

Projektbericht

Digitalisierung der Arbeit: Substituierbarkeit von Berufen im Zuge der Automatisierung durch Industrie 4.0

**Wolfgang Nagl
Gerlinde Titelbach
Katarina Valkova**



**INSTITUT FÜR HÖHERE STUDIEN
INSTITUTE FOR ADVANCED STUDIES**

Vienna

Projektbericht

Digitalisierung der Arbeit: Substituierbarkeit von Berufen im Zuge der Automatisierung durch Industrie 4.0

**Wolfgang Nagl
Gerlinde Titelbach
Katarina Valkova**

Wissenschaftliche Begutachtung:

Rudolf Winter-Ebmer

Wissenschaftliche Assistenz:

Jan-Michael van Linthoudt

Endbericht, Januar 2017
Studie im Auftrag des Sozialministeriums

**Institut für Höhere Studien (IHS), Wien
Institute for Advanced Studies, Vienna**

Kontakt:

Dr. Wolfgang Nagl
☎: +43/1/599 91-115
email: nagl@ihs.ac.at

Mag. Gerlinde Titelbach
☎: +43/1/599 91-260
email: titelbach@ihs.ac.at

Inhalt

1. Einleitung.....	1
2. Bisherige Befunde und Konzepte	3
3. Methode und Daten.....	8
4. Ergebnisse: Automatisierungspotentiale in Österreich	16
5. Fazit.....	23
6. Abkürzungsverzeichnis.....	24
7. Literaturverzeichnis.....	25
8. Anhang.....	27

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Automatisierungswahrscheinlichkeiten nach Berufshauptgruppen (ISCO-08 1-Steller).....	9
Abbildung 2: Tätigkeitsstruktur nach Berufshauptgruppen (ISCO-08 1-Steller) für Österreich und die USA 2012	11
Abbildung 3: Beschäftigungsanteile nach Berufshauptgruppen (ISCO-08 1-Steller) in Österreich und in den USA 2012	11
Abbildung 4: Verteilung der individuellen Automatisierungswahrscheinlichkeiten der Beschäftigten in Österreich 2012.....	16
Abbildung 5: Tätigkeitsbasierte Automatisierungswahrscheinlichkeit nach Einkommensperzentilen in Österreich 2012	20
Abbildung 6: Tätigkeitsbasierte Automatisierungswahrscheinlichkeit nach Bildung in Österreich 2012.....	21
Abbildung 7: Korrelation zwischen Bildung und tätigkeitsbasierter Automatisierungswahrscheinlichkeit in Österreich 2012	21
Abbildung 8: Verteilung der Automatisierungswahrscheinlichkeiten in Österreich 2012 nach der direkten Übertragung von Frey und Osborne (2013).....	28

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Vergleich der Beschäftigungsanteile nach Berufshauptgruppen (ISCO-08 1-Steller) im Mikrozensus und PIAAC-Datensatz für Österreich 2012.....	13
Tabelle 2: Verteilung individueller Charakteristika der Beschäftigten, PIAAC Österreich 2012.....	14
Tabelle 3: Anteile der Berufshauptgruppen (ISCO-08 1-Steller) innerhalb der tätigkeitsbasierten Automatisierungsrisikogruppen in Österreich 2012	17
Tabelle 4: Anteile der tätigkeitsbasierten Automatisierungsrisikogruppen innerhalb der Berufshauptgruppen (ISCO-08 1-Steller) in Österreich 2012	17
Tabelle 5: Anteile der tätigkeitsbasierten Automatisierungsrisikogruppen und durchschnittliche tätigkeitsbasierte Automatisierungswahrscheinlichkeit in den einzelnen Berufsgruppen (ISCO-08 2-Steller) pro Beschäftigter/Beschäftigtem in Österreich 2012.....	19
Tabelle 6: Anteile der tätigkeitsbasierten Automatisierungsrisikogruppen und durchschnittliche tätigkeitsbasierte Automatisierungswahrscheinlichkeit nach Wirtschaftszweigen (ISIC rev. 4) in Österreich 2012	22
Tabelle A-1: Varianzanalyse - Erklärbarer Anteil der Variation der Tätigkeiten und Charakteristika durch den Beruf (ISCO-08 2-Steller)	31
Tabelle A-2 Deskriptive Statistiken der verwendeten Variablen, PIAAC 2012.....	32
Tabelle A-3: Zusammenhang zwischen Automatisierungswahrscheinlichkeit und Tätigkeiten.....	33
Tabelle A-4: Anteile der tätigkeitsbasierten Automatisierungsrisikogruppen und durchschnittliche tätigkeitsbasierte Automatisierungswahrscheinlichkeit in den einzelnen Berufsgruppen (ISCO-08 2-Steller) pro Arbeitsstunde in Österreich 2012.....	34

1. Einleitung

Innovationen und die damit verbundenen eingesetzten neuen Technologien haben Einfluss auf die wirtschaftliche Entwicklung eines Landes. Bereits in der Vergangenheit wurde der Wirtschaftsprozess aufgrund von technologischen Entwicklungen nachhaltig beeinflusst. Aktuell zeichnet sich mit der seit Anfang des 21. Jahrhunderts zunehmenden Digitalisierung und Vernetzung von Produktions- und Logistikprozessen eine qualitativ neue Veränderung ab. Diese zunehmende veränderte Automatisierung dieser Prozesse wird als vierte industrielle Revolution bzw. Industrie 4.0 bezeichnet.¹ Maßgeblich dafür sind die Digitalisierung von vormals analogen Prozessen und die Integration von so genannten cyberphysischen Systemen, welche die Verschmelzung von realen und virtuellen Prozessen ermöglichen. Die im Produktionsprozess immer bedeutsameren selbstlernenden und miteinander kommunizierenden Maschinen sowie mobile Roboter sind Beispiele dafür.²

Die technologischen Errungenschaften der Vergangenheit sind maßgeblich für den heutigen materiellen Wohlstand. Zeitgleich ist zu beobachten, dass mit jeder technologischen Neuerung bestimmte Tätigkeiten von Arbeitskräften entwertet oder vollständig etwa durch Maschinen ersetzt wurden. Der aktuelle und prognostizierte Digitalisierungsprozess hat eine neue Qualität, weil auch komplexere Tätigkeiten – sowohl kognitive als auch manuelle – von Maschinen übernommen werden können. Bis vor kurzem wurde noch angenommen, dass diese Tätigkeiten ausschließlich Menschen umsetzen können und somit ihnen vorbehalten wären.³

Die Veränderung der Produktionsprozesse hat strukturelle Veränderungen der Arbeitsorganisation und eine veränderte Arbeitskräftenachfrage hinsichtlich Fähigkeiten und Kompetenzen zur Folge. In der vorliegenden Studie wird ein differenziertes Bild des Potentials von Automatisierung aufgrund von Industrie 4.0 am österreichischen Arbeitsmarkt aufgezeigt. Im Zuge dessen wird geschätzt, wie hoch der potentielle Anteil der Arbeitsplätze ist, der durch digitale Systeme ersetzt werden könnte.

¹ Entsprechend des deutschen Bundesministeriums für Arbeit und Soziales (2016). Die erste industrielle Revolution wird für den Zeitraum ab Ende des 18. Jahrhunderts mit der Mechanisierung des Produktionsprozesses durch die Dampfmaschine postuliert. Anfang des 20. Jahrhunderts führte die automatisierte Fertigung zur zweiten industriellen Revolution. Als die dritte industrielle Revolution wird die nachhaltige Veränderung des Wertschöpfungsprozesses durch die Informationstechnologie ab den 1970er Jahren bezeichnet.

² Neben dem Produktionsprozess wird mit dem erhöhten Einsatz von digitalisierten Prozessen auch der Arbeitsalltag im Dienstleistungsbereich verändert. Die generelle Veränderung der Arbeitswelt durch die Digitalisierung wird oft unter dem Begriff „Wirtschaft 4.0“ zusammengefasst. Einen guten Überblick über viele Dimensionen der so genannten neuen digitalen Arbeitswelt findet sich im aktuellen Grünbuch Arbeiten 4.0 des deutschen Bundesministeriums für Arbeit und Soziales (2016).

³ Brynjolfsson und McAfee (2012) zeigen anhand von eindrücklichen Beispielen, wie etwa dem selbstfahrendem Auto oder sich fast ausschließlich selbst organisierenden Fabriken, dass Maschinen mittlerweile auch die sehr komplexen Prozesse des Wahrnehmens, der Verarbeitung und des Entscheidens verbinden können.

Um das Ausmaß der potentiellen Betroffenheit von Industrie 4.0 der österreichischen Beschäftigten abzuschätzen, werden existierende internationale Analysen herangezogen und adaptiert. Grundlage unserer Schätzung bilden die von Frey und Osborne (2013) erhobenen Automatisierungswahrscheinlichkeiten der Berufe in den USA. Dabei wurde auf Berufsebene untersucht, wie wahrscheinlich es ist, dass in naher Zukunft programmierbare Maschinen bestimmte Tätigkeitsbereiche der Beschäftigten ersetzen. Diese Ergebnisse für die Berufe in den USA wurden u.a. in einer Studie von Bonin et al. (2015) über die potentiellen Auswirkungen der Digitalisierung auf die Beschäftigten in Deutschland herangezogen und angepasst. Die vorliegende Studie orientiert sich an dem Vorgehen von Bonin et al. (2015), diesmal jedoch für Österreich, und untersucht tätigkeitsbezogen die Substituierbarkeit von österreichischen Arbeitsplätzen im Zuge von Industrie 4.0.⁴

Zunächst werden bisherige Befunde und Konzepte dargestellt. Darauf aufbauend werden in Kapitel 3 die Methode und die verwendeten Daten beschrieben. Die Ergebnisse zu den Automatisierungspotentialen der Berufe in Österreich werden in Kapitel 4 präsentiert. Den Abschluss bildet ein Fazit.

⁴ An dieser Stelle möchten wir besonders Terry Gregory und Ulrich Zierahn, den zwei Koautoren von Bonin et al. (2015), für den hervorragenden fachlichen Austausch danken.

2. Bisherige Befunde und Konzepte

In der Vergangenheit wurden aufgrund neuer Technologien Arbeitsplätze reduziert und zeitgleich neue Beschäftigungsmöglichkeiten in anderen Bereichen eröffnet. Aghion und Howitt beschreiben bereits 1994 diese zwei entgegengesetzten Effekte. Auf der einen Seite ersetzen neue Technologien, sowie die damit verbundenen neuen Formen der Arbeitsorganisation, die bestehenden Arbeitsplätze (Destruktionseffekt). Auf der anderen Seite treten neue Unternehmen mit hoher Produktivität in den Markt ein und schaffen zusätzliche Arbeitsplätze (Kapitalisierungseffekt).

Frey und Osborne (2013) argumentieren, dass in der Vergangenheit der Destruktionseffekt im Sinne von Schumpeters (1942) kreativer Zerstörung durch den Kapitalisierungseffekt kompensiert wurde. Die Fähigkeit der Arbeitskräfte sich neue Qualifikationen und Kenntnisse anzueignen, ist aus ihrer Sicht ausschlaggebend dafür. Entsprechend finden Goldin und Katz (1995) seit den 1930er Jahren steigende Bildungsrenditen, welche sie auf den technologischen Wandel zurückführen. Damit solche Veränderungen am Arbeitsmarkt kompensiert werden können, müssen die Qualifikationen der Beschäftigten an die ausgeübten Tätigkeiten angepasst werden.

Es wird davon ausgegangen, dass insbesondere Routinetätigkeiten digitalisiert und ersetzt werden können. Dementsprechend sind routinisierte Tätigkeiten bzw. Abläufe und Handgriffe im Sinne einer Computerroutine beschreibbar. Daraus ergibt sich die Möglichkeit, dass gewisse Tätigkeiten des Berufs von einer programmierbaren Maschine übernommen werden können. Zudem können diese Routinetätigkeiten in ganz viele Einzelteile zerlegt werden oder mittels digitaler Assistenzsysteme derart vereinfacht werden, dass diese dann von angelernten Arbeitskräften auch in anderen Ländern ausgeführt werden können. Ein Teil der potentiellen Arbeitsplatzverluste durch Digitalisierung und Mechanisierung kann daher auch durch verstärkten Außenhandel erfolgen.

Goos et al. (2014) weisen auf die in der Vergangenheit erfolgte Substitution von einfachen und sich stets wiederholenden Tätigkeiten und somit von routinisierbaren Arbeitsabläufen durch technischen Fortschritt und Automatisierung hin. Entsprechend Jaimovich und Siu (2012) sowie Charles et al. (2013) können die in vielen entwickelten Ökonomien steigenden Arbeitslosenzahlen durch die maschinelle Substitution der Routinetätigkeiten im Produktionssektor erklärt werden. Autor und Dorn (2013) beschreiben die damit einhergehende Verschiebung der Beschäftigung: Weg vom Produktionssektor hin zum geringer entlohnten Dienstleistungssektor. In den USA sind von der technologischen Substitution hauptsächlich Beschäftigte im mittleren Qualifikationssegment mit routinisierten Arbeitsabläufen betroffen. Gleichzeitig steigt der Beschäftigungsanteil der qualifizierten Arbeitskräfte mit Tätigkeiten, die hohe kognitive Fähigkeiten und ein hohes Maß an Problemlösungskompetenzen erfordern, ebenso wie der Beschäftigungsanteil von

niedrigqualifizierten Beschäftigten. Autor et al. (2003) erklären den gleichzeitigen Beschäftigungsaufbau in diesen beiden sehr unterschiedlichen Qualifikationsgruppen damit, dass die Tätigkeiten in beiden Gruppen wenig Routinen aufweisen, die maschinell automatisierbar sind. Autor und Dorn (2013) zeigen, dass sich als Folge in den USA eine Polarisierung mit steigenden Beschäftigungsanteilen der hoch- und geringqualifizierten Arbeitskräfte bei gleichzeitigem Rückgang im mittleren Qualifikationssegment abzeichnet. Goos et al. (2014) weisen zusätzlich darauf hin, dass für die beobachtete Polarisierung am Arbeitsmarkt neben der Automatisierung von Routinen (*Routine-Biased Technological Change*) weiterhin auch die Komplementarität von technischem Fortschritt und hochqualifizierten Tätigkeiten (*Skill-Biased Technological Change*) eine entscheidende Rolle spielt.

Durch die zunehmende Digitalisierung könnten jedoch bereits vermehrt auch komplexere Aufgaben automatisiert werden. So veranschaulichen Brynjolfsson und McAfee (2012), dass durch immer anspruchsvollere Algorithmen maschinelles Lernen ermöglicht wird und damit auch komplexe kognitive Aufgaben zunehmend automatisierbar sind. So werden etwa in der Medizin sowohl Diagnosen als auch Behandlungspläne automatisch durch Algorithmen erstellt und in der Rechtsberatung (insbesondere im Patentbereich) werden Recherchearbeiten autonom von Computern ausgeführt. Frey und Osborne (2013) weisen in diesem Zusammenhang darauf hin, dass mit der voranschreitenden Robotik es auch ermöglicht wird, nicht routinisierte manuelle Tätigkeiten zu automatisieren. Als eindrucksvolles Beispiel hierfür führen sie Roboter an, die selbständig Windräder erklimmen und warten können.

