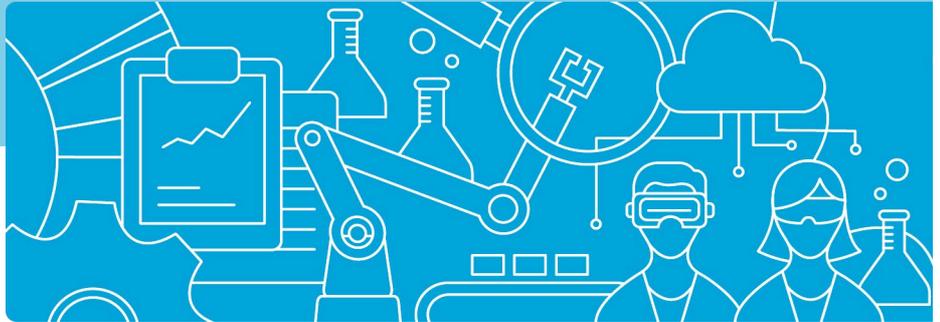


Studie zum deutschen Innovationssystem | Nr. 9-2021



Ronald Bachmann, Eckhardt Bode, Holger Görg,
Bernhard Schmidpeter

Veränderungen von Tätigkeitsprofilen im Zuge des digitalen Wandels in Deutschland



Diese Studie wurde im Auftrag der Expertenkommission Forschung und Innovation (EFI) erstellt. Die Ergebnisse und Interpretationen liegen in der alleinigen Verantwortung der durchführenden Institute. Die EFI hat auf die Abfassung des Berichts keinen Einfluss genommen.

Durchführende Institute

Institut für Weltwirtschaft (IfW Kiel)
Kiellinie 66, 24105 Kiel
www.ifw-kiel.de

RWI – Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung e.V.
Hohenzollernstraße 1 – 3, 45128 Essen
www.rwi-essen.de

Studien zum deutschen Innovationssystem

Nr. 9-2021
ISSN 1613-4338

Stand

Februar 2021

Herausgeberin

Expertenkommission Forschung und Innovation (EFI)

Geschäftsstelle

Pariser Platz 6 | 10117 Berlin
www.e-fi.de

Alle Rechte vorbehalten, insbesondere das Recht auf Vervielfältigung und Verbreitung sowie die Übersetzung. Kein Teil des Werkes darf in irgendeiner Form (durch Fotokopie, Mikrofilm oder ein anderes Verfahren) ohne schriftliche Genehmigung der EFI oder der Institute reproduziert oder unter Verwendung elektronischer Systeme gespeichert, verarbeitet, vervielfältigt oder verbreitet werden.

Kontakt und weitere Informationen

Dr. Eckhardt Bode
Institut für Weltwirtschaft (IfW Kiel)
Kiellinie 66, 24105 Kiel
T + 49 (0) 431 88 14 462
M eckhardt.bode@ifw-kiel.de

Vorwort

Die Expertenkommission Forschung und Innovation (EFI) hat das Institut für Weltwirtschaft und das RWI – Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung im November 2019 mit einer Untersuchung der „Veränderung von Tätigkeitsprofilen im Zuge des digitalen Wandels“ beauftragt. Die Auftragnehmer legen hiermit ihren Endbericht vor.

Die Autoren danken Frank Bickenbach und dem EFI-Team, vor allem Holger Bonin, für hilfreiche Kommentare, Gökyay Demir für Unterstützung mit den Daten der BIBB/IAB- und BIBB/BAuA-Erwerbstätigenbefragungen sowie Carmen Andersson, Marianne Kutzner, Michaela Rank und Andrea Schäfer für hervorragende Forschungsassistenz.

Kiel und Essen, 1. Februar 2021

Inhaltsverzeichnis

Vorwort	2
Inhaltsverzeichnis.....	3
Tabellenverzeichnis.....	4
Abbildungsverzeichnis	6
Verzeichnis der Kästen.....	7
Kurzfassung.....	8
1 Problemstellung und Gang der Untersuchung	13
2 Veränderungen der Tätigkeitsprofile seit 2000 und Einfluss der Automatisierung und der Digitalisierung	15
2.1 Zielsetzung	15
2.2 Verwendete Datensätze	15
Erwerbstätigenbefragungen.....	15
Index für Maschinelles Lernen.....	19
Bestand an Robotern	20
Automatisierungswahrscheinlichkeiten.....	20
2.3 Genereller Trend und Shift-Share Analyse	21
2.4 Die Rolle von Automatisierung und Digitalisierung bei der Veränderung der Tätigkeitsprofile	25
2.5 Zusammenfassung	29
3 Einfluss der Veränderungen der Tätigkeitsprofile auf den Bedarf an kognitiven und nicht-kognitiven Fähigkeiten	31
3.1 Überblick und Gegenstand der Untersuchung.....	31
3.2 Ergebnisse	35
Bildungsniveau.....	35
Kognitive Fähigkeiten	41
Big Five Verträglichkeit.....	44
Big Five Gewissenhaftigkeit	48
Big Five Extraversion.....	50
Big Five Emotionale Stabilität	53
Big Five Offenheit.....	55
3.3 Zusammenfassung	57
4 Auswirkungen der Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen auf den Arbeitsmarkt	59
4.1 Zielsetzung	59
4.2 Auswirkungen auf Löhne und Beschäftigungsperspektiven	59
Empirisches Modell.....	59
Ergebnisse	61
4.3 Auswirkungen auf die Berufswahl	64

4.4	Auswirkungen auf die Teilnahme an Weiterbildung	72
4.5	Zusammenfassung	76
5	Zusammenfassung und Schlussfolgerungen	78
Anhänge		84
	Anhang 1: Anhang zu Kapitel 2	84
	Anhang 2: Sozio-oekonomisches Panel (SOEP)	88
	Anhang 3: Anhang zu Kapitel 3	91
	Anhang 4: Anhang zu Kapitel 4.3	102
	Anhang 5: Verwendete Berufsgruppen.....	109
Literatur.....		114

Tabellenverzeichnis

Tabelle 2-1	Zuordnung von Tätigkeiten zu Tätigkeitskategorien über die Zeit	17
Tabelle 2-2	Überblick über Aggregation von Berufsgruppen.....	18
Tabelle 2-3	Idiosynkratische und strukturelle Komponenten der Veränderungen der Tätigkeitsprofile.....	25
Tabelle 2-4	Einfluss von Automatisierung und Digitalisierung auf die Gesamtveränderungen der Tätigkeitsprofile.....	27
Tabelle 2-5	Einfluss von Automatisierung und Digitalisierung auf die idiosynkratischen Veränderungen der Tätigkeitsprofile	28
Tabelle 2-6	Einfluss von Automatisierung und Digitalisierung auf die strukturellen Veränderungen der Tätigkeitsprofile	29
Tabelle 3-1	Zusammenhang zwischen Tätigkeitsprofil und Bildungsniveau	38
Tabelle 3-2	Zusammenhang zwischen Tätigkeitsprofil und kognitiven Kompetenzen	42
Tabelle 3-3	Zusammenhang zwischen Tätigkeitsprofil und Verträglichkeit	46
Tabelle 3-4	Zusammenhang zwischen Tätigkeitsprofil und Gewissenhaftigkeit	49
Tabelle 3-5	Zusammenhang zwischen Tätigkeitsprofil und Extraversion.....	51
Tabelle 3-6	Zusammenhang zwischen Tätigkeitsprofil und Emotionaler Stabilität	53
Tabelle 3-7	Zusammenhang zwischen Tätigkeitsprofil und Offenheit	56
Tabelle 4-1	Einfluss von Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen auf Verdienst und Arbeitstage	62
Tabelle 4-2	Einfluss von Veränderungen der Tätigkeitsprofile auf den kumulierten Verdienst.....	63
Tabelle 4-3	Einfluss von Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen auf die Berufswahl	67

Tabelle 4-4 Einfluss von Veränderungen analytischer Nicht-Routinetätigkeiten auf die Berufswahl: Marginale Effekte.....	70
Tabelle 4-5 Einfluss von Veränderungen der Anforderungen an Emotionale Stabilität auf die Berufswahl: Marginale Effekte.....	72
Tabelle 4-6 Einfluss von Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen auf die Partizipation an Training und die Finanzierung von Training.....	74
Tabelle 4-7 Einfluss von Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen auf die Partizipation an Spezialtraining.....	75
Tabelle A1-1 Idiosynkratische und strukturelle Komponenten der Veränderungen der Tätigkeitsprofile – Berufsgruppen nach KldB 2010.....	87
Tabelle A2-1 Gewählte Grenzen zwischen den Kompetenzniveaus bei den Big Five.....	90
Tabelle A3-1 Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an das Bildungsniveau 1999-2018: Ranking von Berufen.....	95
Tabelle A3-2 Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an kognitiven Kompetenzen 1999-2018: Ranking von Berufen.....	96
Tabelle A3-3 Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Verträglichkeit 2006-2018: Ranking von Berufen.....	97
Tabelle A3-4 Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Gewissenhaftigkeit 2006-2018: Ranking von Berufen.....	98
Tabelle A3-5 Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Extraversion 2006-2018: Ranking von Berufen.....	99
Tabelle A3-6 Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Emotionaler Stabilität 2006-2018: Ranking von Berufen.....	100
Tabelle A3-7 Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Offenheit 2006-2018: Ranking von Berufen.....	101
Tabelle A4-1 Deskriptive Statistiken für die Variablen zur Berufswahl.....	102
Tabelle A4-2 Korrelationsmatrix für die Variablen zur Berufswahl.....	103
Tabelle A4-3 Einfluss von Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen auf die Berufswahl: Kontrollvariablen.....	104
Tabelle A4-4 Einfluss von Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen auf die Berufswahl: Ergänzende Ergebnisse.....	105
Tabelle A4-5 Einfluss von Veränderungen interaktiver Nicht-Routinetätigkeiten auf die Berufswahl: Marginale Effekte.....	106
Tabelle A4-6 Einfluss von Veränderungen manueller Routinetätigkeiten auf die Berufswahl: Marginale Effekte.....	106
Tabelle A4-7 Einfluss von Veränderungen kognitiver Routinetätigkeiten auf die Berufswahl: Marginale Effekte.....	107

Tabelle A4-8 Einfluss von Veränderungen der Anforderungen an kognitive Fähigkeiten auf die Berufswahl: Marginale Effekte.....	107
Tabelle A4-9 Einfluss von Veränderungen der Anforderungen an Verträglichkeit auf die Berufswahl: Marginale Effekte.....	108
Tabelle A4-10 Einfluss von Veränderungen der Anforderungen an Offenheit auf die Berufswahl: Marginale Effekte.....	108
Tabelle A5-1 Verwendete Berufsgruppen und Berufe der internationalen ISCO-08 Berufsklassifikation	109
Tabelle A5-2 65 Berufsgruppen der deutschen KldB 2010 Berufsklassifikation	112

Abbildungsverzeichnis

Abb. 2-1 Intensitäten der ausgeübten Tätigkeiten 1999-2018	22
Abb. 2-2 Veränderungen der Intensitäten der ausgeübten Tätigkeiten 1999-2018.....	23
Abb. 3-1 Tatsächliche und geschätzte, durch Veränderungen der Tätigkeitsprofile induzierte Veränderungen des beruflichen Bedarfs an formaler Bildung nach Perioden 1999-2018.....	36
Abb. 3-2 Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an formaler Bildung nach Berufsgruppen 1999-2018	40
Abb. 3-3 Tatsächliche und geschätzte, durch Veränderungen der Tätigkeitsprofile induzierte Veränderungen des beruflichen Bedarfs an kognitiven Fähigkeiten nach Perioden 2006-2018.....	43
Abb. 3-4 Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an kognitiven Fähigkeiten nach Berufsgruppen 2012-2018.....	44
Abb. 3-5 Tatsächliche und geschätzte, durch Veränderungen der Tätigkeitsprofile induzierte Veränderungen des beruflichen Bedarfs an Verträglichkeit nach Perioden 2006-2018.....	47
Abb. 3-6 Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Verträglichkeit nach Berufsgruppen 2006-2018	48
Abb. 3-7 Tatsächliche und geschätzte, durch Veränderungen der Tätigkeitsprofile induzierte Veränderungen des beruflichen Bedarfs an Gewissenhaftigkeit nach Perioden 2006-2018.....	49
Abb. 3-8 Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Gewissenhaftigkeit nach Berufsgruppen 2006-2018	50
Abb. 3-9 Tatsächliche und geschätzte, durch Veränderungen der Tätigkeitsprofile induzierte Veränderungen des beruflichen Bedarfs an Extraversion nach Perioden 2006-2018.....	52

Abb. 3-10 Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Extraversion nach Berufsgruppen 2006-2018	52
Abb. 3-11 Tatsächliche und geschätzte, durch Veränderungen der Tätigkeitsprofile induzierte Veränderungen des beruflichen Bedarfs an Emotionale Stabilität nach Perioden 2006-2018.....	54
Abb. 3-12 Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Emotionale Stabilität nach Berufsgruppen 2006-2018.....	55
Abb. 3-13 Tatsächliche und geschätzte, durch Veränderungen der Tätigkeitsprofile induzierte Veränderungen des beruflichen Bedarfs an Offenheit nach Perioden 2006-2018.....	57
Abb. 3-14 Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Offenheit nach Berufsgruppen 2006-2018	58
Abb. A1-1 Intensitäten der ausgeübten Tätigkeiten 1999-2018	86
Abb. A1-2 Veränderungen der Intensitäten der ausgeübten Tätigkeiten 1999-2018.....	86
Abb. A2-1 Verteilung der Scores für kognitive und nicht-kognitive Fähigkeiten in SOEP.....	89

Verzeichnis der Kästen

Kasten 3-1 Zur Interpretation der Wachstumskoeffizienten	34
--	----

Kurzfassung

Die vorliegende Studie untersucht die Auswirkungen des technologischen Wandels auf den Arbeitsmarkt in Deutschland im Zeitraum 1999-2018. Hierbei liegt der Fokus auf dem Wandel der Tätigkeitsprofile und dem Bedarf an kognitiven und nicht-kognitiven Fähigkeiten sowie deren Effekte auf individuelle Arbeitsmarktergebnisse (Beschäftigung, Löhne), die Teilnahme an beruflicher Weiterbildung und die Berufswahl. Die wichtigsten Ergebnisse werden im Folgenden kurz zusammengefasst.

