fachrkräfte	74	Elektriker- und Elektroniker
26	Akadem. Juristen, Sozialwisse., Kulturberufe	75	Nahrungsmittel-/Holz-/Bekleidungsverarbeitung
31	Ingenieurtechn. Fachkräfte	81	Fachkräfte
32	Assistenz-Gesundheitsberufe	82	Montageberufe
33	Nicht-akadem. Betriebswirte	83	Fahrzeugführer
34	Nicht-Akadem. Juristen, Sozialwisse., Kulturberufe	91	Reinigungspersonal und Hilfskräfte
35	Nicht-akadem. IKT-Fachkräfte	92	Hilfsarbeiter in der Land- und Forstwirtschaft und Fischerei
41	Büro- und Sekretariatskräfte	93	Hilfsarbeiter im Bergbau, im Bau, bei der Herstellung von Waren und im Transportwesen
42	Bürokräfte mit Kundenkontakt	94	Hilfskräfte in der Nahrungsmittelzubereitung
43	Bürokräfte im Finanz- und Rechnungswesen	95	Straßenhändler und auf der Straße arbeitende Dienstleistungskräfte
44	Sonstige Bürokräfte	96	Abfallentsorgungsarbeiter und sonstige Hilfsarbeitskräfte
51	Personenbezogene Dienstleistungen		

Die beiden Ansätze stellen unterschiedliche Herangehensweisen für den Umgang mit dem Zuordnungsproblem dar. Das Zuordnungsproblem bedeutet, dass jedem ISCO-Beruf mehrere SOC-Berufe und somit mehrere Automatisierungswahrscheinlichkeiten zugeordnet werden können. In Abbildung 7 wird für jeden ISCO-Beruf (horizontale Achse, jede Nummer steht für einen ISCO-Beruf) die Verteilung der möglichen Automatisierungswahrscheinlichkeiten als Boxplot dargestellt. Aus der Abbildung wird deutlich, dass es eine große Zahl an Berufen gibt, bei denen keine klare Automatisierungswahrscheinlichkeit zugeordnet werden kann, was vor allem Berufe in der Mitte der Abbildung betrifft. Allerdings gibt es an den beiden Enden der Abbildungen Berufe, bei denen die Zuordnung der Automatisierungswahrscheinlichkeit vergleichsweise klar ist – ihnen werden entweder sehr geringe (z.B. ISCO-Berufe 22, 23, 11, 13 25) oder sehr hohe (z.B. ISCO-Berufe 95, 41, 43, 82, 92, 94) Automatisierungswahrscheinlichkeiten zugewiesen. Die Berufsbezeichnung zu den ISCO-Codes sind in Tabelle 2 abgetragen.

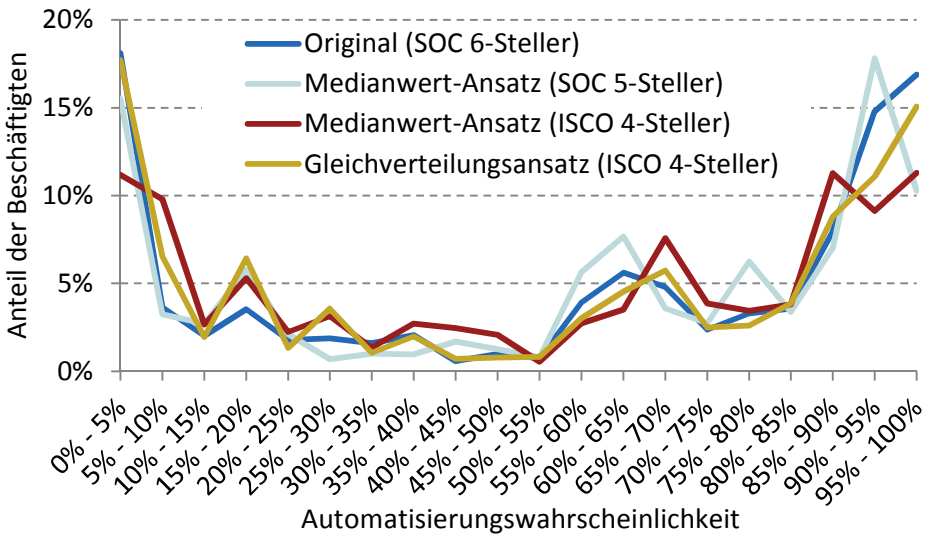
Abbildung 8: Zuordnungsproblem (3-Steller-Ebene)



Quelle: Frey und Osborne (2013), Bureau of Labor Statistics (2015), Berechnungen des ZEW.