Eine Quantifizierung der möglichen zukünftigen Auswirkungen der Digitalisierung auf die Beschäftigung, wurde bisher erst in wenigen Untersuchungen versucht. Die aktuell umfangreichste Schätzung des Automatisierungspotentials aufgrund der Digitalisierung von Tätigkeiten auf Berufsebene wurde von Frey und Osborne (2013) realisiert. Mithilfe eines empirischen Modells haben die Autoren für die USA die Wahrscheinlichkeit je Beruf geschätzt, die das Potential angibt, mit der die Berufe aufgrund der Digitalisierung substituiert werden können. Sie kommen zu dem Ergebnis, dass 49 % der US-Beschäftigten in Berufen mit einer hohen Automatisierungswahrscheinlichkeit (> 70 %) arbeiten. In dieser Schätzung wird ausschließlich der potentielle Destruktionseffekt berücksichtigt. Aus der anderen Richtung betrachtet: Demensprechend hoch müsste der Kapitalisierungseffekt ausfallen (also 49 %) damit die Anzahl der potentiell vernichteten Arbeitsplätze ausgeglichen werden kann.

Die Ausgangsbasis der Schätzung von Frey und Osborne (2013) ist das *task model* von Autor et al. (2003). Autor et al. (2003) teilen Tätigkeiten bzw. Arbeitsaufgaben in eine zwei mal zwei große Matrix ein. Dazu zählen Routinetätigkeiten versus Nicht-Routinetätigkeiten und manuelle Tätigkeiten versus Tätigkeiten, die Informationsverarbeitung bedürfen (analytische und interaktive Tätigkeiten). Nach dieser Klassifikation werden

Routinetätigkeiten als besser geeignet eingestuft um durch Maschinen bzw. Software substituiert zu werden, während Nicht-Routinetätigkeiten vom zunehmenden Computerkapital nur ergänzt werden können. Frey und Osborne (2013) erweitern das Modell um die Annahme, dass auch nicht routinisierte kognitive Aufgaben bereits automatisiert werden können.⁵ Dazu definieren sie allgemeiner neun Tätigkeiten in drei Bereichen (*engineering bottlenecks*), welche potentiell kaum von Automatisierung betroffen sind: Wahrnehmung und Manipulation (Fingerfertigkeit, handwerkliches Geschick, Zurechtfinden in unstrukturierten Umgebungen), kreative Intelligenz (Originalität, Kunst) und soziale Intelligenz (soziale Wahrnehmung, Verhandeln, Überzeugungskraft, Fürsorge).

In einem ersten Schritt klassifizieren Frey und Osborne (2013) auf Basis von Expert/inneneinschätzungen 70 von 702 US-Berufen der *Standard Occupation Classification* (SOC) entweder als automatisierbar (1) oder als nicht automatisierbar (0).⁶ Mithilfe eines ökonometrischen Modells werden die Automatisierungswahrscheinlichkeiten für die restlichen 632 Berufe extrapoliert.⁷ Das Modell erklärt die Einteilung in die Kategorie automatisierbar versus nicht automatisierbar anhand der zuvor beschriebenen neun Tätigkeiten, die potentiell kaum von Automatisierung betroffenen sind. Dafür werden die O*NET (*Occupational Information Network*) Daten des US-Arbeitsministeriums verwendet, welche ausführliche Tätigkeitsbeschreibungen enthalten.⁸ Nach der Extrapolation wird für jeden Beruf ein Wert zwischen 0 % und 100 % geschätzt, der die Automatisierungswahrscheinlichkeit anzeigt. Frey und Osborne (2013) definieren danach die drei Risikoklassen, gering (< 30 %), mittel (30 % - 70 %) und hoch (> 70 %). Die Automatisierungswahrscheinlichkeiten werden dann über die SOC Identifikatoren mit den Beschäftigtendaten zusammengespielt. Auf diese Weise kommen sie zu dem Ergebnis, dass 49 % der US-Beschäftigten in Berufen mit hohem Automatisierungsrisiko tätig sind.

Bei der Einordnung der Ergebnisse gilt es den Hinweis von Frey und Osborne (2013) zu berücksichtigen: Obwohl viele Berufe Veränderungen unterliegen und ein hohes Automatisierungsrisiko aufweisen, sind es im Berufsalltag nur einzelne Tätigkeiten, die von der Automatisierung betroffen sein werden. Folglich muss eine hohe Automatisierungswahrscheinlichkeit nicht zwingend dazu führen, dass die menschliche Arbeitskraft in einem Beruf obsolet wird, sondern vielmehr kann durch die Automatisierung Zeit verfügbar werden, sich anderen Tätigkeiten zu widmen.

⁵ Frey und Osborne (2013) führen dazu einige Beispiele bereits automatisierter, kognitiver Nicht-Routinetätigkeiten an, wie selbstfahrende Autos und Software die individuelle akustische Suchanfragen bearbeiten kann (z.B. die bekannte Software Siri von Apple).

⁶ Die Standard Occupation Classification (SOC) ist ein berufliches Klassifikationsschema zur hierarchischen Klassifikation von Berufen in verschiedene Berufsgruppen in den USA. Insgesamt umfasst das SOC System 840 Berufe. Frey und Osborne (2013) können aber nur für 702 Berufe eine Automatisierungswahrscheinlichkeit bestimmen.

⁷ Dazu wird eine nichtparametrische Gaußprozessregression mit quadratisch exponentieller Kovarianzfunktion angewendet.

⁸ Die O*NET Daten beinhalten Informationen zur Klassifikation von Berufsanforderungen, den benötigten Fähigkeiten sowie detaillierte Tätigkeitsbeschreibungen von insgesamt 903 verschiedenen Berufen in den USA.

In einigen Studien wurde das Automatisierungspotential von Frey und Osborne (2013) auf die Beschäftigtenstruktur in weiteren Ländern übertragen um jeweils eine Schätzung für das jeweilige Land zu erhalten (Bowles, 2014; Pajarinen und Rouvinen, 2014; Bonin et al., 2015). Dabei wurde implizit angenommen, dass die Beschäftigten in den entsprechenden Ländern und den USA äquivalente Tätigkeitsprofile aufweisen und weiters, dass gesamte Berufe und nicht nur die Tätigkeiten automatisiert werden. Bonin et al. (2015) berechnen entsprechend für Deutschland dass 42 % der Beschäftigten in Hochrisikoberufen arbeiten. Bonin et al. (2015) nennen diese direkte Übertragung der Wahrscheinlichkeiten von Frey und Osborne auf Deutschland berufs-basierte Hochrechnung. Um dem Sachverhalt Rechnung zu tragen, dass nicht alle Arbeitskräfte innerhalb eines Berufs (bzw. einer Berufsgruppe) die exakt gleichen Tätigkeitsprofile aufweisen, haben sie mithilfe der PIAAC-Erhebung (*The Programme for the International Assessment of Adult Competencies*), in der auch in gewisser Weise die Tätigkeitsstruktur von Beschäftigten auf individueller Ebene erhoben wird, das Automatisierungspotential für die USA neu geschätzt.⁹ Auf diese Weise kann zwischen der empirischen Verteilung der Tätigkeiten eines Berufs und der geschätzten Automatisierungswahrscheinlichkeit von Frey und Osborne (2013), die auf Expert/inn/eneinschätzungen pro Beruf beruht, ein Zusammenhang hergestellt werden. In der Folge kann die potentielle Automatisierungswahrscheinlichkeit realitätsnäher für die USA bestimmt werden und detaillierter mithilfe der PIAAC-Erhebung auf Deutschland übertragen werden. Die Ergebnisse zeigen deutlich geringere Potentiale. Demnach arbeiten in den USA nur 9 % der Beschäftigten in Berufen mit einem hohem Automatisierungspotential (> 70 %) und in Deutschland 12 %.

Der Unterschied kann damit erklärt werden, dass nicht alle Beschäftigten innerhalb eines Berufs die idealtypische Verteilung der Tätigkeiten aufweisen. Entsprechend haben Beschäftigte die zwar in einem potentiellen Hochrisikoberuf arbeiten, aber hauptsächlich Tätigkeiten ausführen, die eher nicht automatisierbar sind, ein niedrigeres Automatisierungsrisiko.

Dengler und Matthes (2015) gehen ebenfalls davon aus, dass nicht ein gesamter Beruf sondern nur Tätigkeiten substituiert werden können. Auf Basis der Expert/inn/endatenbank der deutschen Bundesagentur für Arbeit ermitteln die beiden Autoren für Deutschland den Anteil der Routinetätigkeiten innerhalb der Berufe, der bereits heute durch Computer ersetzt werden könnte. Als Ergebnis befinden sich 15 % der deutschen Beschäftigten in Berufen, in welchen mehr als 70 % der Tätigkeiten automatisiert werden könnten.

Für Österreich schätzt Bowles (2014), unter der Annahme, dass gesamte Berufe automatisiert werden, einen Anteil der Hochrisikobeschäftigten von 54 %. Arntz et al. (2016)

⁹ Die PIAAC-Erhebung 2011/12 ist eine Studie über Schlüsselkompetenzen (Lesen, Alltagsmathematik und Problemlösen im Kontext neuer Technologien) Erwachsener (16- bis 65-Jährige), welche in 24 Ländern (darunter USA und Österreich) realisiert wurde. Mit PIAAC werden grundlegende Kompetenzen untersucht, die notwendig sind, um den alltäglichen und beruflichen Anforderungen erfolgreich begegnen zu können.

ermitteln mit Hilfe des tätigkeitsbasierten Ansatz entsprechend Bonin et al. (2015) einen Anteil von 12 % für Österreich. Peneder et al. (2016) folgen der Klassifikationen von Spitz-Oener (2006) und Dengler et al. (2014) um den Anteil der potentiell substituierbaren Tätigkeiten innerhalb der Berufe für Österreich zu bestimmen. Sie teilen Berufe in eine der folgenden fünf Tätigkeitsgruppen nach Spitz-Oener: Analytische und interaktive Nicht-Routinetätigkeiten, kognitive Routinetätigkeiten, manuelle Nicht-Routinetätigkeiten und manuelle Routinetätigkeiten. Im Ergebnis stellen Peneder et al. (2016) fest, dass aktuell 12 % der österreichischen Beschäftigten einen Beruf mit überwiegend manuellen Routinetätigkeiten ausüben. Der Anteil der Berufe mit analytischen und interaktiven Nicht-Routinetätigkeiten beträgt 35 % und ist im Zeitverlauf gestiegen, während die einfachen Tätigkeiten an Bedeutung verloren haben.

Insgesamt lässt sich festhalten, dass bereits einige Wirkungskanäle beschrieben und für verschiedene Länder empirische Untersuchungen durchgeführt worden sind. Allerdings wurde noch keine detaillierte Schätzung der österreichischen Situation vorgenommen. Die vorliegende Studie soll diese Lücke schließen. Konkret wird im Folgenden das Automatisierungspotential der österreichischen Beschäftigung entsprechend der Übertragung nach Bonin et al. (2015) geschätzt und entlang weiterer Dimensionen betrachtet.

3. Methode und Daten

Um eine Abschätzung der Auswirkungen der prognostizierten Digitalisierung und Automatisierung zu gewährleisten, wird das Automatisierungspotential der österreichischen Beschäftigung geschätzt. Zu beachten gilt, dass im Zuge der Quantifizierung des Automatisierungspotentials stets der potentielle Destruktionseffekt betrachtet wird. Demnach wird zugleich abgeschätzt in welchem Umfang neue Beschäftigungsverhältnisse entstehen müssten, um die Beschäftigtenzahl konstant zu halten. Zudem wird geschätzt, wie hoch der Anteil der Beschäftigten in den jeweiligen Berufen ist, die von einer Veränderung betroffen sein können.

Die Grundlage für die Abschätzung des Automatisierungspotentials in Österreich sind die von Frey und Osborne (2013) geschätzten Automatisierungswahrscheinlichkeiten der Berufe in den USA. Da man davon ausgehen kann, dass sich die Tätigkeitsprofile der Berufe in den USA und Österreich unterscheiden, ist eine einfache Übertragung der berufsspezifischen US-amerikanischen Automatisierungswahrscheinlichkeiten auf die österreichischen Berufe von deutlichen Verzerrungen gekennzeichnet. Zudem gilt es zu berücksichtigen, dass nur bestimmte Tätigkeiten von der Automatisierung betroffen sind und nicht alle Beschäftigten eines Berufs die gleichen Tätigkeitsprofile haben.¹⁰ Durch die Einbeziehung der erhobenen Tätigkeitsstruktur im Rahmen von PIAAC auf individueller Ebene der Beschäftigten, gelingt eine genauere Schätzung der Automatisierungswahrscheinlichkeiten.¹¹ Um den Zusammenhang zwischen den individuell ausgeführten Tätigkeiten und der Automatisierungswahrscheinlichkeit von Frey und Osborne zu bestimmen, wird mithilfe der Informationen aus den PIAAC-Daten zunächst ein empirisches Modell für die USA geschätzt. Der Zusammenhang zwischen den Tätigkeiten auf individueller Ebene und der Automatisierungswahrscheinlichkeit wird als konstant angenommen. In einem weiteren Schritt werden diese Koeffizienten herangezogen, um jedem/jeder Befragten in den PIAAC-Daten für Österreich eine angepasste Automatisierungswahrscheinlichkeit zuzuordnen. Schließlich wird das Automatisierungspotential in Österreich bestimmt. Das genaue Vorgehen wird im Folgenden beschrieben.