Hinsichtlich der generellen Entwicklung der Tätigkeitsprofile wurde in der wissenschaftlichen Literatur bisher konstatiert, dass es in Deutschland in den 1980er und 1990er Jahren zu einem Rückgang der Routinetätigkeiten und zu einem Anstieg der Nicht-Routinetätigkeiten kam; dies war nahezu ausschließlich auf Veränderungen innerhalb von Berufen zurückzuführen (Spitz-Oener 2006). Die vorliegenden Analysen zeigen, dass sich diese Entwicklung noch bis zur Mitte der 2000er Jahre fortgesetzt hat, dass sich aber danach sowohl der Rückgang von Routinetätigkeiten, als auch der Anstieg von nicht-Routinetätigkeiten deutlich verlangsamt haben. Zudem sind die Veränderungen verstärkt auf Verschiebungen von Beschäftigungsanteilen zwischen Berufen zurückzuführen, weniger auf Veränderungen innerhalb von Berufen. Diese Abschwächung des Wandels der Tätigkeitsprofile steht im Einklang mit dem Auslaufen der Phase beschleunigter Digitalisierung (Gordon und Sayed 2020). Sie findet sich auch in einigen Studien zur zeitlichen Entwicklung von Tätigkeitsprofilen in Deutschland seit der Mitte der 2000er Jahre (Bachmann et al. 2019, Fedorets 2019, Storm 2020), wird dort aber nicht explizit thematisiert.¹

Im Detail lassen sich Veränderungen bei den fünf untersuchten Tätigkeitskategorien wie folgt zusammenfassen:

- Die Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten ist zwar ab Mitte der 2000er Jahre weiterhin gestiegen, aber deutlich langsamer als zuvor. Diese Tätigkeiten weisen nach wie vor deutliche Komplementaritäten mit digitalen Technologien auf, insbesondere mit PCs. Mit dem Anstieg der Intensität dieser Tätigkeiten ist auch der berufliche Bedarf an höheren Kompetenzen vor allem bei formaler Bildung, kognitiven Kompetenzen und Offenheit für Neues (neugierige, fantasievolle Persönlichkeit) gestiegen.
- Die Intensität interaktiver Nicht-Routinetätigkeiten hat ebenfalls nur noch leicht zugenommen, vor allem aufgrund des Strukturwandels hin zu Berufen, in denen diese Tätigkeiten eine größere Rolle spielen. Auch diese Tätigkeiten weisen nach wie vor deutliche Komplementaritäten mit digitalen Technologien und insbesondere PCs auf. Da die Intensität dieser Tätigkeiten innerhalb von Berufen insgesamt kaum gestiegen ist, ist auch der berufliche Bedarf an Verträglichkeit und Extraversion, die unter den Big Five besonders eng mit sozialen Kompetenzen assoziiert sind, kaum gestiegen.
- Die Intensität kognitiver Routinetätigkeiten ist nach einem vorübergehenden, deutlichen Anstieg in den frühen 2000er Jahren wieder tendenziell zurückgegangen. Entspre-

¹ Auf eine ähnliche Abschwächung des Wandels der Tätigkeitsprofile auch in den USA gegen Ende der 2000er Jahre deutet Deming (2017, Figure III) hin. Diese Daten reichen allerdings nur bis 2012.

chend ist von ihnen auch insgesamt kein zunehmender Bedarf an Fachkräften mehr ausgegangen.

- Manuelle Routinetätigkeiten haben tendenziell weiter an Bedeutung verloren, was insbesondere dem strukturellen Wandel zwischen Berufen geschuldet ist. Dieser strukturelle Wandel weg von Berufen mit höherer Intensität manueller Routinetätigkeiten wurde – ähnlich wie in den 1980er und 1990er Jahren – durch die Automatisierung forciert. Allerdings bringt der zunehmende Einsatz von Robotern auch einen zunehmenden Bedarf an Arbeitskräften mit sich, die diese steuern und überwachen.
- Manuelle Nicht-Routinetätigkeiten haben wieder an Bedeutung verloren, nachdem ihre Intensität in den 1980er und 1990er Jahren angestiegen war (Spitz-Oener 2006). Im Gegensatz zu den anderen Tätigkeiten erfolgte dieser Rückgang vor allem durch Veränderungen der Tätigkeitsprofile innerhalb von Berufen und weniger durch den Strukturwandel zwischen Berufen. Digitalisierung und Automatisierung hatten hierauf keinen nennenswerten Einfluss.

Die beschriebene Entwicklung der kognitiven Routinetätigkeiten ist besonders interessant, da es sich hierbei einerseits um Routinetätigkeiten handelt, die tendenziell an Bedeutung verlieren, andererseits um kognitive Tätigkeiten, die tendenziell an Bedeutung gewinnen. Bei diesen Tätigkeiten hat der Bedarf an Beschäftigten mit hohem Bildungsstand (Akademiker) und hoher Offenheit Anfang der 2000er Jahre vorübergehend zugenommen, obwohl diese Tätigkeiten in den vorangegangenen Dekaden eher eine Domäne von Beschäftigten mit mittlerem Bildungsstand (Fachkräfte) waren. Zudem hat sich die Relation dieser Tätigkeiten zu Computern umgekehrt: Während sie in den 1980er und 1990er Jahren in erheblichem Umfang durch Computer ersetzt wurden, sind sie seit den 2000er Jahren komplementär zu Computern: Ihre Intensität steigt mit zunehmendem Einsatz von Computern an, statt abzunehmen.² In der Literatur wurde diese Veränderung bisher weder thematisiert, noch finden sich dort einschlägige Erklärungsversuche. Eine mögliche Erklärung könnte sein, dass die zunehmende Automatisierung der Prüf- und Qualitätssicherungsverfahren, die den Kern dieser Tätigkeiten ausmachen, auch einen zusätzlichen Bedarf an Arbeitskräften schafft, die diese automatisierten Verfahren begleiten. Die Etablierung und Optimierung solcher automatisierter Verfahren könnte zudem vorübergehend höhere Qualifikationen erfordert haben.

Der verstärkte Einsatz Maschinellen Lernens hat grundsätzlich die Intensitäten der Ausführung aller fünf Tätigkeiten erhöht. Es hat dabei überwiegend den Strukturwandel zwischen Berufen beeinflusst, besonders in den 2010er Jahren. Die Tätigkeitsprofile innerhalb von Berufen hat es dagegen kaum beeinflusst. Der in der vorliegenden Studie identifizierte positive Einfluss Maschinellen Lernens auf alle Tätigkeitsintensitäten sollte allerdings aus mindestens zwei Gründen vorsichtig interpretiert werden. Zum einen ist der hier verwendete Index von Brynjolfsson et al. (2018) zwar momentan noch alternativlos, aber nur bedingt geeignet, den Einfluss von Maschinellen Lernen auf Tätigkeitsprofile abzubilden. Die dem Index zugrundeliegenden Fra-

² Teilweise ist auch ein Zusammenhang dieser Entwicklung mit der Zunahme an Maschinellen Lernen (ML) zu erkennen. Dieses Ergebnis ist jedoch mit Vorsicht zu interpretieren, da es stark von der Definition des verwendeten ML-Index und der durch ML theoretisch ersetzbaren Tätigkeiten abhängt. Generell ist der messbare Einfluss von Maschinellen Lernen bisher gering.

gen zielen vor allem darauf ab, zu ermitteln, wie schnell und detailliert Rückmeldungen zu den Ergebnissen der Tätigkeit benötigt werden. Dies führt dazu, dass nicht nur komplexe Tätigkeiten, sondern auch manche Routinetätigkeiten, z.B. „messen und überprüfen“, als schwer ersetzbar eingestuft werden. Dies führt dazu, dass Maschinelles Lernen nicht nur mit analytischen Nicht-Routinetätigkeiten, sondern auch mit Routinetätigkeiten positiv korreliert ist. Um ein differenzierteres Bild zu erhalten, sind verbesserte Erhebungen notwendig. Zum zweiten gibt es bisher nur wenig Evidenz zu den ökonomischen Auswirkungen Maschinellen Lernens. Es herrscht noch kein breiter Konsens darüber, welche Tätigkeiten durch Maschinelles Lernen besonders stark betroffen sein werden. Daher sind auch Vorhersagen über die Auswirkungen Maschinellen Lernen auf den Arbeitsmarkt mit hoher Unsicherheit behaftet (Brynjolfsson und Mitchell 2017). Oftmals wird vereinfachend unterstellt, dass diese Auswirkungen auf Beschäftigte und Tätigkeiten ähnlich derer der Automatisierung sein werden. Dies kann aber zu falschen Schlussfolgerungen führen (Agrawal et al. 2019b). So findet beispielsweise Webb (2020), dass künstliche Intelligenz nicht nur Beschäftigte in Routinetätigkeiten, sondern vor allem in überwiegend analytischen und hochbezahlten Berufen betreffen wird.

Der Wandel der Tätigkeitsprofile seit Anfang der 2000er Jahre hat den beruflichen Bedarf an verschiedenen Fähigkeitsmerkmalen der Beschäftigten sehr unterschiedlich beeinflusst. In der vorliegenden Studie wird nicht nur der Einfluss auf den Bedarf an formaler (schulischer und beruflicher) Bildung untersucht, der auch in früheren Studien (z.B. Spitz-Oener 2006) im Vordergrund stand. Zusätzlich wird auch der Einfluss auf den Bedarf an kognitiven sowie nicht-kognitiven Fähigkeiten (Big Five Persönlichkeitsmerkmale: Verträglichkeit, Gewissenhaftigkeit, Extraversion, Emotionale Stabilität und Offenheit für Neues) untersucht, für den bisher kaum empirische Evidenz vorliegt. Die Studie zeigt, dass der Bedarf an hoher formaler Bildung (Hochschulabsolventen) infolge des Wandels der Tätigkeitsprofile weiter zugenommen hat. Anders als in den 1980er und 1990er Jahren wurde dieser zunehmende Bedarf allerdings fast ausschließlich durch die weiter steigende Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten induziert. Von den interaktiven Nicht-Routinetätigkeiten ging dagegen kein wesentlicher zusätzlicher Bedarf mehr aus, weil deren Intensität kaum noch gestiegen ist. Parallel zum Bedarf an hoher formaler Bildung hat auch der Bedarf an hohen kognitiven Fähigkeiten und hoher Offenheit für Neues zugenommen – ebenfalls vor allem induziert durch die steigende Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten. Der Bedarf an den übrigen nicht-kognitiven Fähigkeiten hat sich dagegen kaum verändert. Dies liegt einerseits daran, dass keine spezifischen Anforderungen von Tätigkeiten an diese Persönlichkeitsmerkmale identifiziert werden, wie es etwa bei Emotionaler Stabilität der Fall ist. Andererseits liegt es daran, dass sich die Intensitäten der Tätigkeiten, die spezifische Anforderungen stellen, im Untersuchungszeitraum kaum verändert haben. Letzteres trifft insbesondere auf Verträglichkeit und Extraversion zu, die soziale Kompetenzen bedingen und Beschäftigte zur Ausführung interaktiver Nicht-Routinetätigkeiten befähigen.

Unter den Berufsgruppen (1-Steller der ISCO-08 Klassifikation) sind seit Anfang der 2000er Jahre vor allem die Kompetenzanforderungen an Handwerks- und Dienstleistungsberufe sowie an Landwirtschaftliche Fachkräfte und Bediener von Anlagen und Maschinen (inkl. Montageberufe) gestiegen. Hierfür zeichnet wiederum in erster Linie die zunehmende Intensität analy-

tischer Nicht-Routinetätigkeiten verantwortlich. Entsprechend hat in diesen Berufsgruppen vor allem der Bedarf an formaler Bildung, kognitiven Fähigkeiten und Offenheit zugenommen.

Bei der Untersuchung der Auswirkungen des Wandels der Tätigkeitsprofile und der Fähigkeitsanforderungen auf den Arbeitsmarkterfolg (Beschäftigung, Löhne) zeigt sich ein statistisch signifikanter Zusammenhang nur für die frühen 2000er Jahre, in denen sich die Tätigkeitsprofile noch vergleichsweise stark verändert haben. Eine Ausnahme bilden die analytischen Nicht-Routinetätigkeiten, deren Zunahme auch danach noch mit einem Lohnwachstum einhergegangen ist. Der Anstieg der Intensität kognitiver Routinetätigkeiten ging in den frühen 2000er Jahren sogar mit einem niedrigeren Lohnwachstum einher. Dieser negative Zusammenhang kann einerseits durch eine niedrigere Matcheffizienz erklärt werden, d.h. die entsprechenden Beschäftigten finden keine Stelle, die besonders gut zu ihnen passt. Andererseits ist es wahrscheinlich, dass viele kognitive Routinetätigkeiten mit geringer Produktivität und entsprechend niedriger Entlohnung extern vergeben werden können, etwa durch „Outsourcing“ (siehe Schmidpeter und Winter-Ebmer 2020, Faia et al. 2020). Diese Option stärkt die Verhandlungsmacht der Arbeitgeberinnen und Arbeitgeber deutlich und kann somit Lohnerhöhungen verhindern.