Die Auswirkungen des Zuordnungsproblems werden in Abbildung 8 für die USA verdeutlicht. Die Abbildung zeigt die Beschäftigungsanteile in den Risikokategorien in den USA. In der Originalreihe (dunkelblaue Linie) auf SOC 6-Steller-Ebene sind die Pole (sehr hohe und sehr geringe Automatisierungswahrscheinlichkeit) stark besetzt. Werden die Originaldaten hingegen auf die 3-Steller-Ebene aggregiert, wobei jedem 3-Steller-Beruf der Median der Automatisierungswahrscheinlichkeiten der eingeschlossenen 6-Steller-Berufe zugewiesen wird (*Medianwertansatz*), so verschiebt sich der rechte Pol leicht zur Mitte (hellblaue Linie). Je gröber die Berufsklassifikation, über desto mehr Automatisierungswahrscheinlichkeiten muss zur Übertragung der Median gebildet werden, so dass besonders hohe oder geringe Werte seltener werden. Dieses Phänomen wird verstärkt, wenn die Daten zusätzlich auf die ISCO-3-Steller-Ebene übertragen werden (rote Linie), da dies zu weiteren Unschärfen führt.

Abbildung 9: Zuordnungsproblem (5-/4-Steller-Ebene)



Quelle: Frey und Osborne (2013), Bureau of Labor Statistics (2015), Berechnungen des ZEW.

Anstatt des Medianwertansatzes kann ein *Gleichverteilungsansatz* verfolgt werden. Dazu wird unterstellt, dass sich die Beschäftigten eines 3-Steller-Berufes gleichmäßig auf die möglichen Automatisierungswahrscheinlichkeiten der Originaldaten verteilen. Da dies nicht zwangsläufig zutrifft, kommt es zu einer gewissen Unschärfe. Aus der Abbildung wird jedoch deutlich, dass die Übertragung auf Basis des Gleichverteilungsansatzes (gelbe Linie) genauer ist als die Übertragung auf Basis des Medianwertansatzes.

Werden die Daten nicht auf die ISCO- und SOC-3-Steller, sondern auf die ISCO-4-Steller und SOC-5-Steller aggregiert (SOC-5- und ISCO-4-Steller sind vom Detailgrad vergleichbar, siehe Anhang 8.1), so fällt die Abweichung des Medianwertansatzes von den Originaldaten kleiner aus. Dennoch liefert auch hier der Gleichverteilungsansatz bessere Ergebnisse (siehe Abbildung 9).

8.3 Ökonometrisches Modell zum tätigkeitsbasierten Ansatz

8.3.1 Gewichtungsansatz

Ziel des Gewichtungsansatzes ist es zu schätzen, wie die Automatisierungswahrscheinlichkeit (y) von den Charakteristika (x) der Arbeitsplätze – insbesondere der Tätigkeiten – abhängt. Allerdings können jedem Arbeitsplatz aufgrund des

Zuordnungsproblems mehrere Automatisierungswahrscheinlichkeiten zugewiesen werden. Jedem Arbeitsplatz wird zunächst jede mögliche Automatisierungswahrscheinlichkeit zugewiesen. Die Beobachtungen für jeden Arbeitsplatz werden dadurch entsprechend der Anzahl der möglichen Automatisierungswahrscheinlichkeiten dupliziert. Um die korrekte Arbeitsplatzzahl zu erhalten, werden die duplizierten Beobachtungen mit der Zahl der Duplikate gewichtet. Im Gewichtungsansatz werden die Gewichte anhand der Informationen der Daten und des Modells optimiert. Inhaltlich wird für jeden Arbeitsplatz versucht jene Automatisierungswahrscheinlichkeit unter der Menge der für den Arbeitsplatz möglichen Automatisierungswahrscheinlichkeiten zu identifizieren, welche aufgrund der Charakteristika des Arbeitsplatzes am wahrscheinlichsten ist. Dazu wird folgendes ökonometrisches Modell geschätzt:

$$y = x\beta + \varepsilon$$

Dabei steht *y* für die Automatisierungswahrscheinlichkeit, *x* gibt die Charakteristika des Arbeitsplatzes wieder, β steht für die zu schätzenden Parameter (konkret: den Einfluss der Charakteristika auf die Automatisierungswahrscheinlichkeit) und ε für Zufallsfehler. Da die Automatisierungswahrscheinlichkeit *y* auf das Intervall 0% bis 100% beschränkt ist, wird ein Generalized Linear Model basierend auf Papke und Wooldridge (1996) geschätzt. In diesem Modell wird die abhängige Variable auf ein unbeschränktes Intervall transformiert. Zusätzlich zu den Gewichten werden die Replikationsgewichte des PIAAC-Datensatzes verwendet, um das komplexe Survey-Design zu berücksichtigen.

Die Optimierung der Gewichte erfolgt anhand des folgenden Algorithmus, der auf Ibrahim (1990) beruht. Im ersten Schritt wird unter Verwendung der Startgewichte das Modell geschätzt. Aus dem Modell wird im zweiten Schritt die geschätzte Automatisierungswahrscheinlichkeit berechnet und mit den zugewiesenen Automatisierungswahrscheinlichkeiten verglichen. Aus diesem Vergleich können die optimierten Gewichte berechnet werden.

Diese beiden Schritte werden so lange wiederholt, bis die Gewichte konvergieren. Der Algorithmus liefert schließlich das Modell, das aufgrund der Modellstruktur, der vorliegenden Automatisierungswahrscheinlichkeiten und der Tätigkeitsstrukturen am wahrscheinlichsten ist. Der Algorithmus kann eine klarere Trennung von Arbeitsplätzen mit hoher und geringer Automatisierungswahrscheinlichkeit liefern als die einfache Annahme der Gleichverteilung. Er kann die

Automatisierungswahrscheinlichkeit der Arbeitsplätze umso klarer abgrenzen, je stärker sich die Tätigkeitsstrukturen zwischen den Arbeitsplätzen unterscheiden. Die Abgrenzung der Automatisierungswahrscheinlichkeit beruht somit auf der Ausgangshypothese, dass sich Tätigkeitsstrukturen zwischen Arbeitsplätzen mit unterschiedlichen Berufen und damit unterschiedlichen von Frey und Osborne zugewiesenen Automatisierungswahrscheinlichkeiten unterscheiden. Ist diese Hypothese nicht erfüllt, so kann durch den Ansatz keine klare Trennung vorgenommen werden, weil diese Hypothese von den Daten nicht gestützt wird.

8.3.2 Variablen und Definitionen

Das ökonometrische Modell umfasst diverse Variable. Nachfolgend werden die Variablen erläutert.

Die Tätigkeitsmaße[6] werden im PIAAC erfasst, indem die Teilnehmer des PIAAC nach der Häufigkeit der Ausübung dieser Tätigkeiten befragt werden. Für die vorliegende Kurzexpertise werden die Tätigkeitsmaße in Arbeitszeitanteile umgerechnet. Dazu werden die Ausprägungen zunächst auf eine Arbeitszeit-Skala übertragen (z.B. wird „weniger als 1 mal im Monat“ zu 1/30, „weniger als 1 mal pro Woche“ zu 1/7 usw. umdefiniert[7]). Es werden sodann die Arbeitszeiten über alle Tätigkeiten summiert und die Arbeitszeit pro Tätigkeit wird durch diese Summe geteilt. Dadurch erhält man den Anteil der Arbeitszeit, der für die spezifische Tätigkeit verwendet wird (dies unterstellt, dass die Tätigkeiten nicht gleichzeitig ausgeübt werden).

Die weiteren Variablen sind wie folgt definiert:

- Geschlecht: Männer (0); Frauen (1).
- Altersgruppen: 16-19 (1); 20-24 (2); 25-29 (3); 30-34 (4); 35-39 (5); 40-44 (6); 45-49 (7); 50-54 (8); 55-59 (9); 60-65 (10).
- Bildung: ISCED 0, 1, 2, 3C (kurz) (1), ISCED 3A-B, 3C (lang), 4A-B-C, 5B (2), ISCED 5A 6 (3).