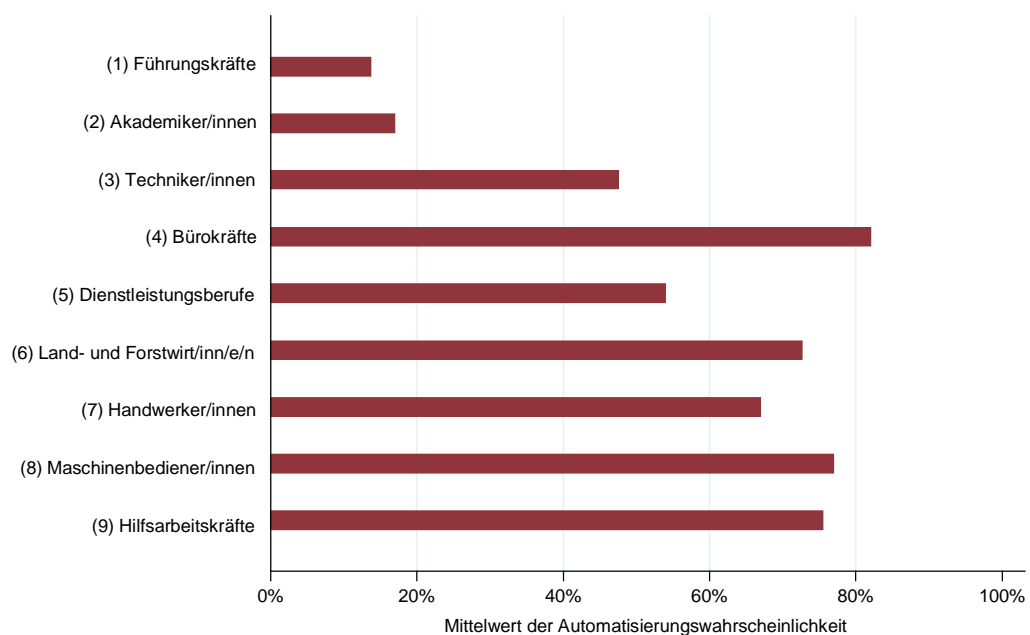
Wie bereits angeführt sind die Automatisierungswahrscheinlichkeiten von Frey und Osborne (2013) der Ausgangspunkt für die Abschätzung des Automatisierungspotentials. Da diese

¹⁰ Autor und Handel (2013) weisen darauf hin, dass sich Tätigkeitsprofile nicht nur zwischen den Berufen sondern auch innerhalb der Berufe unterscheiden können. Mit Hilfe einer Varianzanalyse, bei der der Anteil der Variation der Tätigkeiten und Charakteristika innerhalb einer Berufsgruppe (ISCO-08 2-Steller) an deren Gesamtvariation berechnet wird, zeigt Bonin et al. (2015) dies für die USA und Deutschland. Insgesamt finden Bonin et al. (2015), dass die Berufe zwar einen signifikanten Beitrag zur Erklärung der Tätigkeitsstrukturen beitragen, jedoch ist der Anteil relativ gering. Die Ergebnisse für Österreich korrespondieren mit diesem Befund und finden sich in der Tabelle A-1 im Anhang.

¹¹ Eine Reihe der im Berufsalltag ausgeführten Tätigkeiten der Beschäftigten ist im Rahmen der Erhebung PIAAC (*The Programme for the International Assessment of Adult Competencies*) erhoben worden. Siehe auch Fußnote 9 auf Seite 6.

berufsspezifischen Wahrscheinlichkeiten in der US-amerikanischen Klassifikation SOC angegeben sind, ist zunächst eine Umschlüsselung auf die internationale ISCO-08 Klassifikation (*International Standard Classification of Occupations* ISCO) notwendig.¹² Einem ISCO-08 Beruf (2-Steller) können jedoch mehrere SOC Berufe (6-Steller) und daher mehrere Automatisierungswahrscheinlichkeiten zugeordnet werden. Die spezifische Zuordnung der individuellen Automatisierungswahrscheinlichkeit wird durch einen empirischen Ansatz geschätzt.¹³

Abbildung 1: Automatisierungswahrscheinlichkeiten nach Berufshauptgruppen (ISCO-08 1-Steller)



Quelle: Frey und Osborne (2013), eigene Berechnungen und Darstellung.

Abbildung 1 zeigt die von der SOC auf die ISCO-08 Klassifikation umgeschlüsselten mittleren Automatisierungswahrscheinlichkeiten von Frey und Osborne (2013) für die Berufshauptgruppen.¹⁴ Bei dieser Umschlüsselung erkennt man, dass mit steigenden Qualifikationsanforderungen und einem höheren Maß an Flexibilität und Anpassungsfähigkeit die Automatisierungswahrscheinlichkeit sinkt.

¹² Bei SOC sowie ISCO-08 handelt es sich um Berufsklassifikationen, welche Berufe einteilen und in eine hierarchische Rangfolge bringen. Die SOC Klassifikation wird von der US-amerikanischen Behörde für Arbeitsmarktstatistik (*Bureau of Labor Statistics*) geführt, die ISCO-08 Klassifikation von der Internationalen Arbeitsorganisation (*International Labour Organization* ILO).

¹³ Eine detaillierte Beschreibung des ökonometrischen Schätzverfahrens findet sich im Anhang.

¹⁴ Die so umgeschlüsselten Wahrscheinlichkeiten von Frey und Osborne (2013) können auf Ebene der Berufe dann auch direkt auf die Beschäftigtendaten für jedes Land übertragen werden. Allerdings kommt es aus den bereits genannten Gründen zu einer Überschätzung. Das konkrete Vorgehen, die dadurch getroffenen Annahmen und das entsprechende Ergebnis einer solchen Übertragung für Österreich finden sich im Anhang.

Die empirische Schätzung der Automatisierungswahrscheinlichkeit für Österreich erfolgt schlussendlich unter Einbeziehung der im Berufsalltag ausgeübten Tätigkeiten und folgt im Großen und Ganzen dem Vorgehen von Bonin et al. (2015) und Arntz et al. (2016). Zunächst wird der Zusammenhang zwischen den individuellen Tätigkeitsprofilen (analytische und interaktive Tätigkeiten) und Charakteristika (persönliche und firmenspezifische) der PIAAC-Erhebung und den Automatisierungswahrscheinlichkeiten nach Frey und Osborne (2013) für die USA geschätzt. Um jedem Individuum die plausibelste Wahrscheinlichkeit zuzuweisen, wird ein iterativer Gewichtungsansatz verwendet.

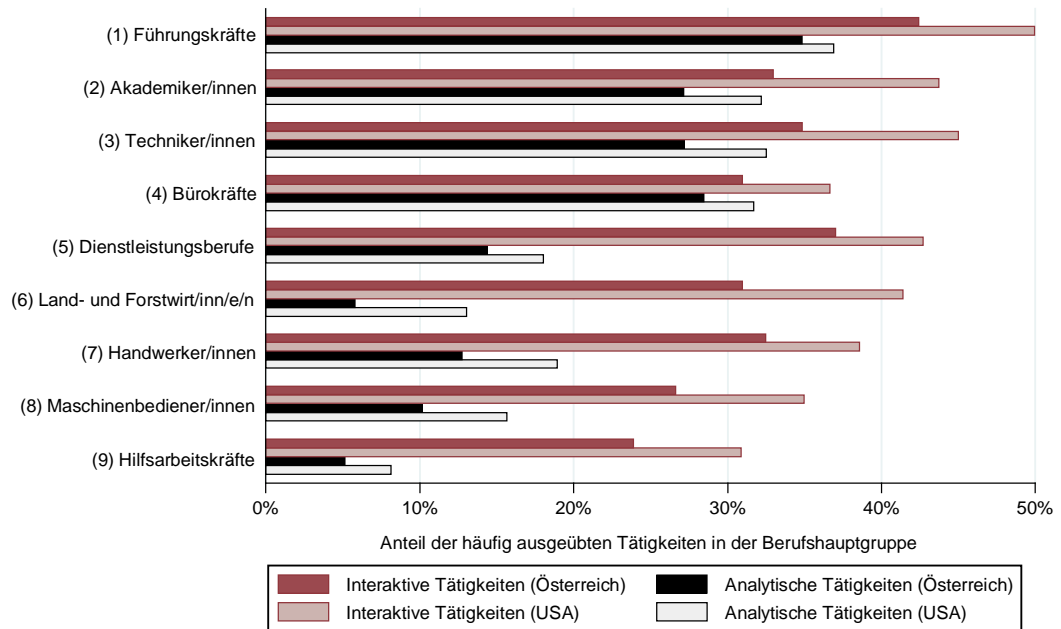
Die mit dem Gewichtungsansatz geschätzten Koeffizienten, die den Zusammenhang zwischen den individuellen Profilen (Charakteristika und Tätigkeiten) und den Automatisierungswahrscheinlichkeiten von Frey und Osborne (2013) in den USA beschreiben, werden im nächsten Schritt den PIAAC-Beschäftigten in Österreich zugeordnet und auf dieser Basis wird die entsprechende Automatisierungswahrscheinlichkeit auf individueller Ebene berechnet. Es wird dabei unterstellt, dass der Zusammenhang zwischen den Tätigkeiten (sowie den weiteren Charakteristika) und den Automatisierungswahrscheinlichkeiten in den USA jenem Zusammenhang in Österreich gleicht.

Um die Automatisierungswahrscheinlichkeiten zu kategorisieren, definieren Frey und Osborne (2013) drei Risikoklassen. Eine geringe Automatisierungswahrscheinlichkeit weisen entsprechend Berufe auf, deren Wahrscheinlichkeit unter 30 % liegt, eine mittlere liegt im Bereich zwischen 30 % und 70 % und im Fall von über 70 % sprechen sie von einer hohen Automatisierungswahrscheinlichkeit des Berufs. Die Einteilung der Risikoklassen erfolgt in gewisser Weise arbiträr, allerdings wurde die obere Grenze von 70 % deshalb gewählt, weil ab dieser Grenze aus ihrer Sicht mit einer Verdrängung der menschlichen Arbeitskraft in naher Zukunft zu rechnen ist.

Abbildung 2 zeigt die Verteilung der individuellen Tätigkeiten – unterschieden nach interaktiven und analytischen – von den Beschäftigten in den USA und in Österreich. In Österreich werden vergleichsweise seltener analytische und interaktive Tätigkeiten ausgeübt als in den USA, weshalb ein etwas höheres Automatisierungspotential in Österreich vermutet werden kann. Weiters zeigt Abbildung 3, dass sich auch die Verteilung der Beschäftigten in den Berufshauptgruppen zwischen den USA und Österreich unterscheidet. In Österreich arbeiten, relativ betrachtet, weniger Beschäftigte in den Berufsgruppen mit geringerem Automatisierungsrisiko (Führungskräfte, Akademiker/innen, Dienstleistungsberufe) und mehr in den Berufen mit einer höheren Automatisierungswahrscheinlichkeit (Bürokräfte, Land- und Forstwirtschaftler/innen, Handwerker/innen) als in den USA.¹⁵

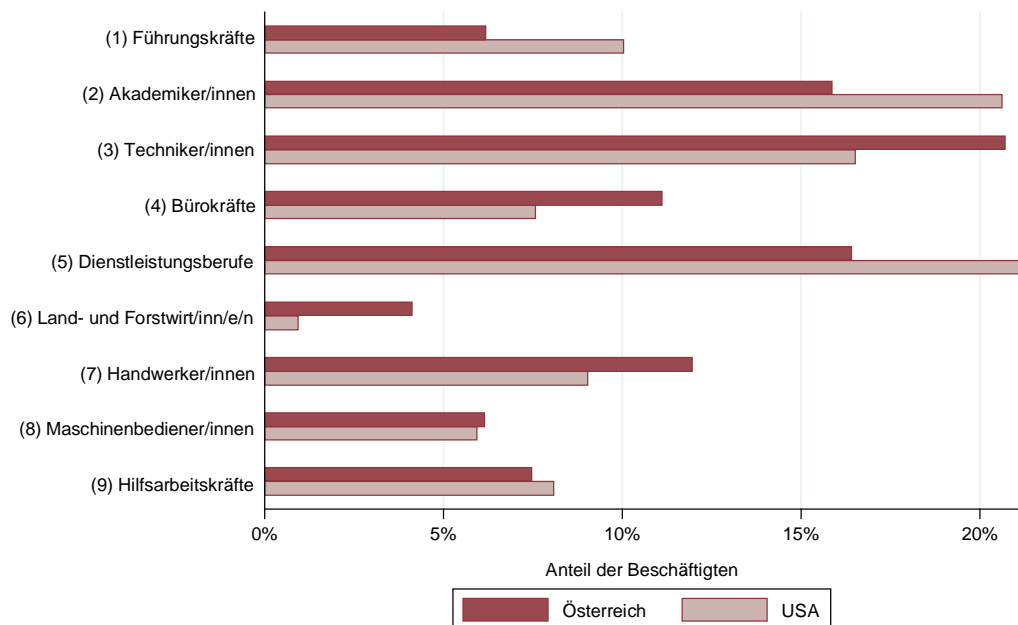
¹⁵ Tatsächlich schätzen Arntz et al. (2016) mithilfe eines „tätigkeitsbasierten“ Ansatzes den Anteil der Beschäftigten, die einer Hochrisikogruppe zugeordnet werden (Automatisierungswahrscheinlichkeit > 70 %) auf 12 % für Österreich und auf 9 % für die USA.

Abbildung 2: Tätigkeitsstruktur nach Berufshauptgruppen (ISCO-08 1-Steller) für Österreich und die USA 2012



Quelle: PIAAC 2012, eigene Berechnungen und Darstellung.

Abbildung 3: Beschäftigungsanteile nach Berufshauptgruppen (ISCO-08 1-Steller) in Österreich und in den USA 2012



Quelle: PIAAC 2012, eigene Berechnungen und Darstellung.

Die der Schätzung zugrundeliegenden Annahmen, die bei der Analyse zu berücksichtigen sind, werden nachfolgend nochmals zusammengefasst. Ein zentraler Punkt ist, dass die von Frey und Osborne (2013) abgeleiteten Automatisierungswahrscheinlichkeiten der Berufe als Fixpunkt angenommen werden müssen, die die Realität perfekt widerspiegeln. Da dies durch eine Abschätzung geschieht, sind die darauf aufbauenden Ergebnisse aber immer mit einer gewissen Unschärfe belastet. Folglich sollten die Ergebnisse nicht als perfektes Abbild der Realität, sondern als qualitative Befunde einer sich verändernden Arbeitswelt interpretiert werden.

Zudem wird eine Vergleichbarkeit der Tätigkeitsstruktur der Berufe in den USA mit jenen in Österreich unterstellt. Ob dem gleichen Beruf in Österreich auch die gleichen Tätigkeiten zugrunde liegen, kann leider nicht zweifelsfrei geklärt werden. Die Ergebnisse der PIAAC-Erhebung liefern dazu einen großen Erkenntnisgewinn, liegen jedoch nur auf Ebene der Berufsgruppen (ISCO-08 2-Steller) vor. In der PIAAC-Erhebung wird die Tätigkeitsstruktur der Beschäftigten nach drei Kategorien unterschieden (analytische und interaktive Tätigkeiten sowie Problemlösungskompetenzen) und nicht für unsere Zwecke erhoben. Für einen sehr detaillierten Vergleich wären mehr Tätigkeitskategorien notwendig. Vorteilhaft wäre eine gezielte Erhebung über die ausgeübten manuellen und kognitiven sowohl Nicht-Routinetätigkeiten als auch Routinetätigkeiten. Bereits in der groben Gliederung der Berufsgruppen (ISCO-08 2-Steller) zeigen sich Unterschiede zwischen den Tätigkeitsstrukturen in den USA und in Österreich.

Die Bestimmung der Automatisierungswahrscheinlichkeit durch Frey und Osborne (2013) sowie die Erhebungen im Rahmen der Erstellung des PIAAC-Datensatzes liegen zeitlich bereits etwas zurück¹⁶ und die möglichen Veränderungen innerhalb der Berufe bzw. der Tätigkeiten seit diesen Zeitpunkten können auch nicht in die Analyse einfließen.