Höheres Lohnwachstum ist vor allem in Berufen erkennbar, die einen starken Anstieg der Anforderungen an kognitive Fähigkeiten sowie an Offenheit, Kooperationswillen und Emotionale Stabilität aufweisen. Dies steht im Einklang mit wissenschaftlichen Untersuchungen für die USA, die sozialen Fähigkeiten eine wichtige Rolle für den Arbeitsmarkterfolg bescheinigen (z.B. Deming 2017). Dabei ist allerdings auch zu beachten, dass wichtige Faktoren, welche die Auswirkungen veränderter Tätigkeitsprofile verstärken können, wie zum Beispiel die Rolle von Arbeitgebern (z.B. Cortes et al. 2020), in der vorliegenden Studie nicht betrachtet werden.

Auf die erstmalige Berufswahl junger Berufseinsteiger haben die Veränderungen von Tätigkeitsprofilen und Fähigkeitsanforderungen innerhalb der Berufe zwar einen statistisch signifikanten Einfluss. Die ökonomische Signifikanz dieser Einflüsse, die bisher in der Literatur kaum untersucht wurden, ist allerdings gering. So ergeben die Schätzungen, dass sich nur wenige Zehntel oder sogar nur wenige Hundertstel der Berufseinsteiger für einen anderen Beruf entschieden hätten, wenn sich beispielsweise die Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten oder die Anforderungen an Emotionale Stabilität in dem von ihnen präferierten Beruf nicht verändert hätte.

Die Untersuchung der Teilnahme an Weiterbildungsmaßnahmen zeigt, dass veränderte Tätigkeitsprofile mit (komplementären) Teilnahmen an speziellen Trainingsmaßnahmen einhergehen. So geht ein stärkerer Anstieg von analytischen Nicht-Routinetätigkeiten in einem Beruf mit einer höheren Wahrscheinlichkeit einher, an IT-Kursen teilzunehmen. Dies lässt sich durch die steigenden Anforderungen in diesen Berufen erklären, gut mit dem Computer und spezifischen Computerprogrammen umzugehen. Beide Faktoren bedingen sich hier offenbar gegenseitig: So findet Tamm (2018), dass eine Teilnahme an EDV-Weiterbildungskursen zu einer höheren Intensität von Tätigkeiten in diesen Bereichen führt. Ein ähnlicher Sachverhalt zeigt sich bei Berufen mit einem besonders starken Wachstum der Intensität manueller Nicht-Routinetätigkeiten. Dieses führt zu einer höheren Wahrscheinlichkeit, an Kursen in den Bereichen Soziales, Bildung, und Gesundheit teilzunehmen. Dies ist vermutlich darauf zurückzuführen,

dass die Komplexität von Berufen in diesen Bereichen, darunter Pflegeberufe, mit der Zeit zugenommen hat, was entsprechende Weiterbildungen notwendig macht. Die Ergebnisse deuten auch darauf hin, dass zunehmende Anforderungen an Emotionale Stabilität und abnehmende Anforderungen an Verträglichkeit mit einer geringeren Wahrscheinlichkeit einhergehen, an Weiterbildung in den Bereichen Soziales, Bildung und Gesundheit teilzunehmen. Dieses überraschende Ergebnis deutet auf eine Selbstselektion von Beschäftigten sowohl in die entsprechenden Berufe als auch in die für diese Berufe angebotenen Weiterbildungen hin.

1 Problemstellung und Gang der Untersuchung

Technologische Innovationen wie Computer und Roboter haben in den letzten Jahrzehnten starke Auswirkungen auf die Arbeitswelt gehabt. Einerseits können diese Innovationen die Produktivität und den Wohlstand einer Gesellschaft steigern. Andererseits besteht die Befürchtung, dass Jobs verloren gehen, es zu Lohneinbußen kommt, und somit zumindest bestimmte Bevölkerungsgruppen negativ betroffen sein könnten. Beispielsweise wurde in einer einflussreichen Studie für die USA argumentiert, dass 47% aller Jobs innerhalb der nächsten 10-20 Jahre aufgrund des zunehmenden Einsatzes von Technologien wie künstlicher Intelligenz und Robotern verloren gehen könnten (Frey und Osborne 2017). Auch wenn diese Ergebnisse für Deutschland in einer Folgestudie deutlich relativiert wurden (Bonin et al. 2015), besteht weiterhin große Unsicherheit über die zukünftigen Effekte des technologischen Wandels auf den Arbeitsmarkt.

Bei der Untersuchung der Effekte von Technologie auf den Arbeitsmarkt hat sich der Task-Ansatz³ als besonders hilfreicher Erklärungs- und Analyserahmen herausgestellt. Zahlreiche Studien haben gezeigt, dass diese Effekte vor allem für Arbeitskräfte, die Routinetätigkeiten durchführen, negativ sind, und zwar sowohl hinsichtlich der Beschäftigung als auch hinsichtlich der Löhne (Autor et al. 2003, Bachmann et al. 2019, Cortes 2016, Goos et al. 2009). Dies lässt sich darauf zurückführen, dass Jobs, in denen überwiegend Routinetätigkeiten durchgeführt werden, recht einfach durch Computer und Roboter ersetzt werden können. Da sich diese Jobs vor allem in der Mitte der Lohnverteilung befinden, führt dieser Prozess zu einer Polarisierung der Beschäftigung. Die Anzahl der Jobs in der Mitte der Lohnverteilung nimmt ab, während die an den Rändern zunimmt.

Von besonderer Bedeutung für die Auswirkungen des technologischen Wandels auf individueller Ebene sind das Bildungsniveau und die Fähigkeiten, über die individuelle Beschäftigte verfügen. Diese sind zum einen wichtige Bestimmungsfaktoren für die genannten Auswirkungen; zum anderen sind sie zumindest teilweise durch die Wirtschafts- bzw. Bildungspolitik beeinflussbar. Kognitive Fähigkeiten (Intelligenz), aber auch nicht-kognitive Fähigkeiten (Denk-, Gefühls- und Verhaltensmuster) haben einen bedeutenden Einfluss auf die Berufswahl und den Erfolg am Arbeitsmarkt (Hanushek und Wößmann 2008, Heckman et al. 2006). Im Zuge des digitalen Wandels ist die Nachfrage nicht nur nach hohen kognitiven Fähigkeiten gestiegen, sondern auch die nach bestimmten nicht-kognitiven Fähigkeiten, darunter insbesondere sozialer Kompetenzen. Verschiedene Studien kommen zu dem Ergebnis, dass auch die Komplementaritäten zwischen beiden zugenommen zu haben (Borghans et al. 2008b, Edin et al. 2017, Cortes et al. 2018).

Ebenfalls von großer Bedeutung für die Auswirkungen des technologischen Wandels ist, wie die individuellen Reaktionen auf diese Entwicklungen ausfallen. Ein wichtiger Faktor ist hierbei die Berufswahl junger Menschen, die in den Arbeitsmarkt eintreten. Hier ist insbesondere von Interesse, ob diese sich daran orientieren, wie zukunftsträchtig ein bestimmter Beruf angesichts des technologischen Wandels ist. Ein weiterer wichtiger Faktor ist, ob Personen, die bereits in einem bestimmten Beruf tätig sind, an Weiterbildungen teilnehmen, um mit dem tech-

³ Tasks = Tätigkeiten.

nologischen Wandel Schritt halten zu können (Edin et al. 2020, Schmidpeter und Winter-Ebmer 2020)

Vor diesem Hintergrund geht die vorliegende Studie den folgenden forschungsleitenden Fragestellungen nach:

- Wie haben sich die beruflichen Tätigkeiten in Deutschland in den letzten zwei Jahrzehnten verändert? Inwiefern ist dies auf den Einsatz bestimmter Technologien (Computer, Roboter etc.) zurückzuführen?
- In welchem Umfang haben diese veränderten Tätigkeitsprofile den konkreten Bedarf an kognitiven und nicht-kognitiven Fähigkeiten verändert, in welchen Berufen sind die Ansprüche an diese Fähigkeiten besonders stark gestiegen, und wie haben sich im Vergleich dazu die tatsächlichen Fähigkeiten der Beschäftigten entwickelt?
- Welche Effekte haben die analysierten Veränderungen der Tätigkeiten und Fähigkeiten auf individuelle Arbeitsmarktergebnisse (Beschäftigung, Löhne), die Berufswahl junger Berufseinsteiger und die Teilnahme an beruflicher Weiterbildung?

Zur Beantwortung der genannten Fragen werden verschiedene Datensätze mit Hilfe mikroökonomischer Methoden untersucht. In Kapitel 2 wird mit Hilfe der Erwerbstätigenbefragung von BIBB/IAB bzw. BIBB/BAuA aufgezeigt, in welchem Maße sich die Struktur der verschiedenen beruflichen Tätigkeiten, die Arbeitskräfte im Rahmen ihrer Jobs ausführen, auf gesamtwirtschaftlicher Ebene und innerhalb der einzelnen Berufe verändert haben. Darauf aufbauend wird untersucht, wie stark der Zusammenhang zwischen diesen Veränderungen und dem digitalen technischen Fortschritt ist. Hierbei wird sowohl auf den schon seit längerem zu beobachtenden Einsatz von Computern und Robotern eingegangen, als auch auf Technologien wie künstliche Intelligenz und maschinelles Lernen, deren Effekte gerade erst spürbar werden.

In Kapitel 3 wird analysiert, wie sich der Bedarf an Fähigkeiten (Bildungsniveau, kognitive und nicht-kognitive Fähigkeiten) infolge des in Kapitel 2 festgestellten Wandels der Tätigkeitsprofile entwickelt hat, und wie sich im Vergleich dazu die Fähigkeiten der Beschäftigten entwickelt haben. Hierzu wird abgeschätzt, wie stark sich mit den Veränderungen der Tätigkeitsstrukturen der Bedarf an die verschiedenen Fähigkeitsmerkmale am Arbeitsmarkt verändert hat. Für diese Analyse werden die Daten der Erwerbstätigenbefragung mit denen des Sozio-oekonomischen Panels (SOEP) verknüpft.

Abschließend wird in Kapitel 4 untersucht, welchen Einfluss die Veränderungen (i) der Tätigkeitsprofile (aus Kapitel 2) und (ii) der kognitiven und nicht-kognitiven Fähigkeiten im eigenen Beruf (aus Kapitel 3) auf die individuelle Lohnentwicklung, die Beschäftigungsperspektiven und die Teilnahme an beruflicher Weiterbildung haben. Zudem wird der Einfluss dieser beiden Faktoren auf die Berufswahl junger Berufseinsteiger analysiert.

Ein abschließendes Kapitel fasst die wichtigsten Ergebnisse zusammen und zieht Schlussfolgerungen.

2 Veränderungen der Tätigkeitsprofile seit 2000 und Einfluss der Automatisierung und der Digitalisierung

2.1 Zielsetzung

Eine Vielzahl bestehender Studien untersuchen Veränderungen der Tätigkeitsprofile lediglich auf der Ebene hoch aggregierter Berufsgruppen, um die Arbeitsmarktwirkung des digitalen Wandels zu analysieren (z.B. Autor et al. 2003, Autor et al. 2006, Spitz-Oener 2006, Autor und Dorn 2013, Deming 2017). Der große Nachteil dieser aggregierten Herangehensweise ist, dass sie keine Aussagen darüber treffen können, wie stark die einzelnen Berufe innerhalb dieser Gruppen vom technologischen Fortschritt betroffen sind. Neuere Studien zeigen, dass sich die Tätigkeitsprofile auch innerhalb von Berufsgruppen durch Automatisierung und Digitalisierung erheblich ändern (Atalay et al. 2020, Hershbein und Kahn 2018, Autor und Handel 2013). Daher sollen hier die Entwicklungen der Tätigkeitsprofile auf der Ebene fein gegliederter Berufe untersucht werden.

In diesem Kapitel soll für Deutschland beschrieben werden, (a) wie sich die Tätigkeitsprofile der Erwerbstätigen insgesamt seit Anfang der 2000er Jahre verändert haben und in welchem Maße sich diese Veränderungen innerhalb von Berufen oder zwischen Berufen vollzogen haben. Zudem soll (b) analysiert werden, in welchem Maße sich diese Veränderungen auf die Automatisierung und Digitalisierung von Arbeitsprozessen zurückführen lassen.

2.2 Verwendete Datensätze

Hierfür werden vier unterschiedliche Datensätze verwendet: die Erwerbstätigenbefragung, der Index des Maschinellen Lernens von Brynjolfsson et al. (2018), der Bestand an Robotern innerhalb einer Industrie bereitgestellt durch International Federation of Robotics (IFR 2018), sowie die Automatisierungswahrscheinlichkeiten von Frey und Osborne (2017). Im Folgenden werden wir jeden dieser vier Datensätze genauer beschreiben.

Erwerbstätigenbefragungen

Übersicht

Die Erwerbstätigenbefragungen sind repräsentative telefonische Befragungen von rund 20.000 Erwerbstätigen, die im Abstand von etwa sechs Jahren vom Bundesinstitut für Berufsbildung (BIBB) und der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BAuA) (bis 1998/99: Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung, IAB) durchgeführt werden. Befragt werden Erwerbstätige ab 15 Jahren mit einer regelmäßigen Arbeitszeit von mindestens 15 Stunde pro Woche. Die erste Befragung wurde im Jahr 1979 durchgeführt, die letzte im Jahr 2018. Wir verwenden die Wellen 1998/99, 2005/06, 2011/12 und 2018, um unsere Fragestellung zu beantworten.

Im Mittelpunkt der Studie stehen detaillierte Fragen zu den ausgeübten Tätigkeiten am Arbeitsplatz sowie zur Nutzung von PCs. In jeder der verwendeten Welle wurden die Studienteilnehmenden befragt, ob sie einen PC am Arbeitsplatz verwenden. Ab der Befragung 2005/06 wurde die Frage leicht verändert und es wurde auch nach der Häufigkeit des Einsatzes von PCs (häufig oder manchmal) gefragt. In unserer Analyse verwenden wir den Anteil an Nutzern von PCs innerhalb von Berufen als einen Indikator für den technologischen Fortschritt. Um mit der Befragung vor der Welle 2005/06 konsistent zu sein, stufen wir Erwerbstätige als PC-Nutzer ein, wenn sie „häufig“ oder „manchmal“ auf die Frage nach ihrem PC-Gebrauch antworten.⁴

Wir verwenden die Antworten zu den Fragen nach den ausgeübten Tätigkeiten, um berufliche Tätigkeitsprofile zu erstellen. Diese Tätigkeitsprofile bilden ein Kernstück unserer Analyse und wir diskutieren ihre Konstruktion im Folgenden genauer.