[6] Welche der Variablen Tätigkeitsmaße sind, wird in Tabelle 3 definiert.

[7] Es wird damit jeweils der maximal mögliche Wert gewählt. Dies ist jedoch unerheblich, da die Arbeitszeit-Werte anschließend durch die Summe dieser Werte über alle Tätigkeiten hinweg dividiert werden.

- Sektor: privater Sektor (0); öffentlicher Sektor oder Organisationen ohne Erwerbszweck (1).
- Zahl der Mitarbeiter: 1-10 (1); 11-1000 (2); mehr als1000 (3).
- Befragter ist Vorgesetzter: ja (1); nein (2).
- Bildungsanforderungen des Jobs: ISCED 0-4 (0); ISCED 5-6 (1).
- Benötigte Berufserfahrung des Jobs: weniger als 1 Jahr (0); mindestens 1 Jahr (1).
- Gehaltstyp: Stück-/Stundenlohn oder kein Gehalt (0); monatliches/jährliches Gehalt (1).
- Erfahrung mit Computern im Beruf: ja (0); nein (1).
- Niveau der Computernutzung: einfach (0); moderat oder komplex (1).
- Im Beruf nicht genügend gefordert: ja (1); nein (2).
- Im Beruf mehr Training erforderlich: ja (1); nein (2).
- Jährliches Einkommen. Die Befragten werden nach den Quartilen der Lohnverteilung unterschieden: 0% bis <10% (1); 10% bis <25% (2); 25% bis <50% (3); 50% bis <75% (4); 75% bis <90% (5) 90% oder mehr (6).
- Mit anderen Kooperieren: gar nicht (1); bis zu 25% der Arbeitszeit (2); bis zu 50% der Arbeitszeit (3); mehr als 50% der Arbeitszeit (4); während der gesamten Arbeitszeit (5).

Tabelle 3: Modelle und Variablen

Persönliche Charakteristika		Tätigkeiten	
Name	**Inhalt**	**Name**	**Inhalt**
gender	Geschlecht	F_Q01b	Mit anderen Kooperieren
AGEG5LFS	Altersgruppen	F_Q02a	Informationen austauschen
education	Bildung	F_Q02b	Personen unterrichten
pvlit	Lese-/ Schreibfähigkeiten	F_Q02c	Präsentieren
pvnum	Numerische Fähigkeiten	F_Q02d	Verkaufen
pvpsl	Problemlösungskompetenz	F_Q02e	Beraten
D_Q03	Sektor	F_Q03a	Eigene Aktivitäten planen
D_Q06a	Zahl der Mitarbeiter	F_Q03b	Aktivitäten anderer planen
D_Q08a	Befragter ist Vorgesetzter (ja/ nein)	F_Q03c	Eigene Zeit organisieren
D_Q12a	Bildungsanforderungen des Jobs	F_Q04a	Personen beeinflussen
D_Q12c	Benötigte Berufserfahrung des Jobs	F_Q04b	Mit Personen verhandeln
D_Q16a	Gehaltstyp (Stück-/ Stunden- / Monatslohn)	F_Q05a	Einfache Probleme lösen
G_Q04	Erfahrung mit Computern im Beruf	F_Q05b	Komplexe Probleme lösen
G_Q06	Niveau der Computernutzung	F_Q06b	Lange physisch arbeiten
F_Q07a	Nicht genügend gefordert	F_Q06c	Hände oder Finger nutzen
F_Q07b	Mehr Training notwendig	G_Q01a	Anweisungen lesen
YEARLYINCPR	Jährliches Einkommen	G_Q01d	Professionelle Zeitschriften oder Publikationen lesen
		G_Q01e	Bücher lesen
		G_Q01f	Anleitungen lesen
		G_Q02b	Artikel schreiben
		G_Q02d	Formulare ausfüllen
		G_Q03c	Anteile oder Prozente berechnen
		G_Q03h	Komplexe Mathematik oder Statistik nutzen
		G_Q05c	Internetnutzung für Arbeits-bezogene Informationen
		G_Q05g	Programmiersprachen nutzen
		G_Q05h	Kommunikationssoftware nutzen

Quelle: Darstellung des ZEW, OECD (2013).