Im Rahmen der Schätzung werden alle PIAAC-Befragten, die zum Zeitpunkt der Befragung erwerbstätig¹⁷ sind, berücksichtigt. Ausgenommen werden Angehörige der Streitkräfte, da für diese Berufsgruppe keine Automatisierungswahrscheinlichkeit in der Studie von Frey und Osborne (2013) angegeben ist. Aufgrund von Antwortausfällen, bei den für die Schätzung relevanten Variablen, würde sich die Fallzahl der Untersuchungsgruppe merklich reduzieren.¹⁸ Beim Großteil der Befragte/n fehlen maximal ein bis zwei Antworten und die Antwortausfälle betreffen ausschließlich Variablen, die keinen großen Einfluss auf die

¹⁶ Die Automatisierungswahrscheinlichkeiten der Berufe in Frey und Osborne (2013) wurden im Jahr 2010 bestimmt. Der Zeitraum der PIAAC-Erhebungen liegt zwischen Sommer 2011 und Frühjahr 2012.

¹⁷ Als erwerbstätig gelten entsprechend der ILO-Definition alle Personen, die zumindest eine Stunde pro Woche im Befragungszeitraum arbeiten. Das maximale Stundenausmaß beträgt im PIAAC-Datensatz 60 Stunden pro Woche.

¹⁸ Eine Übersicht der verwendeten Variablen aus PIAAC finden sich in Tabelle A-2 im Anhang.

Schätzung haben.¹⁹ Damit alle PIAAC-Befragten bei der Schätzung berücksichtigt werden können, wird deshalb ein Imputationsverfahren angewendet.

Tabelle 1 zeigt die Verteilungen der Beschäftigtenanteile nach Berufsgruppen in dieser reduzierten Beschäftigtengruppe, des gesamten PIAAC-Datensatzes sowie im Mikrozensus. Die durch Antwortausfälle reduzierte Gruppe unterscheidet sich maßgeblich vom gesamten PIAAC-Datensatz durch niedrigere Anteile an Personen mit geringem Qualifikationsniveau (z.B. Hilfsarbeitskräfte und Maschinenbediener/innen) und höhere Anteile an Personen mit höherem Qualifikationsniveau (z.B. Akademiker/innen und Techniker/innen). Für die geschätzten Zusammenhänge zwischen Tätigkeiten und Automatisierungswahrscheinlichkeit ist das verwendete empirische Modell diesbezüglich robust, allerdings wären im Aggregat die Automatisierungswahrscheinlichkeiten nicht repräsentativ, da Personen mit einem geringem Qualifikationsniveau unterrepräsentiert sind, während Personen mit hoher Qualifikation überrepräsentiert sind.

Tabelle 1: Vergleich der Beschäftigungsanteile nach Berufshauptgruppen (ISCO-08 1-Steller) im Mikrozensus und PIAAC-Datensatz für Österreich 2012

	Berufshauptgruppe	Beschäftigte (16 bis 65 Jahre)		
		Mikrozensus	PIAAC	PIAAC (exkl. Antwortausfälle)
Anteile der Beschäftigten	Führungskräfte	4,5%	6,2%	7,6%
	Akademiker/innen	15,3%	15,9%	20,2%
	Techniker/innen	18,9%	20,7%	27,3%
	Bürokräfte	11,0%	11,1%	16,6%
	Dienstleistungsberufe	17,8%	16,4%	14,2%
	Land- und Forstwirt/inn/e/n	4,7%	4,1%	0,4%
	Handwerker/innen	13,8%	12,0%	8,4%
	Maschinenbediener/innen	5,7%	6,1%	3,5%
	Hilfsarbeitskräfte	8,5%	7,5%	1,8%
	Gesamt	100,0%	100,0%	100,0%

Quelle: PIAAC 2012, eigene Berechnungen und Darstellung.

Um die Repräsentativität zu gewährleisten, werden fehlende Werte aufgrund von Antwortausfällen imputiert. Ein fehlender Wert in einer Variable wird mit dem Mittelwert dieser Variable ersetzt und gleichzeitig eine Dummyvariable eingeführt, die auf die systematische Abweichung der Personen mit einem fehlenden Wert in dieser Variable kontrolliert. Durch dieses Verfahren wird ermöglicht, dass die Zusammenhänge zwischen den Tätigkeiten und dem Automatisierungsrisiko auf Basis der ganzen repräsentativen PIAAC-Erhebung für Österreich geschätzt werden kann.

¹⁹ Zu den meisten Antwortausfällen kommt es bei Fragen zu der Computernutzung im beruflichen Alltag. Das Computernutzungsverhalten ist aber nicht ausschlaggebend um zu bestimmen, ob eine bestimmte Tätigkeit durch eine maschinelle Routine beschreibbar ist. Wichtiger sind hierfür analytische und interaktive Tätigkeiten. Unabhängig vom Ausmaß der Computernutzung sind z.B. die Erfassung und das Aufbereitung von komplexen Sachverhalten, ebenso wie deren Präsentation, schwer durch maschinelle Routinen beschreibbar.

In Tabelle 1 wird auch deutlich, dass in der gesamten PIAAC-Erhebung die Berufshauptgruppen, die eher ein geringes formales Qualifikationsniveau erfordern und mit geringem Einkommen (Hilfsarbeitskräfte, Handwerker/innen und Land- und Forstwirt/inn/e/n) etwas seltener vorkommen, als dies im Mikrozensus der Fall ist, Berufshauptgruppen, die ein hohes Qualifikationsniveau erfordern und mit hohem Einkommen (Akademiker/innen, Techniker/innen und Führungskräfte) hingegen etwas häufiger. Insgesamt sind in der PIAAC-Erhebung somit etwas weniger Personen mit einer vermeintlich hohen Automatisierungswahrscheinlichkeit vertreten als im Mikrozensus.²⁰

Tabelle 2: Verteilung individueller Charakteristika der Beschäftigten, PIAAC Österreich 2012

Berufshauptgruppe	Beschäftigte (16 bis 65 Jahre)		
	Gesamt	Frauen	Männer
Anzahl Beschäftigte	3.974.635	1.904.892	2.069.743
Anteil		47,9%	52,1%
Altersgruppe			
16-20	4,4%	4,0%	4,8%
20-24	8,9%	8,5%	9,3%
25-29	11,2%	10,9%	11,5%
30-34	10,8%	11,4%	10,2%
35-39	11,8%	12,1%	11,5%
40-44	14,9%	14,9%	15,0%
45-49	14,5%	15,2%	13,8%
50-54	13,4%	13,7%	13,2%
55-59	7,2%	6,6%	7,8%
60-65	2,8%	2,8%	2,9%
Bildung			
ISCED 1, 2	16,5%	20,1%	13,2%
ISCED 3, 4, 5	71,0%	68,2%	73,6%
ISCED 6, 7, 8	12,5%	11,7%	13,1%
Jahreseinkommen (Perzentile)			
<10%	11,1%	14,7%	7,8%
10-25%	12,6%	19,5%	6,5%
25-50%	21,3%	27,6%	15,6%
50-75%	19,0%	16,0%	21,6%
75-90%	19,7%	13,7%	25,2%
>90%	16,3%	8,5%	23,4%
Firmengröße			
<11	25,5%	31,3%	20,0%
11-1000	66,9%	62,6%	71,1%
>1000	7,5%	6,1%	9,0%
Sektor			
Privatsektor	75,8%	70,4%	80,8%
Öffentlicher/Non-Profit Sektor	24,2%	29,6%	19,2%

Quelle: PIAAC 2012, eigene Berechnungen und Darstellung.

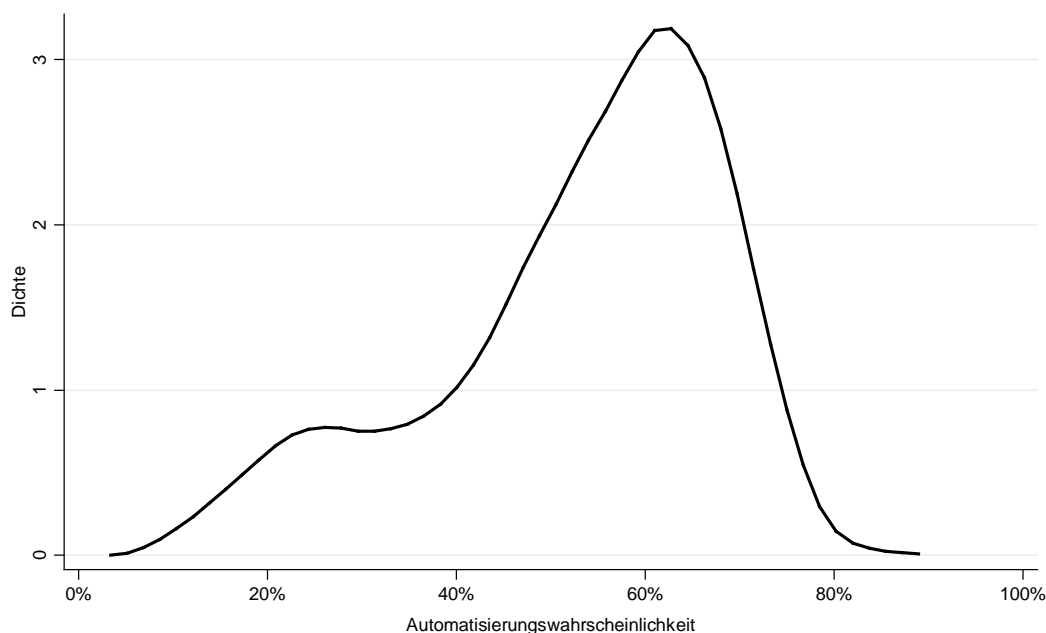
²⁰ Aus den individuell im PIAAC-Datensatz geschätzten Automatisierungswahrscheinlichkeiten wird der Anteil der Beschäftigten mit einer Automatisierungswahrscheinlichkeit von über 70 % je Berufsgruppe (ISCO-08 2-Steller) bestimmt. Es wird angenommen, dass dieser Anteil in naher Zukunft durch Maschinen ersetzt wird.

Tabelle 2 zeigt die Verteilungen der Charakteristika Geschlecht, Alter, höchste abgeschlossene Bildung, Entlohnung, Firmengröße und Sektor der Beschäftigten in der gesamten PIAAC-Erhebung für Österreich. Diese ist repräsentativ für alle Personen zwischen 16 und 65 Jahren und bildet hochgerechnet 3.974.635 Beschäftigte ab. Als beschäftigt gelten alle Personen die nach Labour Force-Konzept zumindest eine Stunde in der Referenzwoche unselbständig oder selbständig erwerbstätig gewesen sind.

4. Ergebnisse: Automatisierungspotentiale in Österreich

In Abbildung 4 ist die Verteilung der geschätzten Automatisierungswahrscheinlichkeit auf individueller Ebene der Beschäftigten in Österreich aufgezeichnet. Der Großteil der Beschäftigten weist im jeweiligen Beruf bzw. aufgrund des individuellen Tätigkeitsprofils eine Automatisierungswahrscheinlichkeit im Bereich von 40 % und 65 % auf. Insgesamt 9,0 % der Beschäftigten sind von einem hohen Automatisierungsrisiko (> 70 %) betroffen. In Abbildung 4 ist auch zu erkennen, dass ein großer Anteil der Beschäftigten eine Automatisierungswahrscheinlichkeit nicht weit unterhalb des kategorischen Grenzwertes von 70 % aufweist. Würde man die gewählte Grenze geringfügig darunter bei 60 % ansetzen, würde der Anteil der Beschäftigten, die von einer hohen Automatisierungswahrscheinlichkeit betroffen sind, auf 39,5 % ansteigen.

Abbildung 4: Verteilung der individuellen Automatisierungswahrscheinlichkeiten der Beschäftigten in Österreich 2012



Quelle: PIAAC 2012, eigene Berechnungen und Darstellung.

Berücksichtigt man die unterschiedliche Verteilung der Arbeitsstunden und berechnet die Automatisierungswahrscheinlichkeit des Beschäftigungsvolumens, beträgt der Anteil an den Arbeitsstunden mit einem hohen Automatisierungsrisiko 8,5 % - was 318.835 Vollzeitäquivalenten entspricht.²¹ Die niedrigere aggregierte Automatisierungswahrscheinlichkeit des gesamten Arbeitsvolumens erklärt sich aufgrund der

²¹ Für die Berechnung der Vollzeitäquivalente werden 40 Wochenstunden zugrundegelegt.

unterschiedlichen Verteilung des Arbeitsausmaßes und aus den höheren Risiken in Berufen, in denen vermehrt in Teilzeit gearbeitet wird.

Tabelle 3: Anteile der Berufshauptgruppen (ISCO-08 1-Steller) innerhalb der tätigkeitsbasierten Automatisierungsrisikogruppen in Österreich 2012

	Berufshauptgruppe	Risikogruppe		
		Gering	Mittel	Hoch
Anteile der Beschäftigten	Führungskräfte	16,4%	5,3%	0,5%
	Akademiker/innen	61,8%	11,0%	0,0%
	Techniker/innen	15,2%	23,0%	8,1%
	Bürokräfte	2,9%	12,6%	8,1%
	Dienstleistungsberufe	1,4%	18,2%	19,5%
	Land- und Forstwirt/inn/e/n	0,9%	4,9%	1,9%
	Handwerker/innen	1,6%	12,0%	24,8%
	Maschinenbediener/innen	0,0%	6,4%	12,0%
	Hilfsarbeitskräfte	0,0%	6,5%	25,1%
	Gesamt	100,0%	100,0%	100,0%

Quelle: PIAAC 2012, eigene Berechnungen und Darstellung.

Anmerkung: Risikogruppen: gering = Automatisierungswahrscheinlichkeit < 30 %; mittel = 30 % < Automatisierungswahrscheinlichkeit < 70 %), hoch = Automatisierungswahrscheinlichkeit > 70 %. Aufgrund von Rundungen ergeben die Spaltensummen nicht immer 100 %.

Tabelle 4: Anteile der tätigkeitsbasierten Automatisierungsrisikogruppen innerhalb der Berufshauptgruppen (ISCO-08 1-Steller) in Österreich 2012

	Berufshauptgruppe	Risikogruppe		
		Gering	Mittel	Hoch
Anteile der Beschäftigten	Führungskräfte	30,5%	68,7%	0,8%
	Akademiker/innen	44,6%	55,4%	0,0%
	Techniker/innen	8,4%	88,1%	3,5%
	Bürokräfte	2,9%	90,5%	6,6%
	Dienstleistungsberufe	0,9%	88,3%	10,7%
	Land- und Forstwirt/inn/e/n	2,4%	93,5%	4,1%
	Handwerker/innen	1,5%	79,7%	18,7%
	Maschinenbediener/innen	0,0%	82,3%	17,7%
	Hilfsarbeitskräfte	0,0%	69,7%	30,3%
	Gesamt	11,5%	79,5%	9,0%

Quelle: PIAAC 2012, eigene Berechnungen und Darstellung.

Anmerkung: Risikogruppen: gering = Automatisierungswahrscheinlichkeit < 30 %; mittel = 30 % < Automatisierungswahrscheinlichkeit < 70 %), hoch = Automatisierungswahrscheinlichkeit > 70 %. Aufgrund von Rundungen ergeben die Zeilensummen nicht immer 100 %.