Definition und Vereinheitlichung von Tätigkeitsprofilen

Wir beschreiben die Tätigkeitsprofile von Berufen anhand der Intensitäten, mit denen Beschäftigte verschiedene berufliche Tätigkeiten ausführen. Dabei aggregieren wir die in den Erwerbstätigenbefragungen erfassten Tätigkeiten zu den fünf Kategorien, die üblicherweise in der Literatur verwendet werden (z.B. Spitz-Oener 2006): manuelle Routinetätigkeiten, kognitive Routinetätigkeiten, manuelle Nicht-Routinetätigkeiten, interaktive Nicht-Routinetätigkeiten und analytische Nicht-Routinetätigkeiten. Diese Kategorien werden im Folgenden auch vereinfachend als „Tätigkeiten“ bezeichnet. Während die Möglichkeit, Veränderungen von Tätigkeitsprofilen sowohl innerhalb von Berufen als auch zwischen Berufen zu messen, ein großer Vorteil der Erwerbstätigenbefragung gegenüber anderen Datensätzen ist, werden einzelne Tätigkeiten in den Erwerbstätigenbefragungen nicht konsistent über die Zeit abgefragt. Deshalb vereinheitlichen wir die Tätigkeitsintensitäten über die verschiedenen Wellen. Wir verfolgen hierbei den Ansatz von Bachmann et al. (2019).

Tabelle 2-1 zeigt die Zuordnung der Tätigkeiten aus der Erwerbstätigenbefragung zu unseren fünf Kategorien für die verschiedenen Wellen. Wie aus der Tabelle ersichtlich wird, gibt es vor allem zwischen der Welle der Jahre 1998/99 und den späteren Wellen einen kleinen Bruch in den zugeordneten Tätigkeiten. Beispielsweise werden ab 2005/06 explizit Entwickeln, Forschen und Konstruieren als Tätigkeiten abgefragt, in der Welle der Jahre 1998/99 hingegen nur Entwickeln. Trotz dieser Unterschiede sind die zugeordneten Tätigkeiten über die Zeit überwiegend vergleichbar.

Unter Verwendung der Erwerbstätigenbefragungen definieren wir die Tätigkeitsintensitäten (TI), die über alle Tätigkeitskategorien hinweg das Tätigkeitsprofil von Beschäftigten beschreiben, auf individueller Ebene (Index i) wie in Spitz-Oener (2006):

$$TI_{ijt} = \frac{\text{Anzahl ausgeübter Tätigkeiten in Kategorie } j \text{ in Welle } t}{\text{Gesamtanzahl an Tätigkeiten in Kategorie } j \text{ in Welle } t} * 100 \quad (1)$$

⁴ Die Ergebnisse sind qualitativ sehr ähnlich, wenn wir nur Nutzer berücksichtigen, welche „häufig“ als Antwort angeben.

Tabelle 2-1
Zuordnung von Tätigkeiten zu Tätigkeitskategorien über die Zeit

	1998/99	2005/06	2011/12	2018
Routine Manuell	Überwachen (Maschinen, Anlagen...) Herstellen von Waren Transportieren	Überwachen (Maschinen, Anlagen...) Herstellen von Waren Transportieren, Lagern, Versenden	Überwachen (Maschinen, Anlagen...) Herstellen von Waren Transportieren, Lagern, Versenden	Überwachen (Maschinen, Anlagen...) Herstellen von Waren Transportieren, Lagern, Versenden
Nicht-Routine Manuell	Reparieren Versorgen Betreuen	Reparieren Pflegen, Betreuen Bewirten, Beherbergen, Speisen bereiten Reinigen, Abfall beseitigen Sichern, Bewachen	Reparieren Pflegen, Betreuen Bewirten, Beherbergen, Speisen bereiten Reinigen, Abfall beseitigen Sichern, Bewachen	Reparieren Pflegen, Betreuen Bewirten, Beherbergen, Speisen bereiten Reinigen, Abfall beseitigen Sichern, Bewachen
Routine Kognitiv	Messen Prüfen	Messen Prüfen	Messen Prüfen	Messen Prüfen
Nicht-Routine Analytisch	Recherchieren Entwickeln	Informationen Sammeln, Recherchieren Entwickeln, Forschen, Konstruieren	Informationen Sammeln, Recherchieren Entwickeln, Forschen, Konstruieren	Informationen Sammeln, Recherchieren Entwickeln, Forschen, Konstruieren
Nicht-Routine Interaktiv	Ausbilden, Lehren Beraten, Informieren Ein-, Verkaufen Organisieren Marketing, Akquisition	Ausbilden, Lehren, Erziehen Beraten, Informieren Einkaufen, Beschaffen, Verkaufen Organisieren, Planen Werben, Marketing, Öffentlichkeitsarbeit	Ausbilden, Lehren, Erziehen Beraten, Informieren Einkaufen, Beschaffen, Verkaufen Organisieren, Planen Werben, Marketing, Öffentlichkeitsarbeit	Ausbilden, Lehren, Erziehen Beraten, Informieren Einkaufen, Beschaffen, Verkaufen Organisieren, Planen Werben, Marketing, Öffentlichkeitsarbeit

Quelle: Zuordnung auf Basis von BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018).

Hierbei ist die Befragungswelle $t = 1998/99, 2005/06, 2011/12$ und 2018, und die Tätigkeitskategorie $j =$ routine manuell, nicht-routine manuell, routine kognitiv, nicht-routine analytisch und nicht-routine interaktiv. Zum Beispiel besteht die Tätigkeitskategorie „nicht-routine manuell“ aus fünf Tätigkeiten (1998/99: drei). Gibt nun ein Individuum i im Jahr 2005/06 an, sowohl Gäste zu beherbergen als auch zu reinigen, entspricht dies zwei ausgeübten manuellen Nicht-Routinetätigkeiten. Somit ergibt sich für diese Person eine Intensität manueller Nicht-Routinetätigkeiten von 40%. Würde die Person hingegen auch noch Sachen reparieren, also eine weitere manuelle Nicht-Routinetätigkeit ausführen, so würde sich die Intensität auf 60% erhöhen. Alle fünf Tätigkeitsintensitäten liegen zwischen 0% und 100%, addieren sich aber nicht auf 100%. Eine Person kann manuelle Nicht-Routinetätigkeiten mit einer Intensität von 40% und gleichzeitig analytische Nicht-Routinetätigkeiten mit einer Intensität von 100% ausführen.

Um von einzelnen Tätigkeitsintensitäten auf Tätigkeitsintensitäten von Berufsgruppen zu gelangen, aggregieren wir diese über alle Beschäftigten in dieser Berufsgruppe. Im Folgenden beschreiben wir diese Aggregation genauer.

Aggregation von Tätigkeitsprofilen auf Berufsebene

Um einen möglichst repräsentativen Überblick über die Veränderungen der Tätigkeitsprofile innerhalb von Berufsgruppen zu bekommen, begrenzen wir als erstes die Stichprobe der kombinierten Wellen der Erwerbstätigenbefragungen auf Beschäftigte zwischen 18 und 65 Jahren, die eine regelmäßige Arbeitszeit von mindesten 20 Stunden in der Woche haben und die nicht selbstständig, freiberuflich oder als Beamten*innen tätig sind. Auch Schüler*innen und Studierende werden ausgeschlossen. Durch diese Einschränkungen erhalten wir ein Sample, welches die Erwerbsbevölkerung und die damit verbundenen Tätigkeitsprofile am besten abbildet. Beispielsweise vermeiden wir durch die Stundenrestriktion, dass Tätigkeitsprofile in der Berufsgruppe „Verkauf“ von Hilfskräften in Teilzeit getrieben werden, die ausschließlich an der Kasse

eingesetzt werden, obwohl an sich zu diesem Berufsbild auch das Beraten von Kunden eine der Haupttätigkeiten ist.

In einem zweiten Schritt schlüsseln wir die Berufsklassifizierung der Erwerbstätigenbefragungen auf ISCO-08 um. Dazu verwenden wir die von der Bundesagentur für Arbeit bereitgestellten Crosswalks.⁵ Für die Wellen 1998/99 sowie 2005/06 werden als erstes alle Berufe von KldB 1992 (4-Steller) auf KldB 2010 (5-Steller) umgeschlüsselt und danach von KldB 2010 auf ISCO-08 (4-Steller). Ungefähr 88% aller Berufe haben eine eindeutige Zuordnung zwischen KldB 2010 und ISCO-08. Bei ca. 12% liegt keine eindeutige Zuordnung vor. Falls eine Umschlüsselung nicht eins-zu-eins erfolgt, verwenden wir die Empfehlungen des Statistischen Bundesamtes und verwenden nur Berufe, die im Umsteigeschlüssel der Bundesagentur für Arbeit mit Schwerpunkt „1“ gekennzeichnet sind.⁶ Nach der Umschlüsselung unterscheiden die Daten 393 Berufe nach ISCO-08 (4-Steller).

Da in vielen dieser Berufe nur eine geringe Anzahl von Beschäftigten arbeitet, aggregieren wir die Berufe erst auf ISCO-08 3-Steller und danach manuell weiter. Unsere manuelle Aggregation verfolgt zum einen das Ziel, so viele Berufe wie möglich zu erhalten, und zum anderen, die Tätigkeitsprofile repräsentativ widerzugeben. Wir setzen deshalb die Mindestanzahl von Beschäftigten innerhalb eines Berufs und Welle auf 30. Falls die Anzahl in unseren Daten unter 30 Beschäftigten liegt, aggregieren wir auf. Nach all diesen Anpassungen reduziert sich die Anzahl an Berufen von 116 (ISCO-08 3-Steller) auf 57 Berufsgruppen (Anhang 5). Tabelle 2-2 gibt einen Überblick über das Ausmaß der Aggregation in unseren Daten. Um die Übersichtlichkeit zu bewahren, stellen wir diese auf der 1-Steller Ebene dar.⁷ Um die Tätigkeitsprofile

Tabelle 2-2
Überblick über Aggregation von Berufsgruppen

ISCO-08 (1-Steller)	Beruf	Aggregierte Daten	Original Da- ten
1	Führungskräfte	6	9
2	Akademische Berufe/Wissenschaftler	18	26
3	Techniker und Äquivalent	12	19
4	Bürokräfte	3	7
5	Dienstleistungsberufe	4	13
6	Fachkräfte in Land- und Forstwirtschaft	1	5
7	Handwerks- und verwandte Berufe	8	14
8	Bediener von Anlagen und Maschinen, Montageberufe	2	14
9	Hilfsarbeitskräfte	3	9
	Gesamt	57	116

Quelle: Eigene Aggregation auf Basis von BIBB/IAB (1999) und BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018).

⁵ Die Crosswalks der Bundesagentur sind verfügbar unter <https://statistik.arbeitsagentur.de/Navigation/Statistik/Grundlagen/Klassifikationen/Klassifikation-der-Berufe/KldB2010/Arbeitshilfen/Umsteigeschluesel/Umsteigeschluesel-Nav.html>.

⁶ Die Empfehlung ist verfügbar unter https://www.gesis.org/missy/files/documents/MZ/Zum_Umsteigeschluesel_kldb2010_isco08_mz.pdf.

⁷ Militärberufe sind in der Analyse nicht enthalten.

unserer 57 Berufsgruppen zu erhalten, berechnen wir als erstes die Tätigkeitsintensitäten der einzelnen Beschäftigten nach Gleichung (1). Danach errechnen wir für jede der 57 Berufsgruppen und der vier Wellen den Durchschnittswert für jede der fünf Tätigkeiten. Die individuellen Tätigkeitsintensitäten werden dabei mit den Befragungsgewichten gewichtet, wie in der Erwerbstätigenbefragung bereitgestellt werden. Diese Durchschnittswerte spiegeln die beruflichen Tätigkeitsprofile wider.

Index für Maschinelles Lernen

Um den Einfluss technologischer Innovationen durch maschinelles Lernen (Machine Learning, ML) zu analysieren, verwenden wir den ML-Index von Brynjolfsson et al. (2018). Der ML-Index basiert auf einer Befragung von Experten aus unterschiedlichen Industrien. In dieser Befragung werden ca. 2.000 direkte Arbeitsaktivitäten („Direct Work Activities“, DWA) der US-amerikanischen O*Net-Datenbank innerhalb von 773 Berufen und 21 Rubriken in ein Punktesystem von 1, 3 oder 5 eingeteilt. Je höher die vergebenen Punkte, desto einfacher kann die Arbeitsaktivität laut Expertenmeinung durch ML-Algorithmen durchgeführt werden. Die 21 verwendeten Rubriken bilden unterschiedliche Aspekte von ML ab. Zum Beispiel beinhaltet eine dieser Rubriken die Frage, ob die erfolgreiche Ausführung der Tätigkeit eine lange Planung voraussetzt. Falls ein Experte der Meinung ist, dass mehrere Monate oder Jahre der Planung benötigt werden, dann wird ein Punkt vergeben. Falls der Planungshorizont ein paar Tage bis ein paar Wochen beträgt, werden drei Punkte vergeben und wenn keine unmittelbare Planung erforderlich ist und die Ergebnisse der ausgeübten Tätigkeit keine Auswirkung auf zukünftige Planungen hat, dann werden fünf Punkte vergeben. Eine andere Rubrik fragt ab, wie schnell eine Rückmeldung über die erfolgreiche Ausführung der Tätigkeit erfolgt. Hier wird ein Punkt vergeben, wenn auf die Tätigkeit entweder niemals oder nur nach langer Zeit Rückmeldungen kommen. Drei Punkte werden vergeben, wenn der Rückmeldungszeitraum variiert oder unsicher ist. Fünf Punkte gibt es, wenn bei Ausführung der Tätigkeit sofort Rückmeldung erfolgt. Der Durchschnitt über alle Rubriken nach Meinung aller Experten bildet den ML-Index.⁸

Der verwendete ML-Index weist allerdings zwei größere Nachteile auf. Zum einen ist er über die Zeit konstant und spiegelt den Erkenntnisstand um die Jahre 2016/17 wider. Um dennoch die Auswirkung des ML-Index auf Tätigkeitsprofile über die Zeit zu analysieren, interagieren wir den Index in unserer empirischen Analyse mit Zeitindikatoren (vgl. Kapitel 2.4).