8.3.3 Variablen und ihr Einfluss auf die Automatisierung

Die tätigkeitsbasierte Übertragung beruht für Deutschland und die USA auf demselben Modell und den gleichen geschätzten Parametern, d.h. auf demselben Zusammenhang zwischen Tätigkeiten und Automatisierungswahrscheinlichkeit. Unterschiede in dem geschätzten Automatisierungswahrscheinlichkeiten zwischen Deutschland und den USA können somit nur aufgrund unterschiedlicher Tätigkeitsstrukturen zustande kommen. Dazu wird in Tabelle 4 für

jede Variable dargestellt, wie sie sich auf die Automatisierungswahrscheinlichkeit auswirkt, sowie die Ausprägung der Variablen in Deutschland und den USA (als Mittelwert und Median). „+“ bedeutet, dass ein höherer Wert der Variable mit einer höheren Automatisierungswahrscheinlichkeit einhergeht, „-“ entsprechend umgekehrt. Wird kein Zeichen ausgewiesen, so liegt kein signifikanter Effekt vor.

Aus den Ergebnissen lässt sich kein klares Bild darüber entwickeln, welche Variablen dafür verantwortlich sind, dass der tätigkeitsbasierte Ansatz zu einem höheren Anteil von Personen mit vergleichsweise hoher Automatisierungswahrscheinlichkeit in Deutschland kommt. Teilweise sprechen die Variablen und ihre Effekte für ein höhere, teilweise für ein geringere Automatisierungswahrscheinlichkeit in Deutschland. Die Automatisierungswahrscheinlichkeit ist in Deutschland daher nicht aufgrund einzelner Tätigkeiten höher. Stattdessen ist sie in Deutschland höher, weil im Schnitt in Deutschland häufiger jene Tätigkeiten ausgeführt werden, welche zu einer höheren Automatisierungswahrscheinlichkeit führen, ohne dass dies durchweg über alle Tätigkeiten gilt.

Vergleicht man nur die Mittelwerte der Variablen zwischen den USA und Deutschland, so sind die Unterschiede nicht sehr groß. Kleine Unterschiede in den Mittelwerten können aber dennoch mit großen Unterschieden in den Verteilungen der Variablen einhergehen. Dies ist insbesondere dann zu vermuten, wenn eines der Länder eher Spezialisten, das andere eher Generalisten beschäftigt. Ein genauerer Vergleich der Verteilungen offenbart, dass die Tätigkeiten *Personen unterrichten, Präsentieren, Aktivitäten Anderer planen* und *Bücher/Anleitungen lesen* sehr unterschiedlich zwischen Deutschland und den USA verteilt sind – in den USA führen mehr Beschäftigte diese Tätigkeiten besonders häufig aus.

Beim Vergleich der Effekte der Tätigkeiten fällt auf, dass fast alle Tätigkeiten (wenn sie häufiger ausgeführt werden) zu einer höheren Automatisierungswahrscheinlichkeit führen. Dies liegt daran, dass die Tätigkeitsvariablen des PIAAC-Datensatzes überwiegend solche Tätigkeiten widerspiegeln, welche schwer durch Computerprogramme erfasst werden können (nicht-Routinetätigkeiten, interaktive Tätigkeiten, etc.).

Tabelle 4: Variablen und ihr Einfluss auf die Automatisierungswahrscheinlichkeit (AW)