Ausgehend von dem gewonnenen Gesamtbild erfolgt nun eine detailliertere Betrachtung des Automatisierungsrisikos basierend auf den Ergebnissen der Schätzung der PIAAC-Daten. Tabelle 3 zeigt die Zusammensetzung der Risikoklassen hinsichtlich der Berufsgruppen. In der Gruppe mit hoher Automatisierungswahrscheinlichkeit von über 70 % sind Hilfsarbeitskräfte (25,1 %), Handwerker/innen (24,8 %) und Dienstleistungsberufe (19,5 %) stark vertreten. Die Beschäftigten mit geringerer Automatisierungswahrscheinlichkeit setzen sich hingegen größtenteils aus Akademiker/inne/n (61,8 %), Führungskräften (16,4 %) und Techniker/inne/n (15,2 %) zusammen. Die Analyse der

Automatisierungswahrscheinlichkeiten innerhalb der Berufshauptgruppen zeigt, dass die Hilfsarbeitskräfte mit 30,3 % den höchsten Anteil an Beschäftigten mit hohem Risiko aufweisen (vgl. Tabelle 4). Der zweit- und drittgrößte Anteil findet sich bei Handwerker/innen (18,7 %) und Maschinenbediener/innen (17,7 %). Annähernd keine Beschäftigte mit hohem Automatisierungsrisiko finden sich wiederum bei den Führungskräften (0,8 %) und den Akademiker/innen (0,0 %).

Um einen genaueren Einblick über die Automatisierungsrisiken in den einzelnen Berufsgruppen zu erhalten, werden analog zu Tabelle 4 in Tabelle 5 die Anteile der Beschäftigten in den einzelnen Risikogruppen auf Ebene der ISCO-08 2-Steller ausgewiesen. Zudem wird die durchschnittliche Automatisierungswahrscheinlichkeit (AW) je Berufsgruppe ausgewiesen.²² Es zeigt sich, dass Hilfsarbeiter/innen in der Land- und Forstwirtschaft und Fischerei mit 69 % (ISCO-08 92) das höchste durchschnittliche Automatisierungsrisiko aufweisen. Sehr hohe durchschnittliche Risiken von über 65 % finden sich auch bei Montageberufen (ISCO-08 82), beim Reinigungspersonal und Hilfskräften (ISCO-08 91) sowie bei Hilfsarbeiter/innen im Bergbau, im Bau, bei der Herstellung von Waren und im Transportwesen (ISCO-08 93). Ein durchschnittliches Automatisierungsrisiko von zumindest 60 % weisen neben Berufen im Bereich personenbezogener Dienstleistungen (ISCO-08 51) und Verkaufskräften (ISCO-08 52) fast alle Handwerker/innen, Maschinenbediener/innen und Hilfsarbeitskräfte (ISCO-08 71 bis 96) auf. Die Ausnahmen hierbei sind Elektriker/innen und Elektroniker/innen (ISCO-08 74) und Straßenhändler/innen und auf der Straße arbeitende Dienstleistungskräfte (ISCO-08 95). Insgesamt zeigt sich auch hier, dass Tätigkeitsprofile der Beschäftigten in den Berufsgruppen mit höheren Qualifikationsanforderungen durchschnittlich ein eher geringes Automatisierungsrisiko aufweisen.

Es zeigen sich auch Unterschiede der Automatisierungswahrscheinlichkeiten nach Einkommenshöhe und höchstem Bildungsabschluss der Beschäftigten. Um die Korrelation zwischen Einkommenshöhe und Automatisierungswahrscheinlichkeit zu untersuchen, werden die Einkommensperzentile den Automatisierungswahrscheinlichkeiten gegenübergestellt. Die mittlere Automatisierungswahrscheinlichkeit nach Einkommensperzentilen zeigt, dass ab dem Median mit steigendem Einkommen die Automatisierungswahrscheinlichkeit sinkt und besonders Beschäftigte mit hohem Einkommen ein verhältnismäßig geringes Automatisierungsrisiko aufweisen (vgl. Abbildung 5).

²² Eine analoge Auswertung nach dem Automatisierungsrisiko pro Arbeitsstunde findet sich in Tabelle A-4 im Anhang. Die durchschnittliche Automatisierungswahrscheinlichkeiten sowie die Stärke der Risikogruppen je Berufsgruppe ändert sich zwar etwas, die qualitativen Befunde werden jedoch bestätigt.

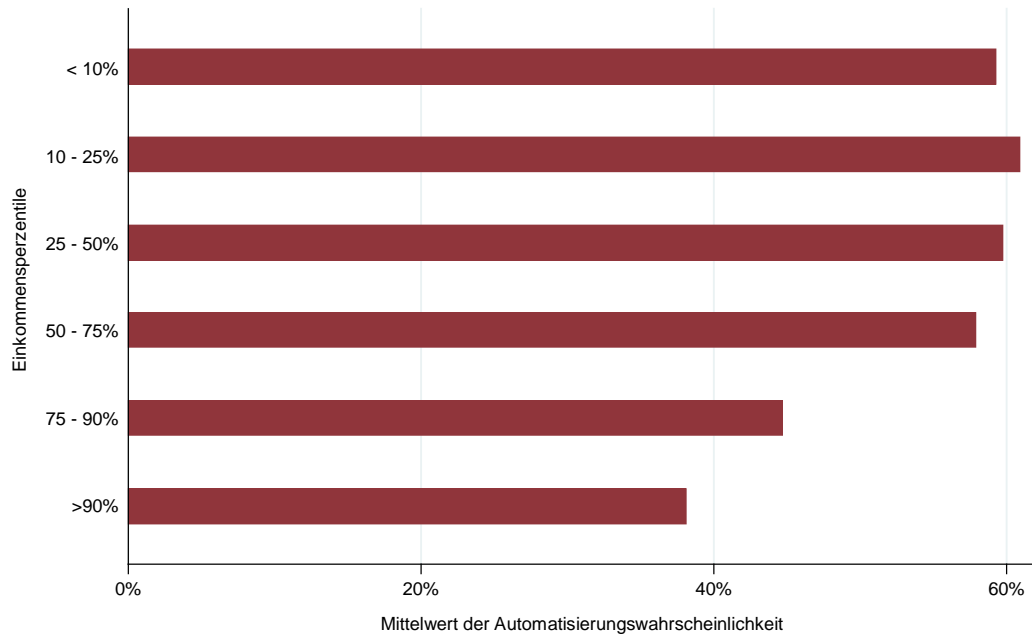
Tabelle 5: Anteile der tätigkeitsbasierten Automatisierungsrisikogruppen und durchschnittliche tätigkeitsbasierte Automatisierungswahrscheinlichkeit in den einzelnen Berufsgruppen (ISCO-08 2-Steller) pro Beschäftigter/Beschäftigtem in Österreich 2012

	ISCO-08	Berufsgruppe	Risikogruppe			ØAW
			Gering	Mittel	Hoch	
Anteile der Beschäftigten	11	Geschäftsführer/innen, Vorständ/inn/e/n, leitende Verwaltungsbedienstete und Angehörige gesetzgebender Körperschaften	41%	57%	1%	35%
	12	Führungskräfte im kaufmännischen Bereich	45%	55%	0%	38%
	13	Führungskräfte in der Produktion und bei speziellen Dienstleistungen	28%	70%	2%	41%
	14	Führungskräfte in Hotels und Restaurants, im Handel und in der Erbringung sonstiger Dienstleistungen	1%	99%	0%	53%
	21	Naturwissenschaftler/innen, Mathematiker/innen und Ingenieur/inn/e/n	49%	51%	0%	35%
	22	Akademische und verwandte Gesundheitsberufe	54%	46%	0%	29%
	23	Lehrkräfte	56%	44%	0%	32%
	24	Betriebswirt/inn/e/n und vergleichbare akademische Berufe	35%	65%	0%	36%
	25	Akademische und vergleichbare Fachkräfte in der Informations- und Kommunikationstechnologie	18%	82%	0%	45%
	26	Jurist/inn/en, Sozialwissenschaftler/innen und Kulturberufe	43%	57%	0%	34%
	31	Ingenieurtechnische und vergleichbare Fachkräfte	4%	89%	7%	54%
	32	Assistenzberufe im Gesundheitswesen	7%	91%	2%	49%
	33	Nicht akademische betriebswirtschaftliche und kaufmännische Fachkräfte und Verwaltungsfachkräfte	11%	86%	3%	49%
	34	Nicht akademische juristische, sozialpflegerische, kulturelle und verwandte Fachkräfte	10%	90%	1%	48%
	35	Informations- und Kommunikationstechniker/innen	11%	86%	3%	49%
	41	Allgemeine Büro- und Sekretariatskräfte	1%	93%	6%	57%
	42	Bürokräfte mit Kundenkontakt	6%	91%	4%	55%
	43	Bürokräfte im Finanz- und Rechnungswesen, in der Statistik und in der Materialwirtschaft	4%	85%	11%	59%
	44	Sonstige Bürokräfte und verwandte Berufe	4%	93%	3%	58%
	51	Berufe im Bereich personenbezogener Dienstleistungen	1%	89%	11%	60%
	52	Verkaufskräfte	0%	86%	13%	62%
	53	Betreuungsberufe	1%	96%	3%	57%
	54	Schutzkräfte und Sicherheitsbedienstete	5%	83%	12%	55%
	61	Fachkräfte in der Landwirtschaft	3%	93%	4%	55%
	62	Fachkräfte in Forstwirtschaft, Fischerei und Jagd	0%	100%	0%	62%
	71	Bau- und Ausbaufachkräfte sowie verwandte Berufe, ausgenommen Elektriker/innen	0%	81%	19%	63%
	72	Metallarbeiter/innen, Mechaniker/innen und verwandte Berufe	2%	75%	23%	61%
	73	Präzisionshandwerker/innen, Drucker/innen und kunsthandwerkliche Berufe	0%	84%	16%	63%
	74	Elektriker/innen und Elektroniker/innen	4%	82%	14%	57%
	75	Berufe in der Nahrungsmittelverarbeitung, Holzverarbeitung und Bekleidungsherstellung und verwandte handwerkliche Fachkräfte	2%	84%	15%	60%
	81	Bediener/innen stationärer Anlagen und Maschinen	0%	84%	16%	63%
	82	Montageberufe	0%	69%	31%	66%
	83	Fahrzeugführer/innen und Bediener/innen mobiler Anlagen	0%	85%	16%	62%
	91	Reinigungspersonal und Hilfskräfte	0%	70%	30%	66%
	92	Hilfsarbeiter/innen in der Land- und Forstwirtschaft und Fischerei	0%	100%	0%	69%
	93	Hilfsarbeiter/innen im Bergbau, im Bau, bei der Herstellung von Waren und im Transportwesen	0%	63%	37%	66%
94	Hilfskräfte in der Nahrungsmittelzubereitung	0%	82%	18%	62%	
95	Straßenhändler/innen und auf der Straße arbeitende Dienstleistungskräfte	0%	100%	0%	56%	
96	Abfallentsorgungsarbeiter/innen und sonstige Hilfsarbeitskräfte	0%	82%	18%	62%	

Quelle: PIAAC 2012, eigene Berechnungen und Darstellung.

Anmerkung: AW = Automatisierungswahrscheinlichkeit. Aufgrund von Rundungen ergeben die Zeilensummen nicht immer 100 %.

Abbildung 5: Tätigkeitsbasierte Automatisierungswahrscheinlichkeit nach Einkommensperzentilen in Österreich 2012

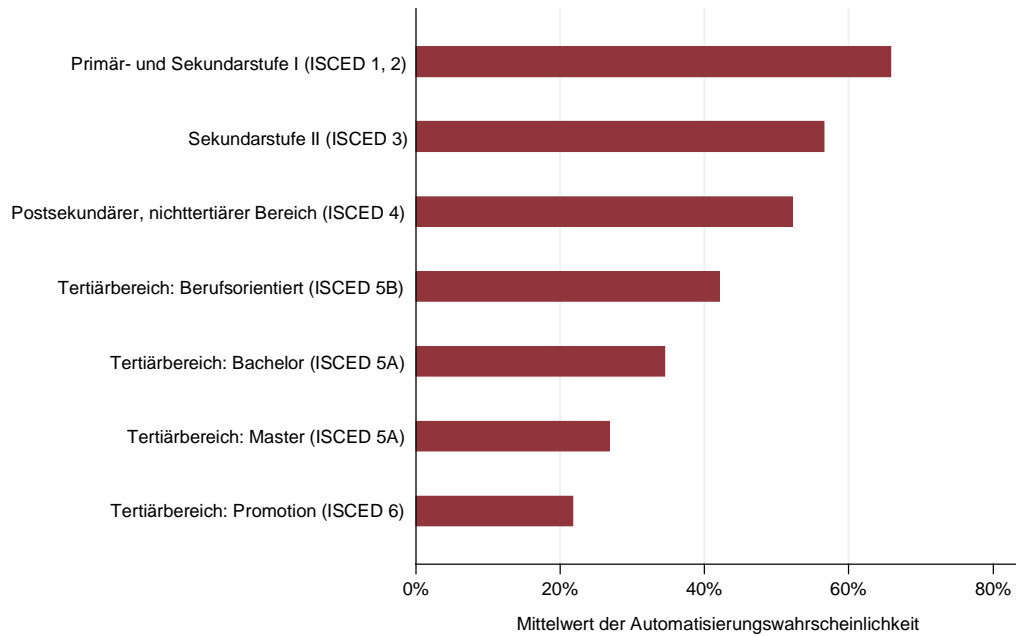


Quelle: PIAAC 2012, eigene Berechnungen und Darstellung.

Wie zu erwarten, zeigt sich auch eine negative Korrelation zwischen höchster abgeschlossener Bildung und der individuellen Automatisierungswahrscheinlichkeit des Tätigkeitsprofils. Abbildung 6 zeigt die mittlere Automatisierungswahrscheinlichkeit nach höchster abgeschlossener Bildung in Österreich. Je höher der Bildungsabschluss desto geringer ist die geschätzte Automatisierungswahrscheinlichkeit auf individueller Ebene.