Ein weiterer Nachteil des ML-Index ist, dass die Fragen, auf denen der Index beruht, sich auch oft auf Tätigkeiten beziehen können, die so nicht durch ML ersetzt werden können. Beispielsweise wird bei der Erstellung des Index viel Wert daraufgelegt, wie viel Planung die Tätigkeit benötigt und wie schnell Rückmeldungen zu einem Ergebnis vorliegen. Bei vielen einfachen manuellen Tätigkeiten im Büro, zum Beispiel den Schreiben von Rechnungen, oder auch im Gastgewerbe, beispielsweise die Bewirtung von Gästen, wird oft relativ wenig Planung benötigt und es liegen schnell Ergebnisse vor. Als Konsequenz würden deshalb diese Tätigkeiten

⁸ Der ML-Index basiert auf 6-Steller O*NET SOC Code. Wir beschreiben die Umschlüsselung aus ISCO-08 sowie die Aggregation auf unsere 57 Berufsgruppen in Anhang 1.

durch eine hohe Ersetzbarkeit durch ML charakterisiert. Während dies tatsächlich der Fall für manche Tätigkeiten im Büro ist, kann angezweifelt werden, wie einfach Bewirtung von Gästen durch ML ersetzt werden kann.

Trotz dieser Nachteile existiert momentan keine andere verfügbare Größe, die wir für den Einfluss von künstlicher Intelligenz auf die Veränderung der Tätigkeitsprofile verwenden könnten. Auch wenn die Verwendung des ML Index interessante Einblicke geben könnte, sollten die oben diskutierten Nachteile bei der Interpretation der Ergebnisse im Hinterkopf behalten werden.

Bestand an Robotern

Um die Auswirkung von Robotern auf Tätigkeitsprofile zu messen, werden die Daten der International Federation of Robotics (IFR 2018) verwendet. Seit 1993 führt die IFR jährliche Befragungen von Roboter-Lieferanten in ca. 50 verschiedenen Ländern durch, um einen Überblick über die Anzahl an installierten Robotern zu erhalten. Die erlangten Daten decken ca. 90% des Weltmarktes für Industrie-Roboter ab und sind auf breiter Industrieebene verfügbar. Außerhalb des produzierenden Sektors sind die folgenden Industrien abgedeckt: Land-, Forstwirtschaft und Fischerei; Bergbau, Versorgung; Baugewerbe; Erziehung, Forschung und Entwicklung; und Dienstleistungen. Innerhalb des produzierenden Sektors können wir feingliederiger nach anderen Industrien unterscheiden: Nahrungsmittel, Textilien, Holz und Möbel, Druck/Papier, Plastik und Chemie, Mineralien, Metallbearbeitung, Industriemaschinen, Automobil, Schiff- und Flugzeugbau, andere Industrien.

Um den Einsatz von Robotern von der Industrieebene auf Berufe umzuschlüsseln, folgen wir Baumgarten et al. (2013) und Ebenstein et al. (2014). Als erstes berechnen wir innerhalb jeder Industrie die Anzahl an Robotern je Berufsgruppe. Der Anteil an Beschäftigten in jeder unserer 57 Berufsgruppen wird dabei aus der Erwerbstätigenbefragung errechnet. Danach summieren wir die Zahl der Roboter je Berufsgruppe über alle Industrien. Dies gibt uns die Anzahl an Roboter-Installationen in jeder unserer 57 Berufsgruppen. Zuletzt teilen wir die Summe durch die Gesamtzahl der Beschäftigten in jeder unserer 57 Berufsgruppen. Dies gibt uns die Anzahl an Roboter-Installationen pro Beschäftigten.

Automatisierungswahrscheinlichkeiten

Als vierten Indikator verwenden wir die von Frey und Osborne (2017) geschätzten Automatisierungswahrscheinlichkeiten. Basierend auf Informationen aus den Tätigkeitsbeschreibungen der O*NET Daten⁹ entwickeln Frey und Osborne (2017) einen Algorithmus, der es erlaubt, die Wahrscheinlichkeit zu berechnen, dass Berufe automatisiert werden können. Diese Automatisierungswahrscheinlichkeiten stehen für 702 Berufen nach der SOC Klassifikation zur Verfügung. Auch wenn diese Daten vielfach – und oft zu Recht – als überzogen hoch kritisiert wurden, erscheinen sie für den vorliegenden Zweck doch besser geeignet als etwa die auf ihnen aufbauenden Schätzungen von Arntz et al. (2016). Da letztere unter Verwendung von Informa-

⁹ Zur Umschlüsselung der Berufe von SOC auf ISCO-08 vgl. Anhang 1.

tionen über die Tätigkeitsprofile von Berufen geschätzt wurden, die in der vorliegenden Untersuchung in die abhängige Variable eingehen, bestünde die Gefahr tautologischer Schlussfolgerungen.

Wie der verwendete ML Index, sind auch die Frey-Osborne Automatisierungswahrscheinlichkeiten zeitunabhängig. Der Index spiegelt den Erkenntnisstand zur Zeit seiner Erstellung um 2013 wider.

2.3 Genereller Trend und Shift-Share Analyse

Abbildung 2-1 zeigt für die Wellen 1998/99, 2005/06, 2011/12 und 2018 die Intensitäten, mit denen die fünf Tätigkeiten insgesamt ausgeübt werden. Diese werden entsprechend Gleichung (1) berechnet und entsprechen somit dem Anteil der tatsächlich innerhalb einer bestimmten Tätigkeitsgruppe ausgeübten Tätigkeiten an allen Tätigkeiten innerhalb dieser Tätigkeitsgruppe. Die zugrundeliegenden Daten sind die 57 Berufsgruppen, die aus der Erwerbstätigenbefragung abgeleitet wurden. Das untere Ende der dargestellten Boxen entspricht dem 25. Perzentil und das obere Ende dem 75. Perzentil der Beobachtungen. Der Balken innerhalb der Box entspricht dem Median. Die oberen und untere Antennen („Whiskers“) stellen den Bereich ohne Ausreißer dar.¹⁰ Punkte außerhalb der Antennen sind Ausreißer. Zum Beispiel betrug der Anteil bei den kognitiven Routinetätigkeiten im Jahre 1999 im Median ca. 30%. Das heißt, dass die Hälfte aller Berufsgruppen weniger als 30% der kognitiven Routinetätigkeiten und die andere Hälfte mehr als 30% dieser Tätigkeiten ausführten. Das untere Ende der Box zeigt, dass dieser Anteil für 25% der Berufsgruppen höchstens 20% betrug.

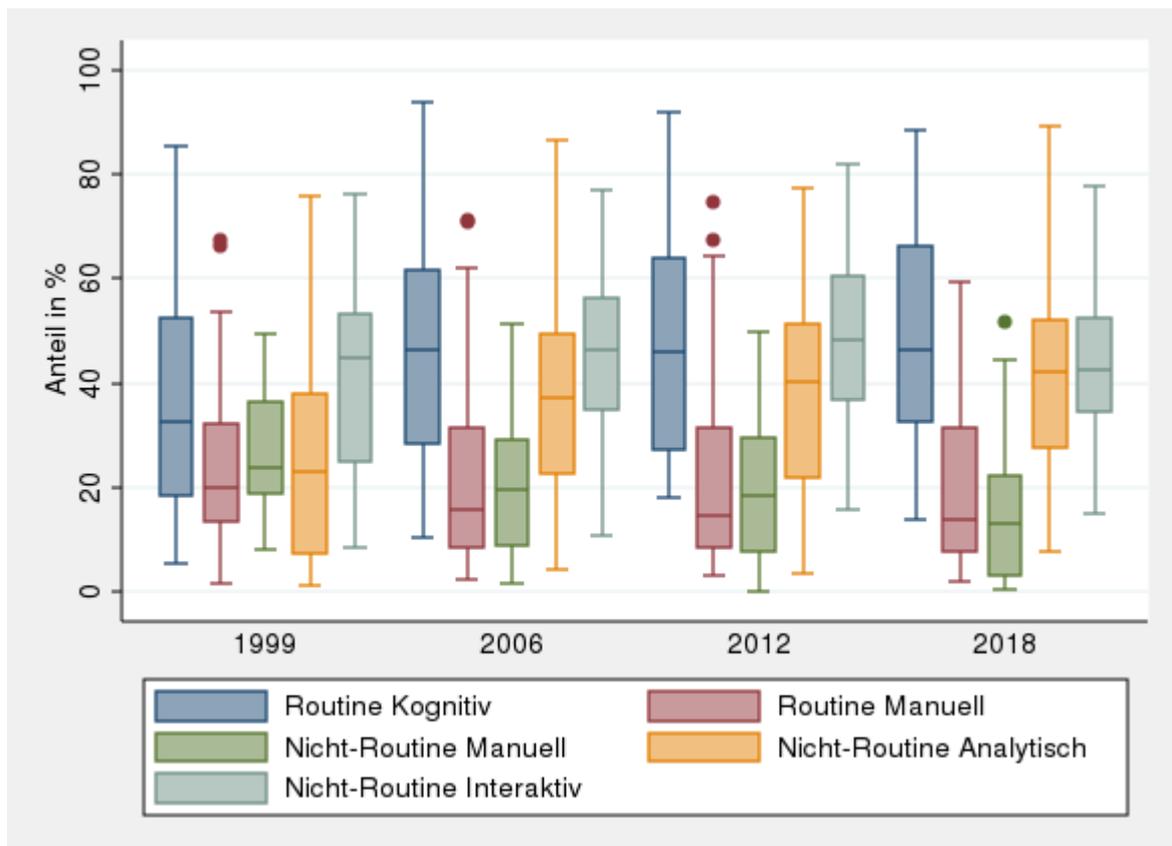
Abbildung 2-1 zeigt, dass einige Tätigkeitsprofile substanzielle Veränderungen erfahren haben. So ist der Median-Anteil bei den manuellen Routinetätigkeiten zwischen 1999 und 2018 von ca. 20% auf 10% gefallen. Eine ähnliche Entwicklung kann für die manuellen Nicht-Routinetätigkeiten beobachtet werden. Im Jahre 1999 betrug der Median-Anteil hier noch ca. 25%. Bis zum Jahre 2018 hat sich dieser auf 10% mehr als halbiert. Umgekehrt zeigt die Abbildung auch einen starken Anstieg der Anteile bei den analytischen Nicht-Routinetätigkeiten. Lag der Median im Jahr 1999 hier noch knapp über 20%, hat sich dieser bis 2018 auf 40% fast verdoppelt.

Um diese Veränderungen über die Zeit genauer zu betrachten, berechnen wir als erstes die Veränderungen der Intensitäten unserer fünf Tätigkeiten innerhalb unserer 57 Berufsgruppen über die Zeit. Für Tätigkeit j , Beruf b und Welle t ergibt sich diese Veränderung über die Zeit als einfache Differenz:

$$dT_{j,b,t} = T_{j,b,t} - T_{j,b,t-1} \quad (2)$$

¹⁰ Die Länge der Whisker beträgt maximal das 1,5 fache des Interquartilsabstands.

Abb. 2-1
 Intensitäten der ausgeübten Tätigkeiten 1999-2018

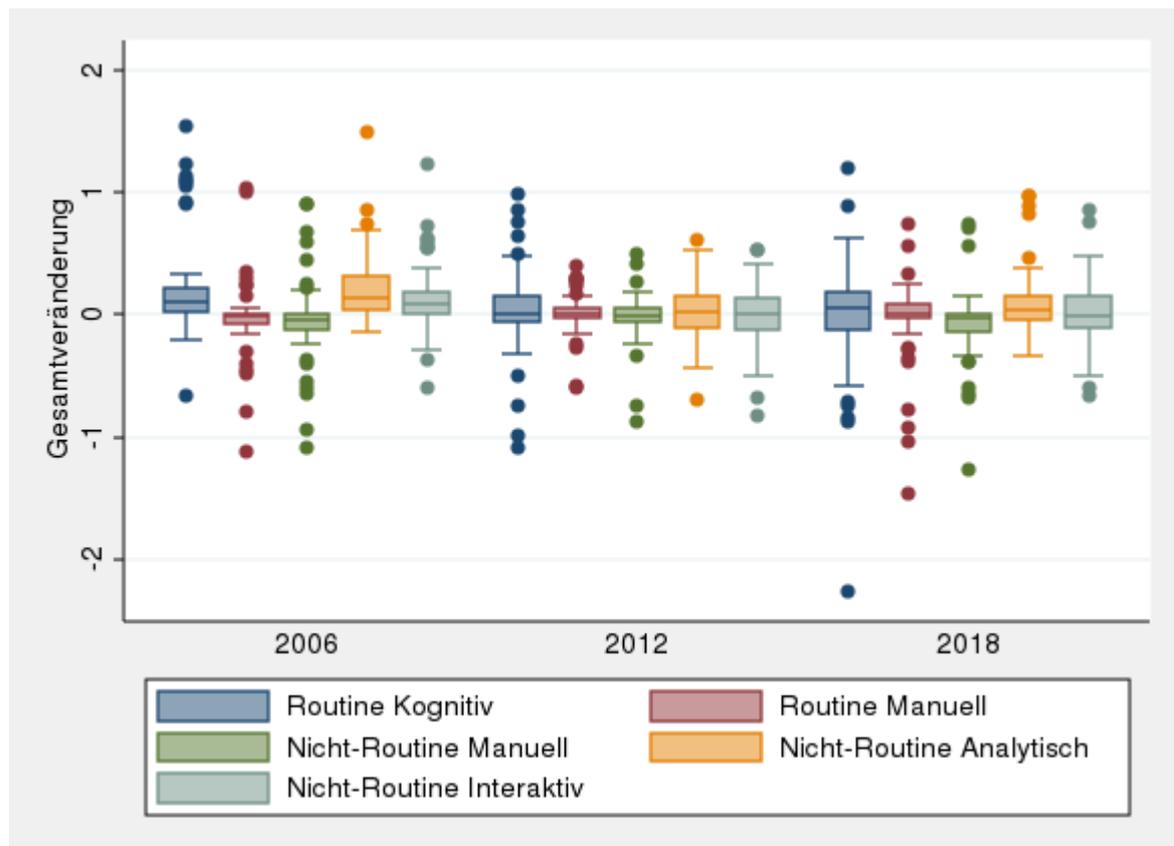


Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), eigene Berechnungen.