	Deutschland		USA		Einfluss
Variable	Mittelwert	Median	Mittelwert	Median	auf AW
Geschlecht	0.48	0.00	0.51	1.00	-
Altersgruppe	5.74	6.00	5.72	6.00	
Bildung	2.12	2.00	2.27	2.00	-
Lese-/Schreibfähigkeiten	276.99	280.67	276.93	281.26	-
Rechnerische Fähigkeiten	281.14	284.46	262.34	265.81	+
Problemlösungskompetenz	285.99	288.51	280.02	282.50	-
Sektor	0.25	0.00	0.27	0.00	-
Zahl der Mitarbeiter	1.87	2.00	1.91	2.00	
Befragter ist Vorgesetzter (ja/nein)	1.73	2.00	1.67	2.00	+
Bildungsanforderungen des Jobs	0.34	0.00	0.39	0.00	-
Benötigte Berufserfahrung des Jobs	0.40	0.00	0.48	0.00	-
Gehaltstyp (Stück-/Stunden-/Monatslohn)	0.87	1.00	0.41	0.00	-
Erfahrung mit Computern im Beruf	0.27	0.00	0.23	0.00	
Niveau der Computernutzung	0.65	1.00	0.62	1.00	
Nicht genügend gefordert	1.07	1.00	1.07	1.00	-
Mehr Training notwendig	1.52	2.00	1.78	2.00	
Einkommen	0.22	0.00	0.31	0.00	-
Tätigkeiten					
Mit anderen Kooperieren	3.24	3.00	3.70	4.00	
Informationen austauschen	0.07	0.06	0.05	0.05	+
Personen unterrichten	0.01	0.00	0.03	0.01	-
Präsentieren	0.01	0.00	0.01	0.00	-
Verkaufen	0.02	0.00	0.02	0.00	+
Beraten	0.03	0.03	0.04	0.04	
Eigene Aktivitäten planen	0.03	0.02	0.04	0.04	-
Aktivitäten anderer planen	0.01	0.00	0.02	0.01	-
Eigene Zeit organisieren	0.06	0.05	0.05	0.05	-
Personen beeinflussen	0.03	0.03	0.03	0.03	-
Mit Personen verhandeln	0.02	0.00	0.02	0.01	
Einfache Probleme lösen	0.05	0.05	0.05	0.04	-
Komplexe Probleme lösen	0.02	0.01	0.02	0.02	-
Lange physisch arbeiten	0.06	0.03	0.05	0.04	-
Hände oder Finger nutzen	0.07	0.06	0.07	0.05	
Anweisungen lesen	0.04	0.04	0.04	0.04	-
Professionelle Zeitschriften oder Publikationen lesen	0.02	0.01	0.01	0.00	-
Bücher lesen	0.01	0.00	0.01	0.00	-
Anleitungen lesen	0.02	0.01	0.02	0.01	
Artikel schreiben	0.00	0.00	0.00	0.00	-
Formulare ausfüllen	0.03	0.02	0.03	0.03	-
Anteile oder Prozente berechnen	0.02	0.00	0.03	0.02	-
Komplexe Mathematik oder Statistik nutzen	0.00	0.00	0.00	0.00	-
Internetnutzung für Arbeits-bezogene Informationen	0.03	0.04	0.04	0.04	-
Programmiersprachen nutzen	0.00	0.00	0.00	0.00	-
Kommunikationssoftware nutzen	0.00	0.00	0.01	0.00	-

Quelle: Frey und Osborne (2013), OECD (2013), Berechnungen des ZEW.

8.4 Variation der Tätigkeitsstrukturen zwischen Berufen

Tätigkeitsstrukturen unterscheiden sich nicht nur zwischen Berufen, sondern auch Beschäftigte desselben Berufes führen teilweise sehr unterschiedliche Tätigkeiten an ihren Arbeitsplätzen aus. Um dies anhand der PIAAC-Daten zu verdeutlichen wird analysiert, welcher Teil der Variation der Tätigkeiten und persönlichen Charakteristika innerhalb, und welcher zwischen Berufen stattfindet. Dazu wird eine Varianzanalyse (ANOVA) für jede persönliche Charakteristika berechnet und der Anteil der Abweichungsquadratsumme berechnet, welcher durch die Berufe erklärt werden kann (siehe Tabelle 5). Für jede persönliche Charakteristika wird eine einzelne ANOVA geschätzt, welche die Berufsebene (ISCO-2-Steller) als einzige Faktorvariable enthält. Die Berufe liefern für fast alle Charakteristika einen signifikanten Erklärungsbeitrag, außer für die Variable „*Nicht genügend gefordert*“ (siehe Spalte „p“ für Deutschland oder die USA, welche jeweils das Signifikanzniveau des ANOVA-Modells angibt). Die Spalte „MSS/TSS“ gibt den durch das Modell (d.h. durch die Berufe) erklärten Anteil der Abweichungsquadrate (MSS) an der Gesamtsumme der Abweichungsquadrate (TSS) wieder. Allerdings ist der Anteil der erklärten Abweichungen in vielen Fällen vergleichsweise klein, was bedeutet, dass auch Beschäftigte desselben Berufes zum Teil sehr unterschiedliche Tätigkeitsstrukturen aufweisen können.