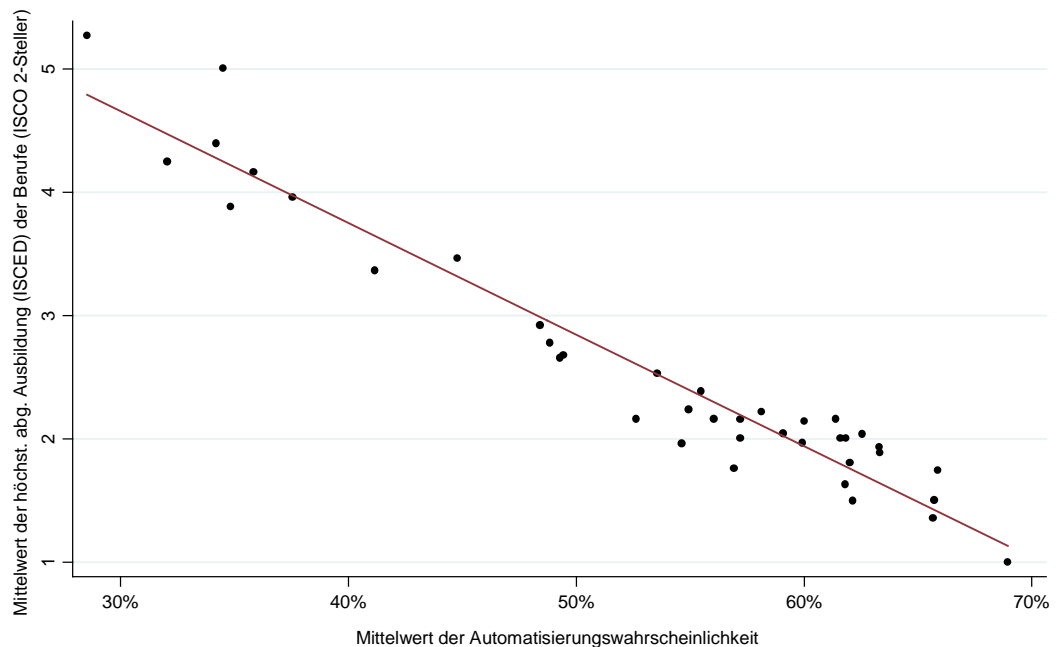
Die negative Korrelation zwischen höchstem Bildungsabschluss und Automatisierungswahrscheinlichkeit wird auch auf Berufsebene bestätigt. Abbildung 7 zeigt den Zusammenhang der mittleren Automatisierungswahrscheinlichkeit und den Mittelwert der höchsten abgeschlossenen Bildung auf Ebene der Berufsgruppen. Die Berufsgruppen mit geringeren formalen Bildungsvoraussetzungen sind im Bereich der höheren Automatisierungswahrscheinlichkeit angesiedelt.

Abbildung 6: Tätigkeitsbasierte Automatisierungswahrscheinlichkeit nach Bildung in Österreich 2012



Quelle: PIAAC 2012, eigene Berechnungen und Darstellung.

Abbildung 7: Korrelation zwischen Bildung und tätigkeitsbasierter Automatisierungswahrscheinlichkeit in Österreich 2012



Quelle: PIAAC 2012, eigene Berechnungen und Darstellung.

Abschließend wird die Verteilung der geschätzten Automatisierungswahrscheinlichkeiten innerhalb der Wirtschaftszweige untersucht. Tabelle 6 weist die entsprechenden Anteile der Beschäftigten mit geringer, mittlerer und hoher Automatisierungswahrscheinlichkeit in den jeweiligen Wirtschaftszweigen nach der internationalen Standardklassifikation der Wirtschaftszweige (International Standard Industrial Classification - ISIC) aus. Es zeigt sich, dass die höchsten Anteile der Beschäftigten mit hoher Automatisierungswahrscheinlichkeit in den Wirtschaftszweigen sonstige wirtschaftlichen Dienstleistungen (23 %, ISIC N), Baugewerbe (18 %, ISIC F), verarbeitendes Gewerbe/Herstellung von Waren (16 %, ISIC C) und Beherbergung und Gastronomie (15 %, ISIC I) zu finden sind. Diese Bereiche weisen zusammen mit dem Wirtschaftszweig private Haushalte und Hauspersonal (ISIC T) auch die durchschnittlich höchsten Automatisierungsrisiken auf. Keine Beschäftigten mit einem hohen Automatisierungsrisiko finden sich dagegen in der Energie- und Wasserversorgung und Abfallwirtschaft (ISIC D, E) sowie in der Immobilienwirtschaft (ISIC L) und bei exterritorialen Organisationen und Körperschaften (ISIC U).

Tabelle 6: Anteile der tätigkeitsbasierten Automatisierungsrisikogruppen und durchschnittliche tätigkeitsbasierte Automatisierungswahrscheinlichkeit nach Wirtschaftszweigen (ISIC rev. 4) in Österreich 2012

	ISIC rev.4	Wirtschaftszweige	Risikogruppe			ØAW
			Gering	Mittel	Hoch	
Anteile der Beschäftigten	A	Landwirtschaft, Forstwirtschaft und Fischerei	4%	93%	3%	55%
	B	Bergbau und Gewinnung von Steinen und Erden	10%	76%	14%	54%
	C	Verarbeitendes Gewerbe/Herstellung von Waren	9%	76%	16%	57%
	D	Energieversorgung	33%	67%	0%	40%
	E	Wasserversorgung, Abfallwirtschaft	9%	91%	0%	56%
	F	Baugewerbe	3%	80%	18%	59%
	G	Groß- und Einzelhandel; Instandhaltung und Reparatur von Kraftfahrzeugen	5%	81%	14%	59%
	H	Verkehr und Lagerhaltung	5%	86%	9%	56%
	I	Beherbergung und Gastronomie	0%	85%	15%	61%
	J	Information und Kommunikation	18%	79%	3%	48%
	K	Finanz- und Versicherungsdienstleistungen	14%	84%	2%	49%
	L	Immobilienwirtschaft	7%	93%	0%	52%
	M	Freiberufliche, wissenschaftliche und technische Dienstleistungen	17%	82%	2%	46%
	N	Sonstige wirtschaftlichen Dienstleistungen	4%	72%	23%	60%
	O	Öffentliche Verwaltung, Verteidigung, Sozialversicherungswesen	17%	81%	2%	45%
	P	Erziehung und Unterricht	45%	54%	1%	36%
	Q	Gesundheits- und Sozialwesen	14%	84%	3%	49%
	R	Kunst, Unterhaltung und Erholung	12%	87%	1%	49%
	S	Sonstige Dienstleistungen	16%	82%	2%	50%
	T	Private Haushalte und Hauspersonal	0%	90%	10%	61%
U	Exterritoriale Organisationen und Körperschaften	68%	32%	0%	21%	

Quelle: PIAAC 2012, eigene Berechnungen und Darstellung.

Anmerkung: AW = Automatisierungswahrscheinlichkeit. Aufgrund von Rundungen ergeben die Zeilensummen nicht immer 100 %.

5. Fazit

In der vorliegenden Studie wurde das Potential der Substituierbarkeit von Tätigkeiten innerhalb der Berufe aufgrund der prognostizierten Digitalisierung und Automatisierung für Österreich geschätzt. Methodisch wurde ein Ansatz gewählt, der die individuellen Tätigkeitsprofile der Beschäftigten miteinbezieht. Die Tätigkeiten der Beschäftigten im Berufsalltag werden mittels des PIAAC-Datensatzes berücksichtigt.

Insgesamt zeigt sich, dass 9,0 % der Beschäftigten bzw. 359.121 Beschäftigte in Österreich ein Tätigkeitsprofil aufweisen, welches ein hohes Potential hat, durch Maschinen ersetzt zu werden. Betrachtet man das Beschäftigungsvolumen, reduziert sich das Automatisierungspotential auf 8,5 % der Arbeitsstunden, welches rund 318.835 Vollzeitäquivalenten entspricht. Der geringere Anteil erklärt sich einerseits aufgrund der unterschiedlichen Verteilung des Arbeitsausmaßes zwischen den Beschäftigten und andererseits durch die höheren Teilzeitquoten in Berufen mit relativ hohem Automatisierungsrisiko.

Die potentiell am stärksten von der Automatisierung betroffenen Berufsgruppen sind die Hilfsarbeitskräfte, Handwerker/innen, Maschinenbediener/innen und Personen in Dienstleistungsberufen. Sie weisen fast ausschließlich mittlere und hohe Automatisierungswahrscheinlichkeiten auf. Im Gegensatz dazu sind Akademiker/innen und Führungskräfte am geringsten betroffen. Diese haben fast keine hohen und sehr häufig geringe Automatisierungswahrscheinlichkeiten. Für die allermeisten Beschäftigten (79,5 %) wird ein mittleres Automatisierungsrisiko zwischen 30 % und 70 % geschätzt.

In der Gruppe der Beschäftigten mit einem Automatisierungsrisiko von über 70 %, sind Hilfsarbeitskräfte (25,1 %), Handwerker/innen (24,8 %) und Arbeitskräfte in Dienstleistungsberufen (19,5 %) am stärksten vertreten. Letztere haben zwar kein so hohes Automatisierungsrisiko wie Hilfsarbeitskräfte, allerdings sind sie in der aggregierten Betrachtung fast ebenso bedeutsam, weil viel mehr Personen in dieser Berufsgruppe arbeiten. Bei der Betrachtung nach Wirtschaftszweigen zeigt sich, dass anteilmäßig die meisten Beschäftigten mit hohem Risiko in den Branchen sonstige wirtschaftliche Dienstleistungen (23 %) und im Baugewerbe (18 %) arbeiten.

Insgesamt zeigt die vorangegangene Analyse das Destruktionspotential durch die Digitalisierung von Erwerbsarbeit auf. Mögliche positive Beschäftigungseffekte bleiben unberücksichtigt. Wenn Tätigkeiten im Zuge der prognostizierten Digitalisierung automatisiert werden, wird eine Um- bzw. Neuverteilung der Erwerbsarbeit stattfinden. Ein Teil der Beschäftigungsverhältnisse wird in der bisher bekannten Form so nicht weiter bestehen bleiben, allerdings lehrt die Vergangenheit, dass durch die Integration neuer Technologien in den Arbeitsprozess auch neue Tätigkeitsfelder und somit Arbeitsplätze entstehen können.

6. Abkürzungsverzeichnis

AW	Automatisierungswahrscheinlichkeit
IHS	Institut für Höhere Studien
ILO	International Labour Organization
ISCO	International Standard Classification of Occupations
ISIC	International Standard Industrial Classification
O*NET	Occupational Information Network
PIAAC	The Programme for the International Assessment of Adult Competencies
SOC	Standard Occupation Classification

7. Literaturverzeichnis

- Acemoglu, D., Autor, D. (2011), Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings, *Handbook of Labor Economics*, 4, 1043-1171.
- Aghion, P., Howitt, P. (1994), Growth and unemployment, *The Review of Economic Studies*, 61, 477-494.
- Arntz, M., Gregory, T., Zierahn, U. (2016), The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis, *OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 189*, OECD Publishing, Paris.
- Autor, D. (2013), The "task approach" to labor markets: an overview, *Journal of Labour Market Research*, 46, 185-199.
- Autor, D., Dorn, D. (2013), The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market, *The American Economic Review*, 103, 1553-1597.
- Autor, D., Handel, M. J. (2013), Putting tasks to the test: Human capital, job tasks, and wages, *Journal of Labor Economics*, 31, S59-S96.
- Autor, D., Levy, F., Murnane, R. J. (2003), The skill content of recent technological change: An empirical exploration, *The Quarterly Journal of Economics*, 118, 1279-1333.
- Bonin, H., Gregory, T., Zierahn, U. (2015), Übertragung der Studie von Frey/Osborne (2013) auf Deutschland, *ZEW Expertises*, 57, ZEW-Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung, Mannheim.
- Bowles, J. (2014), The computerisation of European jobs, Brüssel, <http://bruegel.org/2014/07/the-computerisation-of-european-jobs/> (Zugriff 24.01.2017).
- Bundesministerium für Arbeit und Soziales (2016), Grünbuch Arbeit 4.0 – Arbeit weiter denken, Bundesministerium für Arbeit und Soziales, Berlin, https://www.bmas.de/SharedDocs/Downloads/DE/PDF-Publikationen-DinA4/gruenbuch-arbeiten-vier-null.pdf?__blob=publicationFile (Zugriff 24.01.2017).
- Brynjolfsson, E., McAfee, A. (2012), Race against the machine: How the digital revolution is accelerating innovation, driving productivity, and irreversibly transforming employment and the economy, Digital Frontier Press, MA.
- Charles, K. K., Hurst, E., Notowidigdo, M.J. (2013), Manufacturing decline, housing booms, and non-employment, NBER Working Paper 18949, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA.

- Dengler, K., Matthes, B. (2015), Folgen der Digitalisierung für die Arbeitswelt: Substituierbarkeitspotenziale von Berufen in Deutschland, IAB Forschungsbericht 11/2015, Institut für Arbeitsmarkt-und Berufsforschung (IAB), Nürnberg.
- Dengler, K., Matthes, B., Paulus, W. (2014), Berufliche Tasks auf dem deutschen Arbeitsmarkt: eine alternative Messung auf Basis einer Expertendatenbank (Occupational Tasks in the German Labour Market: an alternative measurement on the basis of an expert database), FDZ-Methodenbericht 12/2104, Institut für Arbeitsmarkt-und Berufsforschung (IAB), Nürnberg.
- Frey, C. B., Osborne, M. A. (2013), The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation, Working Paper Oxford Martin School, Oxford, 2013.
- Goldin, C., Katz, L. F. (1995), The decline of non-competing groups: Changes in the premium to education, 1890 to 1940, NBER Working Paper 5202, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA. .
- Goos, M., Manning, A. (2007), Lousy and lovely jobs: The rising polarization of work in Britain, *The Review of Economics and Statistics*, 89, 118-133.
- Goos, M., Manning, A., Salomons, A. (2014), Explaining job polarization: Routine-biased technological change and offshoring, *The American Economic Review*, 104, 2509-2526.
- Ibrahim, J. G. (1990), Incomplete data in generalized linear models, *Journal of the American Statistical Association*, 85, 765-769.
- Jaimovich, N., Siu, H. E. (2012), The trend is the cycle: Job polarization and jobless recoveries, NBER Working Paper 18334, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA.
- Pajarinen, M., Rouvinen, P. (2014), Computerization threatens one third of Finnish employment, ETLA Brief, 22, <http://pub.etla.fi/ETLA-Muistio-Brief-22.pdf> (Zugriff 24.01.2017).
- Papke, L. E., Wooldridge, J. (1996), Econometric methods for fractional response variables with an application to 401 (k) plan participation rates, *Journal of Applied Econometrics*, 11, 619-632.
- Peneder, M., Bock-Schappelwein, J., Firgo, M., Fritz, O., Streicher, G. (2016), Österreich im Wandel der Digitalisierung, Österreichisches Institut für Wirtschaftsforschung, Wien.
- Schumpeter, J. A. (1942), *Capitalism, socialism and democracy*, Harper, New York/London.
- Spitz-Oener, A. (2006), Technical change, job tasks, and rising educational demands: looking outside the wage structure, *Journal of Labor Economics*, 24, 235-270.

8. Anhang

Direkte Übertragung der Automatisierungswahrscheinlichkeiten nach Frey und Osborne (2013) auf Österreich

Bei der direkten Übertragung der Automatisierungswahrscheinlichkeiten wird unterstellt, dass die Beschäftigten in Österreich und in den USA äquivalente Tätigkeitsprofile aufweisen. Implizit wird angenommen, dass alle Beschäftigten innerhalb eines Berufs die gleichen Tätigkeiten ausüben, was zu einer Überschätzung der potentiellen Effekte führt. Bei diesem direkten Vorgehen werden die von Frey und Osborne (2013) geschätzten Automatisierungswahrscheinlichkeiten direkt auf die österreichischen Beschäftigtendaten übertragen. Datengrundlage bildet die Mikrozensus-Arbeitskräfteerhebung von Statistik Austria für den Zeitraum von 2011 bis 2015.²³ Für eine bessere Vergleichbarkeit mit der vorangegangenen Schätzung unter Einbeziehung der individuellen Tätigkeitsprofile der Beschäftigten, wird auch in der direkten Übertragung das Referenzjahr 2012 verwendet.