Abbildung 2-2 zeigt die Verteilung von $dT_{j,b,t}$ für die Wellen 2005/06, 2011/12 und 2018. Sie verdeutlicht die gegensätzlichen Veränderungen der Intensitäten manueller Routine- und analytischer Nicht-Routinetätigkeiten über die Zeit. Während manueller Routinetätigkeiten immer weiter an Wichtigkeit verlieren, wächst die Intensität der analytischen Nicht-Routinetätigkeiten über die Zeit im Großteil der Berufe. Wir sehen eine ähnliche, wenn auch leicht schwächere Zunahme der Intensität auch bei den interaktiven Nicht-Routinetätigkeiten. Ähnlich wie in anderen Ländern kann also auch in Deutschland ein Trend hin zu Nicht-Routinetätigkeiten beobachtet werden. In einigen Berufen hat sich diese Veränderung auch stark intensiviert, wie die Zahl der Ausreißer andeutet. Beispielsweise hat sich zwischen 2012 und 2018 die Intensität der analytischen Nicht-Routinetätigkeiten im Median um ca. 0,1 Prozentpunkte erhöht. Für Hochschullehrer betrug diese Erhöhung dagegen mehr als einen Prozentpunkt.

Obwohl sich Tätigkeitsprofile immer noch verändern, hat die Stärke dieser Veränderungen in den vergangenen zwei Jahrzehnten im Vergleich zum Zeitraum vor 2000 abgenommen. Ein Vergleich von Abbildung 2-2 mit den Tätigkeitsprofilen in Bachmann et al. (2019) zeigt, dass sich Veränderungen der Tätigkeitsprofile über die letzten Jahre abgeflacht haben. Auf der einen Seite mag dies einen generellen Trend widerspiegeln, dass sich Berufe langsamer verändern.

Abb. 2-2
Veränderungen der Intensitäten der ausgeübten Tätigkeiten 1999-2018



Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), eigene Berechnungen.

Beispielsweise gibt es empirische Evidenz, dass es immer schwieriger wird, neue Ideen zu generieren (z.B. Bloom et al. 2020). Mit der fallenden Rate an neuen Ideen gibt es auch weniger starke Impulse, die zu einer Veränderung von Berufen führen können.¹¹ Auf der anderen Seite könnte dies daran liegen, dass die Mehrheit der Tätigkeitsveränderungen innerhalb von einigen wenigen Berufen stattfindet, was sich in der allgemeinen Veränderung kaum niederschlägt. Wie oben bereits beschrieben, hat sich beispielsweise die Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten bei Hochschullehrern um mehr als einen Prozentpunkt erhöht – zehnmal so stark wie der Median.

Angesichts der Entwicklungen der Tätigkeitsprofile ist von Interesse, ob diese auf Veränderungen innerhalb von Berufen oder auf Verschiebungen zwischen den Berufen zurückzuführen sind. Um dies zu untersuchen, führen wir als erstes, ähnlich wie in Spitz-Oener (2006) und Cortes et al. (2020), eine Shift-Share-Dekomposition separat für jede Tätigkeit durch. Diese Dekomposition teilt die Veränderungen der berufsspezifischen Intensitäten der Tätigkeiten in zwei Komponenten auf: eine Komponente, die die Veränderungen innerhalb der Berufe reflektiert, und eine, die die Veränderungen des Anteils der Berufe an der Gesamtbeschäftigung wi-

¹¹ Zum Beispiel weisen einige Experten in den Computerwissenschaften darauf hin, dass es seit einiger Zeit kaum mehr Fortschritte bei den Methoden der künstlichen Intelligenz erzielt wurden. Einige Experten hegen sogar Zweifel, ob künstliche Intelligenz je das vorhergesagte Potential erreichen kann, siehe dazu auch die Juni 2020-Ausgabe von *Technology Quarterly* in der Zeitschrift *The Economist*.

derspiegelt. Die Veränderungen innerhalb der Berufe werden auch ein wichtiger Input für die nachfolgenden Kapitel 3 und 4 sein.

Gleichung (2) kann in zwei Komponenten zerlegt werden:

$$dT_{j,b,t} = (T_{j,b,t} - T_{j,b,t-1}) \frac{E_{j,b,t} + E_{j,b,t-1}}{2} + \frac{(T_{j,b,t} + T_{j,b,t-1})}{2} (E_{j,b,t} - E_{j,b,t-1})$$

Der erste Term,

$$dIB_{j,b,t} = (T_{j,b,t} - T_{j,b,t-1}) \frac{E_{j,b,t} + E_{j,b,t-1}}{2},$$

spiegelt die idiosynkratische bzw. berufsspezifische Komponente wider. Er gibt an, wie sich die Intensitäten der einzelnen Tätigkeiten innerhalb von Berufen verändert haben, wenn sich die Anzahl der Beschäftigten innerhalb des jeweiligen Berufs konstant gehalten wird.

Der zweite Term

$$dBB_{j,b,t} = \frac{(T_{j,b,t} + T_{j,b,t-1})}{2} (E_{j,b,t} - E_{j,b,t-1})$$

spiegelt die strukturelle Komponente wider. Er gibt an, wie sich Tätigkeitsintensitäten aufgrund von strukturellen Einflüssen, also dem Wachsen oder Schrumpfen der verschiedenen Berufe, verändert haben, wenn die Tätigkeitsintensitäten innerhalb der Berufe konstant gehalten werden. Da sich die Tätigkeitsintensitäten, die in Prozentpunkten gemessen werden, in einigen Berufsgruppen nur geringfügig verändert haben, multiplizieren wir für eine bessere Darstellung alle Veränderungen mit 100.

Die Veränderung der einzelnen Komponenten nach (End-)Jahr und Tätigkeit sind in Tabelle 2-3 dargestellt. Aus den Ergebnissen der Shift-Share Analyse lassen sich mehrere interessante Rückschlüsse auf die Veränderungen der Tätigkeitsprofile ziehen. Im Allgemeinen lässt sich ein Großteil der Gesamtveränderungen auf Veränderungen der idiosynkratischen Komponente, also auf berufsinterne Faktoren, zurückführen. Zum Beispiel messen wir von 1999/98 bis 2006 einen Anstieg der Intensität der analytischen Nicht-Routinetätigkeiten um insgesamt 21,63 Punkte.¹² Knapp 97% dieses Anstiegs (21,05 Punkte) entfallen auf die Zunahmen der Intensität innerhalb von Berufen.

Es ist auch interessant, dass sich die Tätigkeitsprofile der Berufe nicht gleichmäßig über die Zeit verändert haben. Vielmehr fanden zwischen 1998/99 und 2006 starke Veränderungen der Tätigkeitsprofile statt. Zwischen 2006 und 2012 verlangsamten sich diese Veränderungen, um sich zwischen 2012 und 2018 wieder zu beschleunigen. Dies zeigt sich vor allem an den Veränderungen bei den analytischen Nicht-Routinetätigkeiten. Eine Erklärung hierfür könnten die

¹² Zur Erinnerung: Alle Veränderungen sind zur besseren Darstellung mit 100 multipliziert. Eine Veränderung von 21,63 entspricht also einer Veränderung um ca. 0,22 Prozentpunkte. Wir benennen die Veränderung in diesem Fall einfach Punkte.

Tabelle 2-3

Idiosynkratische und strukturelle Komponenten der Veränderungen der Tätigkeitsprofile

	Routine Kognitiv	Routine Manuell	Nicht-Rou- tine Manuell	Nicht-Rou- tine Analy- tisch	Nicht-Rou- tine Interak- tiv
2006					
Gesamte Veränderung	21,55	-2,53	-5,06	21,63	12,38
Idiosynk. Veränderung	21,05	-4,20	-5,27	21,05	13,57
Strukturelle Veränderung	0,50	1,68	0,20	0,58	-1,20
2012					
Gesamte Veränderung	4,09	1,06	-2,07	3,28	-0,19
Idiosynk. Veränderung	1,87	0,34	-1,14	1,29	-0,28
Strukturelle Veränderung	2,22	0,72	-0,93	1,98	0,09
2018					
Gesamte Veränderung	-1,79	-4,25	-8,48	9,14	1,62
Idiosynk. Veränderung	2,63	-0,46	-9,28	5,08	-2,74
Strukturelle Veränderung	-4,42	-3,79	0,80	4,06	4,36

Shift-Share Dekomposition auf Basis der Erwerbstätigenbefragungen. Alle Veränderungen sind ausgedrückt in Prozentpunkte x 100.

Lesebeispiel: Zwischen 2012 und 2018 haben sich analytische Nicht-Routinetätigkeiten insgesamt um 9.14 Punkte (oder ca. 0,09 Prozentpunkte) erhöht. Zu dieser gesamten Veränderung trägt die idiosynkratische Veränderung ca. 5 Punkte (oder 0,05 Prozentpunkte) und die strukturelle Veränderung ca. 4 Punkte (oder 0,04 Prozentpunkte) bei.

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Rezessionen in der deutschen Wirtschaft zwischen 2001 und 2005 sowie zwischen 2011 und 2013 liefern.¹³ Aufgrund niedrigerer Opportunitätskosten während eines wirtschaftlichen Abschwungs können Firmen mehr in neue Technologien investieren, was zu stärkeren Veränderungen der Tätigkeitsprofile führen kann (Hersbhein and Kahn 2018, Jaimovich and Siu 2020, Kopytov et al. 2018). Vor allem analytische Tätigkeiten werden dadurch stärker nachgefragt.

2.4 Die Rolle von Automatisierung und Digitalisierung bei der Veränderung der Tätigkeitsprofile

In diesem Kapitel untersuchen wir, inwieweit Automatisierung und Digitalisierung zu den in Kapitel 2.3 identifizierten Veränderungen der Tätigkeitsprofile beigetragen haben. Hierzu verwenden wir die vier in Kapitel 2.1 beschriebenen Indikatoren:

- i. die Intensität des Einsatzes von PCs am Arbeitsplatz innerhalb der Berufe (PC_{bt}), abgeleitet aus der Erwerbstätigenbefragung,
- ii. die Intensität des Einsatzes von Robotern innerhalb der Berufe (Rob_{bt}), umgeschlüsselt von den Daten der IRF,
- iii. die Fähigkeiten des Maschinellen Lernens nach Brynjolfsson et al. (2018) (ML_b), und
- iv. die Automatisierungswahrscheinlichkeiten nach Frey und Osborne 2017 (FO_b).

¹³ Die Jahre beziehen sich auf die Rezessions-Indikatoren der Federal Reserve Bank of St. Louis, welche auf OECD Indikatoren basieren (<https://fred.stlouisfed.org/series/DEUREC>)

Um den Einfluss dieser vier Indikatoren auf die Veränderung der Tätigkeitsprofile über die Zeit zu analysieren, schätzen wir ein einfaches lineares Regressionsmodell.¹⁴ Mit diesem Modell können wir bestimmen, wie stark sich die Tätigkeitsintensitäten insgesamt sowie ihre idiosynkratischen und strukturellen Komponenten infolge der Entwicklungen von Automatisierung und Digitalisierung verändert haben, wie sie durch die vier Indikatoren beschrieben werden. Tabelle 2-4 zeigt die Ergebnisse für den Einfluss der Automatisierungs- und Digitalisierungsindikatoren auf die Gesamtveränderungen der Tätigkeitsintensitäten, Tabellen 2-5 und 2-6 entsprechend die für den Einfluss der Automatisierungs- und Digitalisierungsindikatoren auf die Veränderungen der berufsinternen und die strukturellen Komponenten.

Aus Tabelle 2-4 können folgende Schlüsse gezogen werden. Erstens zeigt der relativ große Koeffizient der PC-Variable, dass Computer immer noch einen starken Einfluss auf die Veränderung der Tätigkeitsprofile haben. Wie sich später zeigen wird, spielt diese Variable vor allem für Veränderungen innerhalb von Berufen eine wichtige Rolle. Zweitens hat die Intensität des Robotereinsatzes zu relativ starken Veränderungen der Tätigkeitsprofile geführt. Interessanterweise deutet der positive Einfluss des Robotereinsatzes auf die Veränderung der Intensität der Routinetätigkeiten darauf hin, dass Roboter diese Tätigkeiten nicht notwendigerweise ersetzen. Zum Beispiel umfassen manuelle Routinetätigkeiten auch die Aufgabe „Maschinen überwachen und steuern“. Steigt die Intensität des Robotereinsatzes, so werden auch vermehrt Beschäftigte zur Überwachung dieser Maschinen nachgefragt. Wir werden später zeigen, dass dieser Gesamteffekt tatsächlich von strukturellen Veränderungen getrieben wird und nicht von Veränderungen innerhalb von Berufen. Ein positiver Effekt von Robotern auf die Intensität von Routinetätigkeiten könnte steigende Löhne implizieren. Tatsächlich ist die empirische Evidenz hierzu allerdings nuanciert (z.B. Dauth et al. 2019).¹⁵

Die Wahrscheinlichkeit, dass Berufe automatisiert werden können (FO), ist hingegen stark negativ vor allem mit Veränderungen der Intensitäten von Routinetätigkeiten und manuellen Nicht-Routinetätigkeiten korreliert. Dies deutet auch darauf hin, dass die Schätzungen von Frey und Osborne, die den Stand der Technik von 2013 widerspiegeln, tatsächlich eine relativ gute Vorhersagekraft haben.