Tabelle 5: Variation der Tätigkeiten zwischen den Berufen

	Deutschland		USA	
Variable	p	MSS/TSS	p	MSS/TSS
Geschlecht	0.000	30.7%	0.000	25.9%
Altersgruppe	0.000	4.2%	0.000	9.0%
Bildung	0.000	46.6%	0.000	36.4%
Lese-/Schreibfähigkeiten	0.000	23.6%	0.000	22.7%
Rechnerische Fähigkeiten	0.000	25.7%	0.000	23.3%
Problemlösungskompetenz	0.000	17.9%	0.000	15.2%
Sektor	0.000	26.9%	0.000	21.6%
Zahl der Mitarbeiter	0.000	14.9%	0.000	9.2%
Befragter ist Vorgesetzter (ja/nein)	0.000	14.1%	0.000	23.0%
Bildungsanforderungen des Jobs	0.000	48.7%	0.000	50.9%
Benötigte Berufserfahrung des Jobs	0.000	15.0%	0.000	21.9%
Gehaltstyp (Stück-/Stunden-/Monatslohn)	0.000	9.6%	0.000	29.2%
Erfahrung mit Computern im Beruf	0.000	36.8%	0.000	30.2%
Niveau der Computernutzung	0.000	23.4%	0.000	22.2%
Mit anderen Kooperieren	0.000	10.1%	0.000	8.4%
Informationen austauschen	0.000	14.5%	0.000	10.8%
Personen unterrichten	0.000	17.9%	0.000	7.8%
Präsentieren	0.000	28.1%	0.000	15.9%
Verkaufen	0.000	28.0%	0.000	23.3%
Beraten	0.000	21.6%	0.000	3.8%
Eigene Aktivitäten planen	0.000	4.2%	0.000	4.3%
Aktivitäten anderer planen	0.000	4.3%	0.000	11.6%
Eigene Zeit organisieren	0.000	15.1%	0.000	6.8%
Personen beeinflussen	0.000	6.1%	0.000	7.4%
Mit Personen verhandeln	0.000	7.4%	0.000	5.2%
Einfache Probleme lösen	0.000	6.1%	0.000	6.6%
Komplexe Probleme lösen	0.000	9.5%	0.000	4.2%
Lange physisch arbeiten	0.000	46.2%	0.000	34.8%
Hände oder Finger nutzen	0.000	29.9%	0.000	22.9%
Nicht genügend gefordert	0.422	0.9%	0.409	1.1%
Mehr Training notwendig	0.000	12.3%	0.000	2.7%
Anweisungen lesen	0.000	8.0%	0.000	5.8%
Professionelle Zeitschriften oder Publikation	0.000	12.8%	0.000	12.9%
Bücher lesen	0.000	17.7%	0.000	16.0%
Anleitungen lesen	0.000	8.0%	0.000	4.3%
Artikel schreiben	0.000	3.7%	0.000	5.0%
Formulare ausfüllen	0.000	9.7%	0.000	8.8%
Anteile oder Prozente berechnen	0.000	8.1%	0.000	7.9%
Komplexe Mathematik oder Statistik nutzen	0.000	8.4%	0.000	5.7%
Internetnutzung für Arbeits-bezogene Inform	0.000	18.5%	0.000	14.3%
Programmiersprachen nutzen	0.000	21.2%	0.000	19.1%
Kommunikationssoftware nutzen	0.000	3.4%	0.000	11.7%
Einkommen	0.000	26.6%	0.000	27.9%

MSS: Abweichungsquadratsumme des Modells; TSS: Gesamte Abweichungsquadratsumme

Quelle: OECD (2013), Berechnungen des ZEW.