Die Information über die potentielle Automatisierungswahrscheinlichkeit eines Berufs wird von Frey und Osborne (2013) auf 6-Steller Ebene der US-amerikanischen Standard Occupation Classification (SOC) ausgewiesen. Die Berufsklassifikation im österreichischen Mikrozensus ist auf 4-Steller Ebene der internationalen Standardklassifikation der Berufe (ISCO-08) angegeben. Aus diesem Grund ist für eine Übertragung der Automatisierungswahrscheinlichkeiten zunächst eine Umschlüsselung der SOC Berufe auf die ISCO-08 Berufe notwendig. Durch niedrigere Aggregationsebene der SOC Berufe (6-Steller) können einem ISCO-08 Beruf (4-Steller) mehrere SOC Berufe und daher mehrere Automatisierungswahrscheinlichkeiten zugeordnet werden. Um dieses Problem zu adressieren, kann bei der Umschlüsselung entweder der Median oder der Mittelwert der entsprechenden Automatisierungswahrscheinlichkeiten der SOC Berufe einem ISCO-08 Beruf zugeordnet werden.²⁴ In der weiteren Untersuchung erfolgt analog zu Bonin et al. (2015) eine Umschlüsselung mit Hilfe des Mittelwertansatzes, da dieser weniger Verzerrung zur Mitte verursacht als der Median und somit zu einer etwas geringeren Unschärfe führt. Die so ermittelten Automatisierungswahrscheinlichkeiten auf ISCO-08 4-Steller Ebene werden anschließend den Beschäftigten im Mikrozensus zugeordnet.

Bei der Verwendung der von Frey und Osborne (2013) definierten Klassen der Automatisierungswahrscheinlichkeit - geringe Wahrscheinlichkeit (< 30 %), mittlere Wahrscheinlichkeit (30 % – 70 %), hohe Wahrscheinlichkeit (> 70 %) - arbeiten 42 % der

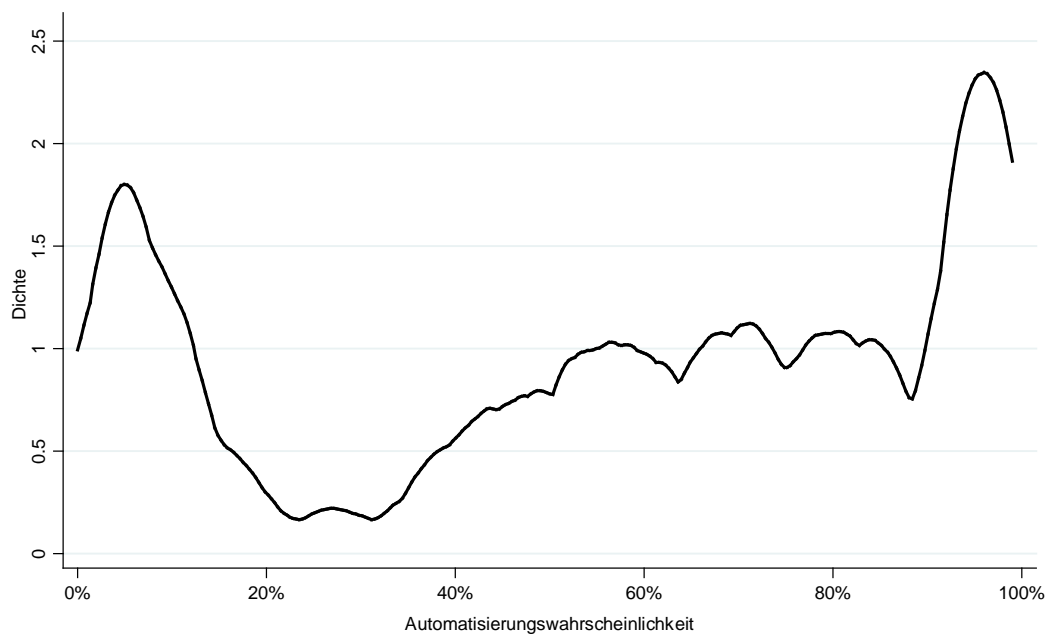
²³ Die Mikrozensus Arbeitskräfteerhebung ist eine jährliche repräsentative 1 % Stichprobe der österreichischen Bevölkerung, welche wichtige Informationen zur Erwerbstätigkeit liefert. In der Analyse werden Stichprobengewichte herangezogen um die Repräsentativität zu gewährleisten.

²⁴ Wird der Mittelwert verwendet, wird vereinfachend angenommen, dass sich die Automatisierungswahrscheinlichkeiten gleichmäßig auf die österreichischen Beschäftigtendaten aufteilen.

Österreicher/innen in Berufen mit hohem Automatisierungsrisiko.²⁵ Die für die USA und Deutschland ermittelten Werte liegen bei 47 % respektive 42 %.

Bei der detaillierten Betrachtung der berufs-basierten Automatisierungswahrscheinlichkeiten der österreichischen Beschäftigung auf ISCO-08 4-Steller Ebene zeigt sich eine deutliche Polarisierung (vgl. Abbildung 8). Sowohl Berufe mit einer hohen als auch Berufe mit einer geringen Automatisierungswahrscheinlichkeit weisen sehr hohe Beschäftigungsanteile auf. Dieser Befund stimmt mit den Ergebnissen für die USA (Frey und Osborne, 2013) sowie für Deutschland (Bonin et al., 2015) überein. Im Gegensatz zu Deutschland zeigt sich in Österreich im Bereich der Automatisierungswahrscheinlichkeit zwischen 30 % und 70 % ein etwas höherer Anteil der Beschäftigten. Die in Abbildung 8 dargestellte Verteilung ist im Zeitverlauf robust und zeigt für alle Jahre zwischen 2011 und 2015 eine äquivalente Form.

Abbildung 8: Verteilung der Automatisierungswahrscheinlichkeiten in Österreich 2012 nach der direkten Übertragung von Frey und Osborne (2013)



Quelle: Mikrozensus 2012, eigene Berechnungen und Darstellung.

²⁵ Das Automatisierungspotential schwankt in den betrachteten Jahren von 2011 bis 2015 zwischen 39-43 %.

Ökonometrisches Schätzverfahren zur Bestimmung der tätigkeitsbasierten Automatisierungswahrscheinlichkeiten

Analog zu dem Vorgehen von Arntz et al. (2016) und Bonin et al. (2015) wird der Gewichtungsansatz nach Ibrahim (1990) verwendet. Dieser Gewichtungsansatz nutzt einen Expectation-Maximization Algorithmus und ordnet jedem Beschäftigten/jeder Beschäftigten in einem iterativen Verfahren die statistisch wahrscheinlichste Automatisierungswahrscheinlichkeit zu.²⁶

Die empirische Schätzung ist in zwei Schritten aufgebaut. In einem ersten Schritt werden auf Basis des PIAAC-Datensatzes für die USA die Automatisierungswahrscheinlichkeiten nach Frey und Osborne (2013) durch die analytischen und interaktiven Tätigkeiten sowie durch weitere persönliche und arbeitsplatzspezifische Charakteristika erklärt. Da im PIAAC-Datensatz die Berufsinformation lediglich auf der Ebene der Berufsgruppen (ISCO-08 2-Steller) vorliegt, können diesen Berufsgruppen mehrere SOC Berufe, für die die Automatisierungswahrscheinlichkeiten von Frey und Osborne (2013) vorliegen, und somit mehrere Automatisierungswahrscheinlichkeiten zugeordnet werden. Die Anzahl der Beobachtungen wird dadurch in einigen Fällen vervielfacht. Um sicherzustellen, dass es dadurch zu keinen Verzerrungen kommt, wird das Inverse der Duplikatenanzahl mit in die Schätzung aufgenommen und mit dem Stichprobengewicht multipliziert.²⁷

Da die abhängige Variable intervallzensiert ist, wird folgendes generalisierte lineare Modell nach Papke und Wooldridge (1996) geschätzt:

$$y_{ij} = \sum_{n=1}^N \beta_n x_{in} + \epsilon_{ij}. \quad (1)$$

Die Individuen werden mit i und die entstandenen Duplikate mit j bezeichnet. Die Parameter β_n schätzen die Beziehung zwischen der Automatisierungswahrscheinlichkeit y_{ij} und den persönlichen und arbeitsplatzspezifischen Merkmalen und Tätigkeiten x_{in} .

Im zweiten Schritt wird der iterative Gewichtungsansatz angewandt. Um die Gewichte für jede Iteration zu bestimmen, wird dabei zunächst für jedes Individuum die Differenz zwischen der durch die in Modell (1) geschätzter Automatisierungswahrscheinlichkeit \hat{y}_i und der zugewiesenen Automatisierungswahrscheinlichkeit nach Frey Osborne (2013) y_{ij} bestimmt. Diese wird dann ins Verhältnis zu der Summe aller Differenzen der einzelnen Duplikate gesetzt, um die Gewichte für die folgende Iteration zu bestimmen:

²⁶ Die Methode stellt einen Umgang mit fehlenden Werten dar. Die maximale verfügbare Information wird in einem iterativen Schätzverfahren verwendet (Maximum Likelihood Schätzung) um die fehlende Information (in diesem Fall die abhängige Variable Automatisierungswahrscheinlichkeit) zu ermitteln. Ibrahim (1990) zeigte, dass die konditionalen Erwartungswerte der fehlenden Variablen unter bestimmten Annahmen als gewichtete Log-Likelihood der kompletten Daten ausgedrückt werden kann.

²⁷ Um repräsentative Ergebnisse und korrekte Standardfehler zu gewährleisten, werden zusätzlich zu dem Stichprobengewicht die Replikationsgewichte des PIAAC-Datensatzes verwendet.

$$w_{ij} = \frac{f(\hat{y}_i - y_{ij} | x_{in}, \beta_n)}{\sum_{j=1}^J f(\hat{y}_i - y_{ij} | x_{in}, \beta_n)}. \quad (2)$$

Das Modell (1) wird in der folgenden Iteration dann unter Verwendung der optimierten Gewichte erneut geschätzt wobei das Stichprobengewicht multiplikativ erhalten bleibt. Die Gewichte drücken die Wahrscheinlichkeit der Automatisierungswahrscheinlichkeit, gegeben der geschätzten Beziehung zwischen Tätigkeiten und Automatisierungswahrscheinlichkeit, aus. Der zweite Schritt wird solange wiederholt bis die Gewichte konvergieren.

Die iterativ geschätzten Parameter drücken den Zusammenhang zwischen den ausgeführten Tätigkeiten und der Automatisierungswahrscheinlichkeit aus.²⁸ Somit wird nicht mehr unterstellt, dass die Berufe in einer direkten Relation zur Automatisierungswahrscheinlichkeit stehen. Stattdessen steht die Annahme im Vordergrund, dass das Automatisierungsrisiko von ausgeübten Tätigkeiten abhängig ist. Dieser für die USA geschätzte Zusammenhang wird dann auf Österreich übertragen.

Die verwendete Berechnungsmethode unterscheidet sich gegenüber der tätigkeitsbasierten Übertragung in Arntz et al. (2016) hauptsächlich durch die in der Berechnungsformel (2) eingesetzte geschätzte Automatisierungswahrscheinlichkeit. Im Gegensatz zu Arntz et al. (2016) wird diese noch mit der Standardnormalverteilungsfunktion transformiert um als transformierte Variable negative Automatisierungswahrscheinlichkeiten auszuschließen. Dadurch sind die Differenzen zwischen der geschätzten \hat{y}_i und der Automatisierungswahrscheinlichkeit von Frey und Osborne (2013) y_{ij} geringer und der Algorithmus konvergiert schneller. Insgesamt führt diese Verfeinerung des Schätzansatzes zu einer etwas abweichenden Verteilung der Automatisierungswahrscheinlichkeiten und damit auch zu einem etwas geringeren Anteil von Beschäftigten in der Hochrisikogruppe mit einer Automatisierungswahrscheinlichkeit von über 70 %.

²⁸ Die geschätzten Zusammenhänge sind in Tabelle A-3 dargestellt.

Tabelle A-1: Varianzanalyse - Erklärbarer Anteil der Variation der Tätigkeiten und Charakteristika durch den Beruf (ISCO-08 2-Steller)

	USA	Österreich
Persönliche und arbeitsplatzspezifische Merkmale		
Geschlecht	27%	30%
Altersgruppe	10%	6%
Bildung	42%	39%
Sektor	23%	28%
Zahl der Mitarbeiter	10%	11%
Befragter ist Vorgesetzter	24%	13%
Bildungsanforderungen des Jobs	50%	40%
Benötigte Berufserfahrung des Jobs	23%	15%
Erfahrung mit Computern im Job	31%	37%
Niveau der Computernutzung	22%	20%
Nicht genügend gefordert	2%	3%
Mehr Training notwendig	3%	9%
Jahreseinkommen (Perzentile)	35%	22%
Tätigkeiten (analytisch und interaktiv)		
Mit anderen Kooperieren	6%	8%
Informationen austauschen	4%	2%
Personen unterrichten	3%	4%
Präsentieren	6%	5%
Verkaufen	4%	2%
Beraten	3%	4%
Eigene Aktivitäten planen	2%	2%
Aktivitäten Anderer planen	4%	5%
Eigene Zeit organisieren	2%	2%
Personen beeinflussen	3%	3%
Mit Personen verhandeln	3%	5%
Einfache Probleme lösen	3%	4%
Komplexe Probleme lösen	5%	6%
Lange physisch arbeiten	2%	2%
Hände oder Finger nutzen	3%	2%
Anweisungen lesen	3%	3%
Publikationen lesen	9%	8%
Bücher lesen	3%	8%
Anleitungen lesen	4%	4%
Artikel schreiben	5%	5%
Formulare ausfüllen	3%	5%
Anteile oder Prozente berechnen	4%	4%
Komplexe Mathematik nutzen	3%	6%
Internetnutzung für berufsbezogene Informationen	4%	3%
Programmieren	2%	2%
Kommunikationssoftware nutzen	5%	6%
Kompetenzen		
Lese- und Schreibfähigkeiten	23%	24%
Rechnerische Fähigkeiten	23%	25%
Problemlösungskompetenz	16%	15%

Quelle: PIAAC 2012, eigene Berechnungen und Darstellung.

Anmerkung: Um zu demonstrieren, dass sich die ausgeübten Tätigkeiten auch innerhalb der Berufe unterscheiden wird für die Charakteristika und Tätigkeiten jeweils einzeln eine Varianzanalyse mit der Faktorvariable Berufsgruppe (ISCO-08 2-Steller) durchgeführt. Die Varianzanalyse zeigt den Anteil der Abweichungsquadratsumme der Tätigkeiten und Charakteristika, der durch die Berufe erklärt werden kann (an der Gesamtsumme der Abweichungsquadrate). Die Berufe liefern zwar einen signifikanten Beitrag zur Erklärung der Tätigkeitsstrukturen (p -Werte liegen jeweils unter 0,1 %), der erklärte Anteil für einzelne analytische und interaktive Tätigkeiten ist jedoch relativ gering und liegt zwischen 2 % und 8 %. Das legt nahe, dass sich die ausgeübten Tätigkeiten auch innerhalb der Berufe unterscheiden.