Ähnlich wie für die Roboterintensität schätzen wir auch für den ML Index eine positive Korrelation mit Veränderungen in allen fünf Tätigkeitsbereichen. Der komplementäre Zusammenhang mit analytischen und interaktiven Tätigkeiten ist dabei weniger überraschend. Maschinelles Lernen ist dafür konzipiert, relativ repetitive Aufgaben zu übernehmen, so dass mehr Spielraum für analytische und interaktive Tätigkeiten bleibt. Überraschender hingegen ist die positive Korrelation mit Veränderungen der Intensitäten von Routinetätigkeiten und manuellen Nicht-Routinetätigkeiten, da die ursprüngliche Idee von ML darin bestand, diese zu ersetzen.

¹⁴ Zur Methodik vgl. Anhang 1.

¹⁵ Tatsächlich ist es möglich, dass eine höhere Nachfrage nach gewissen Tätigkeiten zu niedrigeren Löhnen führen kann. Siehe hierzu die empirische Evidenz in Schmidpeter und Winter-Ebmer (2020) sowie das Modell von Faia et al. (2020).

Tabelle 2-4

Einfluss von Automatisierung und Digitalisierung auf die Gesamtveränderungen der Tätigkeitsprofile

	Routine Kognitiv	Routine Manuell	Nicht-Rou- tine Manuell	Nicht-Rou- tine Analytisch	Nicht-Rou- tine Interaktiv
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Veränderung PC Dichte (Std.Abw.)	0,50 (0,38)	0,16 (0,27)	-0,17 (0,28)	0,35 ^a (0,15)	0,40 ^a (0,15)
Veränderung Roboter (Std.Abw.)	0,03 ^a (0,01)	0,02 ^a (0,01)	0,02 ^a (0,00)	0,02 ^a (0,00)	0,01 ^a (0,00)
FO Automatisierungswahrscheinlichkeit (Std.Abw.)	-0,23 (0,21)	-0,14 (0,16)	-0,27 ^a (0,11)	-0,08 (0,11)	-0,11 (0,12)
FO x 2006 (Std.Abw.)	0,76 ^a (0,26)	0,15 (0,24)	0,45 ^b (0,23)	0,26 ^a (0,13)	0,30 ^a (0,14)
FO x 2012 (Std.Abw.)	0,17 (0,3)	0,10 (0,23)	0,16 (0,13)	0,04 (0,14)	-0,04 (0,15)
ML Möglichkeiten (Std.Abw.)	0,06 ^a (0,02)	0,03 (0,02)	0,03 ^b (0,01)	0,06 ^a (0,02)	0,03 ^b (0,02)
ML x 2006 (Std.Abw.)	-1,49 ^b (0,80)	0,28 (0,88)	-3,13 ^a (0,84)	-1,34 ^a (0,66)	-1,82 ^a (0,72)
ML x 2012 (Std.Abw.)	0,32 (0,81)	0,07 (0,46)	0,20 (0,49)	-0,11 (0,44)	-0,21 (0,57)
Durchschn. Abhängige Variable	0,08	-0,02	-0,05	0,11	0,05
Beobachtungen	171	171	171	171	171
R ²	0,23	0,08	0,22	0,32	0,19

OLS Querschnittsregressionen über 57 Berufsgruppen der ISCO-08 Berufsklassifikation basierend auf Daten der Erwerbstätigenbefragungen, Frey-Osborne Automatisierungswahrscheinlichkeiten, ML-Index, sowie den IFR Roboter Daten. Die Ergebnisvariablen sind die Gesamtveränderungen der jeweiligen Tätigkeitsprofile. Cluster-robuste Standardfehler in Klammern. ^a p<0,05, ^b p<0,1.

Lesebeispiel: Die Ergebnisse in Spalte (4) geben an, dass eine Erhöhung der PC-Dichte um einen Prozentpunkt im Durchschnitt die Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten um 0,35 Prozentpunkte erhöht hat. Eine Erhöhung von Roboterintensität um einen Punkt hat im Durchschnitt die Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten um 0,02 Prozentpunkte erhöht.

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), Frey und Osborne (2017), Brynjolfsson et al. (2018), IFR (2018), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Diese positive Korrelation kann zumindest teilweise auf die Konstruktion des ML Index zurückgeführt werden. Wie in Kapitel 2.1 besprochen, basiert der ML Index auf einer Batterie von Fragen, die ergründen sollen, wie viel Planung gewisse Tätigkeiten brauchen und wie schnell Feedback benötigt wird. Manche Routinetätigkeiten, wie beispielsweise „Messen und Überprüfen“, benötigen eine schnelle und detaillierte Rückmeldung über das Ergebnis, was diese Aufgaben nach der Definition des Index weniger durch ML ersetzbar macht.

Was den Einfluss von Automatisierung und Digitalisierung auf die Veränderungen der Tätigkeitsprofile innerhalb der Berufe angeht (Tabelle 2-5), so fällt besonders der nach wie vor starke positive Einfluss der PC-Dichte auf. Beispielsweise erklärt die Veränderung von PC-Nutzung fast 50% des Anstieges der idiosynkratischen Komponente von analytischen Nicht-Routinetä-

tigkeiten.¹⁶ Ähnlich hoch ist die Erklärungskraft für interaktive Nicht-Routinetätigkeiten. Interessanterweise finden wir auch, dass eine Erhöhung der PC-Dichte die Intensität der kognitiven Routinetätigkeiten innerhalb von Berufen erhöht. Dies bedeutet, dass einzelne Tätigkeiten wie Messen und Überprüfen innerhalb von Berufen nicht durch PCs ersetzt werden, sondern komplementär zu PCs verwendet werden. Für die meisten der anderen Maße finden wir entweder kleine oder statistisch nicht signifikante Effekte. So trägt beispielsweise der Einsatz von Robotern praktisch nichts zur Erklärung der Veränderungen der Tätigkeitsprofile innerhalb von Berufen bei.

Tabelle 2-5

Einfluss von Automatisierung und Digitalisierung auf die idiosynkratischen Veränderungen der Tätigkeitsprofile

	Routine Kognitiv	Routine Manuell	Nicht-Rou- tine Manuell	Nicht-Rou- tine Analytisch	Nicht-Rou- tine Interaktiv
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Veränderung PC Dichte (Std.Abw.)	0,45 ^a (0,20)	0,07 (0,15)	-0,17 (0,18)	0,47 ^a (0,14)	0,49 ^a (0,12)
Veränderung Roboter (Std.Abw.)	0,00 (0,00)	0,00 (0,01)	0,00 (0,00)	0,00 (0,00)	0,00 (0,00)
FO Automatisierungswahrscheinlichkeit (Std.Abw.)	0,07 (0,08)	0,07 (0,08)	-0,18 ^a (0,06)	0,05 (0,04)	-0,01 (0,05)
FO x 2006 (Std.Abw.)	0,45 ^a (0,17)	-0,12 (0,12)	0,37 ^a (0,17)	0,17 ^a (0,08)	0,34 ^a (0,16)
FO x 2012 (Std.Abw.)	-0,01 (0,13)	-0,03 (0,09)	0,17 ^a (0,08)	-0,03 (0,06)	-0,02 (0,06)
ML Möglichkeiten (Std.Abw.)	0,00 (0,01)	-0,01 (0,01)	0,00 (0,01)	0,01 ^b (0,01)	-0,01 ^b (0,01)
ML x 2006 (Std.Abw.)	-0,54 (0,77)	0,88 ^a (0,44)	-2,22 ^a (0,65)	-0,52 (0,59)	-0,53 (0,62)
ML x 2012 (Std.Abw.)	-0,02 (0,31)	-0,17 (0,20)	-0,20 (0,16)	0,27 (0,17)	0,00 (0,20)
Durchschn. Abhängige Variable	0,09	-0,01	-0,05	0,09	0,04
Beobachtungen	171	171	171	171	171
R ²	0,40	0,09	0,31	0,52	0,36

OLS Querschnittsregressionen über 57 Berufsgruppen der ISCO-08 Berufsklassifikation basierend auf Daten der Erwerbstätigenbefragungen, Frey-Osborne Automatisierungswahrscheinlichkeiten, ML-Index, sowie den IFR Roboter Daten. Die Ergebnisvariablen sind die idiosynkratischen Veränderungen der jeweiligen Tätigkeitsprofile. Cluster-Robuste Standardfehler in Klammern. ^a p<0,05, ^b p<0,1.

Lesebeispiel: Die Ergebnisse in Spalte (4) geben an, dass eine Erhöhung der PC-Dichte um einen Prozentpunkt, im Durchschnitt die idiosynkratische Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten um 0,47 Prozentpunkte erhöht hat. Eine Erhöhung des ML-Index um einen Punkt hat im Durchschnitt die idiosynkratische Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten um 0,01 Prozentpunkte erhöht.

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), Frey und Osborne (2017), Brynjolfsson et al. (2018), IFR (2018), eigene Berechnungen und Schätzungen.

¹⁶ Die Durchschnittliche Veränderung der PC-Nutzung ist 0,09 und der geschätzte Koeffizient ist 0,47. Die durchschnittliche Veränderung der idiosynkratischen Komponente ist 0,09. Deshalb erklärt der Anstieg in Prozentpunkten $(0,09 \cdot 0,47) / 0,09 = 0,20$ oder ca. 20 Prozent.

Tabelle 2-6 fasst die Ergebnisse für die strukturellen Veränderungen zusammen. Hier finden wir einen überwiegend positiven Zusammenhang zwischen Robotern sowie Maschinellen Lernen und den fünf Tätigkeitsintensitäten. Wie bereits weiter oben diskutiert, hat der Einsatz von mehr Robotern einen positiven Einfluss auf Beschäftigte, die mit großer Wahrscheinlichkeit Aufgaben im Bereich Messen, Überprüfen und Überwachen wahrnehmen. Wir finden auch, dass eine höhere Automatisierungswahrscheinlichkeit zu einer abnehmenden Intensität dieser Tätigkeiten führt. Im Gegensatz dazu finden wir keine signifikanten Effekte von PC-Nutzung.

Tabelle 2-6
Einfluss von Automatisierung und Digitalisierung auf die strukturellen Veränderungen der Tätigkeitsprofile

	Routine Kognitiv	Routine Manuell	Nicht-Rou- tine Manuell	Nicht-Rou- tine Analytisch	Nicht-Rou- tine Interaktiv
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Veränderung PC Dichte (Std.Abw.)	0,05 (0,32)	0,09 (0,21)	-0,00 (0,19)	-0,12 (0,14)	-0,09 (0,18)
Veränderung Roboter (Std.Abw.)	0,03 ^a (0,01)	0,02 ^a (0,01)	0,01 ^a (0,00)	0,01 ^a (0,00)	0,02 ^a (0,00)
FO Automatisierungswahrscheinlichkeit (Std.Abw.)	-0,30 ^b (0,17)	-0,21 ^b (0,12)	-0,1 (0,08)	-0,13 (0,10)	-0,10 (0,11)
FO x 2006 (Std.Abw.)	0,31 (0,22)	0,27 (0,17)	0,08 (0,1)	0,09 (0,1)	-0,03 (0,12)
FO x 2012 (Std.Abw.)	0,16 (0,25)	0,12 (0,18)	-0,01 (0,12)	0,08 (0,12)	-0,01 (0,16)
ML Möglichkeiten (Std.Abw.)	0,06 ^a (0,02)	0,03 ^a (0,01)	0,03 ^a (0,01)	0,05 ^a (0,02)	0,05 ^a (0,02)
ML x 2006 (Std.Abw.)	-0,94 (0,79)	-0,6 (0,59)	-0,91 ^b (0,53)	-0,82 ^b (0,42)	-1,29 ^b (0,7)
ML x 2012 (Std.Abw.)	0,34 (0,87)	0,24 (0,46)	0,40 (0,49)	-0,39 (0,4)	-0,20 (0,58)
Durchschn. Abhängige Variable	-0,01	-0,01	0,01	0,02	0,01
Beobachtungen	171	171	171	171	171
R ²	0,12	0,12	0,09	0,11	0,11

OLS Querschnittsregressionen über 57 Berufsgruppen der ISCO-08 Berufsklassifikation basierend auf Daten der Erwerbstätigenbefragungen, Frey-Osborne Automatisierungswahrscheinlichkeiten, ML-Index, sowie den IFR Roboter Daten. Die Ergebnisvariablen sind die strukturellen Veränderungen der jeweiligen Tätigkeitsprofile. Cluster-Robuste Standardfehler in Klammern. ^a p<0,05, ^b p<0,1.

Lesebeispiel: Die Ergebnisse in Spalte (4) geben an, dass eine Erhöhung der Roboterintensität um eins die strukturelle Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten im Durchschnitt um 0,01 Prozentpunkte erhöht hat. Eine Erhöhung des ML-Index um einen Punkt hat im Durchschnitt die strukturelle Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten um 0,05 Prozentpunkte erhöht.

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), Frey und Osborne (2017), Brynjolfsson et al. (2018), IFR (2018), eigene Berechnungen und Schätzungen.