Tabelle A-2 Deskriptive Statistiken der verwendeten Variablen, PIAAC 2012

	USA				Österreich			
	Ø	SD	min	max	Ø	SD	min	max
Persönliche und arbeitsplatzspezifische Merkmale								
Geschlecht	0,45	0,50	0,00	1,00	0,48	0,50	0,00	1,00
Altersgruppe	5,87	2,59	1,00	10,00	5,46	2,41	1,00	10,00
Bildung	2,27	0,60	1,00	3,00	2,00	0,55	1,00	3,00
Sektor	0,25	0,44	0,00	1,00	0,26	0,44	0,00	1,00
Zahl der Mitarbeiter	1,91	0,56	1,00	3,00	1,82	0,55	1,00	3,00
Befragter ist Vorgesetzter	0,66	0,47	0,00	1,00	0,65	0,48	0,00	1,00
Bildungsanforderungen des Jobs	0,39	0,49	0,00	1,00	0,23	0,42	0,00	1,00
Benötigte Berufserfahrung des Jobs	0,53	0,50	0,00	1,00	0,43	0,50	0,00	1,00
Erfahrung mit Computern im Job	0,22	0,42	0,00	1,00	0,24	0,43	0,00	1,00
Niveau der Computernutzung	0,64	0,48	0,00	1,00	0,64	0,48	0,00	1,00
Nicht genügend gefordert	0,07	0,26	0,00	1,00	0,07	0,25	0,00	1,00
Mehr Training notwendig	0,78	0,41	0,00	1,00	0,56	0,50	0,00	1,00
Jahreseinkommen (Perzentile)	0,35	0,48	0,00	1,00	0,38	0,49	0,00	1,00
Tätigkeiten (analytisch und interaktiv)								
Mit anderen Kooperieren	0,74	0,44	0,00	1,00	0,64	0,48	0,00	1,00
Informationen austauschen	0,02	0,07	0,00	1,00	0,03	0,08	0,00	1,00
Personen unterrichten	0,03	0,08	0,00	1,00	0,02	0,06	0,00	1,00
Präsentieren	0,02	0,04	0,00	0,81	0,01	0,04	0,00	1,00
Verkaufen	0,01	0,03	0,00	0,50	0,01	0,03	0,00	0,81
Beraten	0,03	0,07	0,00	0,90	0,02	0,06	0,00	0,94
Eigene Aktivitäten planen	0,02	0,06	0,00	1,00	0,02	0,05	0,00	0,73
Aktivitäten Anderer planen	0,02	0,05	0,00	0,49	0,02	0,05	0,00	0,73
Eigene Zeit organisieren	0,01	0,04	0,00	0,77	0,01	0,04	0,00	0,85
Personen beeinflussen	0,02	0,05	0,00	1,00	0,02	0,06	0,00	0,76
Mit Personen verhandeln	0,02	0,05	0,00	0,60	0,02	0,05	0,00	1,00
Einfache Probleme lösen	0,04	0,08	0,00	1,00	0,04	0,09	0,00	1,00
Komplexe Probleme lösen	0,06	0,10	0,00	1,00	0,05	0,08	0,00	1,00
Lange physisch arbeiten	0,02	0,06	0,00	0,94	0,01	0,04	0,00	1,00
Hände oder Finger nutzen	0,01	0,03	0,00	0,65	0,01	0,04	0,00	1,00
Anweisungen lesen	0,03	0,06	0,00	1,00	0,03	0,06	0,00	0,63
Publikationen lesen	0,03	0,06	0,00	0,81	0,04	0,06	0,00	1,00
Bücher lesen	0,01	0,04	0,00	0,52	0,01	0,03	0,00	0,37
Anleitungen lesen	0,03	0,06	0,00	1,00	0,03	0,07	0,00	1,00
Artikel schreiben	0,00	0,02	0,00	0,35	0,00	0,02	0,00	0,33
Formulare ausfüllen	0,02	0,05	0,00	1,00	0,03	0,06	0,00	1,00
Anteile oder Prozente berechnen	0,02	0,05	0,00	0,67	0,02	0,04	0,00	0,52
Komplexe Mathematik nutzen	0,01	0,04	0,00	1,00	0,00	0,02	0,00	0,33
Internetnutzung für berufsbezog. Informationen	0,03	0,07	0,00	0,76	0,03	0,06	0,00	0,85
Programmieren	0,01	0,03	0,00	1,00	0,00	0,03	0,00	0,77
Kommunikationssoftware nutzen	0,01	0,04	0,00	0,81	0,00	0,02	0,00	0,48
Kompetenzen								
Lese- und Schreibfähigkeiten	277,9	44,1	119,7	406,1	276,8	39,2	87,2	410,1
Rechnerische Fähigkeiten	264,6	50,1	74,33	416,0	283,5	43,7	60,6	409,7
Problemlösungskompetenz	280,4	39,5	124,8	411,3	287,1	34,0	147,4	404,3
Beobachtungen (N)	75.844				3.647			

Quelle: PIAAC 2012, eigene Berechnungen und Darstellung.

Anmerkung: SD bezeichnet die Standardabweichung. Die kategoriale Umkodierung der Variablen orientiert sich an der Vorgehensweise von Arntz et al. (2016). Für die meisten Variablen wird eine Kodierung zwischen 0 und 1 vorgenommen. Tätigkeiten die täglich ausgeübt werden, werden mit 1 kodiert, Tätigkeiten die nie ausgeführt werden mit 0 kodiert. Bildung ist in drei Gruppen eingeteilt: 1 gering, 2 mittel und 3 hoch. Die Firmengröße ist ebenfalls in drei Kategorien eingeteilt: kleine Firmen mit weniger als 11 Mitarbeiter/inne/n, mittlere Firmen mit 11 bis 1000 Mitarbeiter/inne/n und große Firmen mit mehr als 1000 Mitarbeiter/inne/n. Es gibt 10 Altersgruppen Die Befragten sind zwischen 16 und 65 Jahren. Die Kompetenzen sind in erreichten Punktzahlen angegeben. Die höhere Anzahl der Beobachtungen für die USA resultiert aus der Duplikatenbildung bei der Zurodnung der mehrfachen Automatisierungswahrscheinlichkeiten nach Frey und Osborne (2013). Damit methodisch keine Verzerrung entsteht wird das Inverse der Duplikatenanzahl in die Schätzung mit aufgenommen.

Tabelle A-3: Zusammenhang zwischen Automatisierungswahrscheinlichkeit und Tätigkeiten

		Koeffizient	Standardfehler	P-Wert
Persönliche und arbeitsplatzspezifische Merkmale				
Geschlecht (Referenzkategorie: Frau)		-0,085	0,017	0,000
Altersgruppe (<20)	20-24	-0,048	0,051	0,347
	25-29	-0,012	0,056	0,835
	30-34	-0,092	0,058	0,118
	35-39	-0,105	0,053	0,050
	40-44	-0,049	0,049	0,318
	45-49	-0,048	0,060	0,424
	50-54	-0,063	0,051	0,225
	55-59	-0,083	0,059	0,162
	60-65	-0,057	0,056	0,315
Bildung (gering)	mittel	-0,104	0,032	0,002
	hoch	-0,400	0,047	0,000
Sektor (Referenzkategorie: Privatsektor)		-0,247	0,027	0,000
Zahl der Mitarbeiter (Referenzkategorie: <11)	11-1000	0,037	0,026	0,159
	>1000	-0,017	0,041	0,674
Befragter ist Vorgesetzter		0,151	0,024	0,000
Bildungsanforderungen des Jobs		-0,467	0,026	0,000
Benötigte Berufserfahrung des Jobs		-0,031	0,016	0,064
Erfahrung mit Computern im Job		-0,351	0,140	0,014
Niveau der Computernutzung		0,012	0,024	0,619
Nicht genügend gefordert		-0,099	0,038	0,012
Mehr Training notwendig		0,043	0,023	0,062
Jahreseinkommen (Perzentile)		-0,195	0,024	0,000
Tätigkeiten (analytisch und interaktiv)				
Mit anderen Kooperieren		-0,013	0,020	0,522
Informationen austauschen		0,009	0,119	0,943
Personen unterrichten		0,259	0,155	0,098
Präsentieren		-0,306	0,241	0,208
Verkaufen		-0,595	0,302	0,052
Beraten		0,391	0,117	0,001
Eigene Aktivitäten planen		0,006	0,170	0,971
Aktivitäten Anderer planen		0,190	0,219	0,387
Eigene Zeit organisieren		0,524	0,211	0,015
Personen beeinflussen		0,227	0,169	0,183
Mit Personen verhandeln		0,029	0,175	0,870
Einfache Probleme lösen		0,528	0,096	0,000
Komplexe Probleme lösen		0,455	0,111	0,000
Lange physisch arbeiten		0,326	0,133	0,017
Hände oder Finger nutzen		-0,352	0,308	0,257
Anweisungen lesen		0,164	0,119	0,172
Publikationen lesen		-0,589	0,188	0,002
Bücher lesen		-0,060	0,279	0,830
Anleitungen lesen		0,227	0,173	0,195
Artikel schreiben		-1,844	0,494	0,000
Formulare ausfüllen		0,328	0,139	0,021
Anteile oder Prozente berechnen		0,232	0,231	0,319
Komplexe Mathematik nutzen		0,139	0,190	0,469
Internetnutzung für berufsbezogene Informationen		-0,196	0,168	0,249
Programmieren		-0,281	0,429	0,515
Kommunikationssoftware nutzen		0,203	0,174	0,246
Kompetenzen				
Lese- und Schreibfähigkeiten		-0,001	0,001	0,168
Rechnerische Fähigkeiten		0,000	0,000	0,489
Problemlösungskompetenz		0,000	0,000	0,258
Konstante		0,552	0,103	0,000

Quelle: PIAAC 2012, eigene Berechnungen und Darstellung.

Tabelle A-4: Anteile der tätigkeitsbasierten Automatisierungsrisikogruppen und durchschnittliche tätigkeitsbasierte Automatisierungswahrscheinlichkeit in den einzelnen Berufsgruppen (ISCO-08 2-Steller) pro Arbeitsstunde in Österreich 2012

	ISCO-08	Berufsgruppe	Risikogruppe			ØAW
			Gering	Mittel	Hoch	
Anteile der Beschäftigten	11	Geschäftsführer/innen, Vorständ/inn/e/n, leitende Verwaltungsbedienstete und Angehörige gesetzgebender Körperschaften	44%	55%	1%	35%
	12	Führungskräfte im kaufmännischen Bereich	46%	54%	0%	38%
	13	Führungskräfte in der Produktion und bei speziellen Dienstleistungen	28%	71%	1%	41%
	14	Führungskräfte in Hotels und Restaurants, im Handel und in der Erbringung sonstiger Dienstleistungen	1%	99%	0%	53%
	21	Naturwissenschaftler/innen, Mathematiker/innen und Ingenieur/inn/e/n	50%	50%	0%	35%
	22	Akademische und verwandte Gesundheitsberufe	58%	42%	0%	29%
	23	Lehrkräfte	63%	37%	0%	32%
	24	Betriebswirt/inn/e/n und vergleichbare akademische Berufe	38%	62%	0%	36%
	25	Akademische und vergleichbare Fachkräfte in der Informations- und Kommunikationstechnologie	20%	80%	0%	45%
	26	Jurist/inn/en, Sozialwissenschaftler/innen und Kulturberufe	45%	55%	0%	34%
	31	Ingenieurtechnische und vergleichbare Fachkräfte	5%	89%	7%	54%
	32	Assistenzberufe im Gesundheitswesen	8%	90%	2%	49%
	33	Nicht akademische betriebswirtschaftliche und kaufmännische Fachkräfte und Verwaltungsfachkräfte	12%	86%	3%	49%
	34	Nicht akademische juristische, sozialpflegerische, kulturelle und verwandte Fachkräfte	10%	89%	1%	48%
	35	Informations- und Kommunikationstechniker/innen	10%	87%	3%	49%
	41	Allgemeine Büro- und Sekretariatskräfte	1%	92%	6%	57%
	42	Bürokräfte mit Kundenkontakt	7%	89%	4%	55%
	43	Bürokräfte im Finanz- und Rechnungswesen, in der Statistik und in der Materialwirtschaft	4%	84%	11%	59%
	44	Sonstige Bürokräfte und verwandte Berufe	4%	93%	4%	58%
	51	Berufe im Bereich personenbezogener Dienstleistungen	1%	88%	11%	60%
	52	Verkaufskräfte	1%	87%	12%	62%
	53	Betreuungsberufe	1%	96%	3%	57%
	54	Schutzkräfte und Sicherheitsbedienstete	5%	85%	11%	55%
	61	Fachkräfte in der Landwirtschaft	3%	94%	3%	55%
	62	Fachkräfte in Forstwirtschaft, Fischerei und Jagd	0%	100%	0%	62%
	71	Bau- und Ausbaufachkräfte sowie verwandte Berufe, ausgenommen Elektriker/innen	0%	83%	17%	63%
	72	Metallarbeiter/innen, Mechaniker/innen und verwandte Berufe	2%	75%	22%	61%
	73	Präzisionshandwerker/innen, Drucker/innen und kunsthandwerkliche Berufe	0%	84%	16%	63%
	74	Elektriker/innen und Elektroniker/innen	4%	83%	13%	57%
	75	Berufe in der Nahrungsmittelverarbeitung, Holzverarbeitung und Bekleidungsherstellung und verwandte handwerkliche Fachkräfte	1%	84%	15%	60%
	81	Bediener/innen stationärer Anlagen und Maschinen	0%	85%	15%	63%
	82	Montageberufe	0%	69%	31%	66%
	83	Fahrzeugführer/innen und Bediener/innen mobiler Anlagen	0%	86%	14%	62%
	91	Reinigungspersonal und Hilfskräfte	0%	68%	32%	66%
	92	Hilfsarbeiter/innen in der Land- und Forstwirtschaft und Fischerei	0%	100%	0%	69%
	93	Hilfsarbeiter/innen im Bergbau, im Bau, bei der Herstellung von Waren und im Transportwesen	0%	64%	36%	66%
94	Hilfskräfte in der Nahrungsmittelzubereitung	0%	85%	15%	62%	
95	Straßenhändler/innen und auf der Straße arbeitende Dienstleistungskräfte	0%	100%	0%	56%	
96	Abfallentsorgungsarbeiter/innen und sonstige Hilfsarbeitskräfte	0%	84%	16%	62%	

Quelle: PIAAC 2012, eigene Berechnungen und Darstellung.

Anmerkung: AW = Automatisierungswahrscheinlichkeit. Aufgrund von Rundungen ergeben die Zeilensummen nicht immer 100 %.

Autor/inn/en: Wolfgang Nagl, Gerlinde Titelbach, Katarina Valkova

Titel: Digitalisierung der Arbeit: Substituierbarkeit von Berufen im Zuge der Automatisierung durch Industrie 4.0

Projektbericht/Research Report

© 2017 Institute for Advanced Studies (IHS), Josefstädter Straße 39, A-1080 Vienna •
☎ +43 1 59991-0 • Fax +43 1 59991-555 • <http://www.ihs.ac.at>