2.5 Zusammenfassung

Tätigkeitsprofile in Berufen unterliegen immer noch einem Wandel. Allerdings hat sich dieser im Vergleich zu den 1980er und 1990er Jahren deutlich verlangsamt. So nimmt die Intensität an analytischen und interaktiven Nicht-Routinetätigkeiten zwar immer noch zu, allerdings hat

diese Zunahme in den letzten Jahren an Dynamik verloren. Die Veränderung der Intensität von Nicht-Routinetätigkeiten wird überwiegend durch den Strukturwandel hin zu Berufen, in denen diese Tätigkeiten eine größere Rolle spielen, getrieben. Beide Tätigkeiten weisen aber nach wie vor deutliche Komplementaritäten mit digitalen Technologien auf, insbesondere mit PCs.

Interessanterweise finden wir auch, dass die Intensität der kognitiven Routinetätigkeiten zwischen 1999 und 2006 nicht weiter abgenommen, sondern vorübergehend sogar wieder deutlich zugenommen hat. Zudem hat sich die Relation dieser Tätigkeiten zu Computern umgekehrt: Während sie in den 1980er und 1990er Jahren in erheblichem Umfang durch Computer ersetzt wurden, sind sie seit den 2000er Jahren komplementär zu Computern: Ihre Intensität steigt mit zunehmendem Einsatz von Computern an, statt abzunehmen. Eine Erklärung hierfür dürfte sein, dass die zunehmende Automatisierung der Prüf- und Qualitätssicherungsverfahren, die den Kern dieser Tätigkeiten ausmachen, einen zusätzlichen Bedarf an Arbeitskräften schafft, die diese automatisierten Verfahren begleiten. Zum anderen dürfte das Etablieren und Optimieren von solchen automatisierten Verfahren vorübergehend höhere Qualifikationen erfordert haben.

Die drei anderen untersuchten Tätigkeiten, kognitive und manuelle Routinetätigkeiten sowie manuelle Nicht-Routinetätigkeiten, haben tendenziell an Bedeutung verloren. Der Rückgang an manuellen Routinetätigkeiten ist insbesondere dem strukturellen Wandel zwischen Berufen geschuldet. Dieser strukturelle Wandel hin zu Berufen mit höherer Intensität manueller Routinetätigkeiten wurde – ähnlich wie in den 1980er und 1990er Jahren – durch die Automatisierung forciert. Im Gegensatz dazu erfolgte der Rückgang an manuellen Nicht-Routinetätigkeiten vor allem innerhalb von Berufen und ist weniger auf den Strukturwandel zwischen Berufen zurückzuführen. Digitalisierung und Automatisierung hatten hierauf keinen nennenswerten Einfluss.

3 Einfluss der Veränderungen der Tätigkeitsprofile auf den Bedarf an kognitiven und nicht-kognitiven Fähigkeiten

3.1 Überblick und Gegenstand der Untersuchung

In diesem Kapitel wird untersucht, wie sich die in Kapitel 2 festgestellten Veränderungen der Tätigkeitsprofile innerhalb der einzelnen Berufsgruppen auf den Bedarf an verschiedenen Fähigkeitsmerkmalen ausgewirkt haben, insbesondere auf den Bedarf an das (formale) Bildungsniveau, kognitive und nichtkognitive Fähigkeiten. Es wird auch untersucht, in welchen Berufsgruppen die Ansprüche an diese Fähigkeitsmerkmale besonders stark gestiegen sind. Zur Beantwortung dieser Fragen wird der Ansatz von Spitz-Oener (2006: 257-261) verwendet. Spitz-Oener hat für den Zeitraum 1979-1999 herausgefunden, dass der Bedarf an – vom Bildungsniveau her – höherqualifizierten Arbeitskräften insgesamt in Westdeutschland deutlich zugenommen hat, und dass gut ein Drittel dieser Zunahme auf Veränderungen der Tätigkeitsprofile innerhalb von Berufen zurückzuführen ist. Ursächlich hierfür war insbesondere der zunehmende Qualifikationsbedarf in analytischen und interaktiven Nicht-Routinetätigkeiten, die vergleichsweise hohe Bildungsniveaus erfordern.

Die vorliegende Studie ergänzt die Erkenntnisse von Spitz-Oener, indem sie einerseits vergleichbare Ergebnisse für den Zeitraum 1999-2018 und für Deutschland insgesamt vorlegt, und indem sie andererseits nicht nur den Bedarf an Qualifikationen in Form der formalen Bildung untersucht, sondern zusätzlich den in Form von kognitiven und nicht-kognitiven Fähigkeiten. Nicht-kognitive Fähigkeiten werden anhand der Big Five Persönlichkeitsmerkmale untersucht: Verträglichkeit, Gewissenhaftigkeit, Extraversion, Emotionale Stabilität und Offenheit für Neues (Costa und McCrae 1992).

Kognitive Fähigkeiten spiegeln die Intelligenz von Personen wider, nicht-kognitive Fähigkeiten eine breite Palette an Persönlichkeitsmerkmalen. Anstatt nur zu erfassen, welche formalen beruflichen Abschlüsse Arbeitskräfte irgendwann einmal erreicht haben, wird das Augenmerk in der vorliegenden Studie also zusätzlich darauf gelegt, über welche Fähigkeiten Arbeitskräfte tatsächlich verfügen und wie diese Fähigkeiten am Arbeitsmarkt genutzt werden (Mellander und Florida 2011: 639, Florida et al. 2008: 618, Bode und Perez Villar 2017). Eine große Zahl von Studien zeigt, dass die formale Qualifikation die Leistungsfähigkeit am Arbeitsmarkt nur unzureichend widerspiegelt. Kognitive und nicht-kognitive Fähigkeiten haben nicht nur einen starken Einfluss auf den Erfolg der schulischen und beruflichen Ausbildung (z.B. Cunha et al. 2010, Hanushek und Wößmann 2008; Heckman et al. 2006, Humphries and Kosse 2017, Sorrenti et al. 2020). Sie haben darüber hinaus auch einen Einfluss auf die Berufswahl und den Erfolg am Arbeitsmarkt (z.B. Almlund et al. 2011, Gensowski 2018, Heckman und Rubinstein 2001, Kautz et al. 2014, Morandini et al. 2020). Borghans et al. (2008b) zeigen beispielsweise, dass die Nachfrage nach nicht-kognitiven Fähigkeiten, die für den intensiven Umgang mit Menschen notwendig sind, infolge der Digitalisierung gestiegen ist. Diese von ihnen als „people skills“ bezeichneten Fähigkeiten umfassen sowohl Fähigkeiten, die die Kommunikation mit und die Motivation von Menschen erleichtern, als auch solche, die für die Betreuung und Für-

sorge von Menschen erforderlich sind. Bode et al. (2019) zeigen, dass höhere Offenheit für Neues, höhere Emotionale Stabilität und geringere Verträglichkeit die Resilienz von Arbeitskräften gegenüber den negativen Arbeitsmarktkonsequenzen der Digitalisierung erhöht. Deming (2017), Deming und Kahn (2018), Edin et al. (2017) und Weinberger (2014) zeigen, dass sich kognitive Fähigkeiten und soziale Kompetenzen zunehmend gegenseitig ergänzen, so dass insbesondere diejenigen Arbeitskräfte, die über hohe Kompetenzen in mehreren dieser Fähigkeiten verfügen, zunehmend nachgefragt und auch höher entlohnt werden. Cortes et al. (2018) sehen dies als einen Grund dafür an, dass Frauen, die vielfach über höhere soziale Kompetenzen verfügen als Männer, zunehmend in Berufe mit hohen Qualifikationsanforderungen vorgedrungen sind. Dabei stoßen sie allerdings nach wie vor auf erhebliche Barrieren (Sorgner et al. 2017).

Im Folgenden werden die Auswirkungen der in Kapitel 2 identifizierten Veränderungen der beruflichen Tätigkeitsprofile auf die beruflichen Fähigkeitsanforderungen separat für jedes der sieben hier untersuchten Fähigkeitsmerkmale diskutiert: Bildungsniveau, kognitive Fähigkeiten und die fünf Dimensionen der Big Five. Die Veränderungen der beruflichen Fähigkeitsanforderungen werden auf der Grundlage von Beschäftigtenzahlen untersucht, die nach Qualifikationsgruppen (hoch/mittel/gering) differenziert werden. Bei der Messung bzw. Schätzung dieser Veränderungen geht es nicht darum, die in den Daten beobachtete, tatsächliche Entwicklung der Qualifikationsstruktur der Beschäftigten zu ermitteln. Es geht vielmehr darum, die durch den Wandel der Tätigkeitsprofile induzierten Veränderungen des beruflichen *Bedarfs* an diesen Qualifikationen zu ermitteln. Dieser Bedarf wird in einem zweistufigen Schätzverfahren ermittelt, das im Detail in Anhang 3 beschrieben wird.

Im ersten Schritt wird zunächst ermittelt, in welchem Umfang jede der fünf Tätigkeiten hohe, mittlere und niedrige Kompetenzen in den einzelnen Fähigkeitsmerkmalen erfordert. Beispielsweise stellen manuelle Routinetätigkeiten zumeist geringere Anforderungen an das Bildungsniveau oder die kognitiven Kompetenzen der Beschäftigten als analytische Nicht-Routinetätigkeiten. Sie stellen aber möglicherweise höhere Anforderungen an die Gewissenhaftigkeit. Diese Übersetzung von Tätigkeitsprofilen in Kompetenzanforderungen erfolgt durch Querschnittsregressionen der in den Daten beobachtbaren berufsspezifischen Beschäftigtenanteile jeder einzelnen Qualifikationsgruppe (z.B. hohe kognitive Kompetenzen) auf die berufsspezifischen Intensitäten der Tätigkeiten. Damit wird, separat für jede Qualifikationsgruppe in jedem Fähigkeitsmerkmal und für jedes Jahr, geschätzt, wie stark sich über die Berufe hinweg mit zunehmender Intensität einer jeden Tätigkeit der Anteil der Beschäftigten in dieser Qualifikationsgruppe in diesem Jahr geändert hat. Diese für einzelne Stichjahre geschätzten marginalen Qualifikationsanforderungen der Tätigkeiten werden dann mit den tatsächlichen Veränderungen der Tätigkeitsintensitäten in der nachfolgenden Periode verknüpft, um abzuschätzen, wie stark sich der Beschäftigtenanteil jeder Qualifikationsgruppe in dieser Periode geändert hätte, wenn sich die Qualifikationsstruktur ausschließlich aufgrund der Veränderungen der Tätigkeitsprofile geändert hätte.¹⁷ Diese „Prognose“ der tätigkeitsinduzierten Veränderungen der Qualifikations-

¹⁷ Ist beispielsweise die Intensität der kognitiven Routinetätigkeiten 2006-2012 um 5 Prozentpunkte gesunken, so hätte bei einem für 2006 geschätzten qualifikationsspezifischen marginalen Effekt von 1 der Beschäftigtenanteil der jeweiligen Qualifikationsgruppe 2006-2012 um 5 Prozentpunkte sinken müssen (z.B. von 50% in 2006 auf 45% in 2012). Die entsprechenden Qualifikationseffekte aller Tätigkeiten zusammengenommen ergeben schließ-

strukturen kann separat für jeden der 57 Berufe vorgenommen werden. Sie kann aber auch für alle Berufe zusammengenommen erfolgen.

Im zweiten Schritt werden diese geschätzten tätigkeitsinduzierten Veränderungen der Qualifikationsstrukturen bereinigt, um zu ermitteln, wie sie sich verändert hätten, wenn sich die Preise für die Tätigkeiten in der jeweiligen Periode nicht verändert hätten.¹⁸ Dieses Bereinigungsverfahren wird in Anhang 3 detaillierter beschrieben.¹⁹ Ein Nachteil dieser Bereinigung ist, dass die Indikatoren, die den bereinigten Bedarf widerspiegeln, intuitiv relativ schwer zu interpretieren sind. Diese Indikatoren sind im Kern (logarithmierte) Verhältnisse von Veränderungsraten:

- i. das (logarithmierte) Verhältnis der Veränderungsrate bei Hochqualifizierten zu dem der Veränderungsrate bei Geringqualifizierten,
- ii. das (logarithmierte) Verhältnis der Veränderungsrate bei Mittelqualifizierten zu dem der Veränderungsrate bei Geringqualifizierten.

Im Folgenden werden diese bereinigten Indikatoren zur sprachlichen Vereinfachung als „Wachstumskoeffizienten“ bezeichnet. Die Interpretation dieser Wachstumskoeffizienten wird in Kasten 3-1 näher erläutert. Sie geben letztlich an, wie stark sich der Bedarf an Beschäftigten mit hoher bzw. mittlerer Qualifikationen relativ zu dem an Beschäftigten mit geringen Qualifikationen entwickelt hat. Positive Werte zeigen einen zunehmenden relativen Bedarf an Hoch- bzw. Mittelqualifizierten und damit zunehmende Qualifikations- bzw. Fähigkeitsanforderungen an. Dies kann ein zunehmender Bedarf an den Höherqualifizierten sein, aber auch ein abnehmender Bedarf an Geringqualifizierten. Negative Werte zeigen einen abnehmenden relativen Bedarf an Hoch- bzw. Mittelqualifizierten und damit abnehmende Qualifikations- bzw. Fähigkeitsanforderungen an. Alle Wachstumskoeffizienten werden als (mit 100 multiplizierte) durchschnittliche jährliche Veränderungen in „Log-Punkten“ gemessen. Log-Punkte sind für Werte nahe null näherungsweise vergleichbar mit prozentualen Veränderungen. Bei hohen (positiven oder negativen) Differenzen kommt es aber zu erheblichen Differenzen.

lich die gesamte Veränderung des Beschäftigtenanteils, die notwendig gewesen wäre, um den Qualifikationsanforderungen des Tätigkeitsprofils Rechnung zu tragen.

¹⁸ Wenn beispielsweise die Löhne für Hochqualifizierte in der jeweiligen Periode stärker steigen als die für Geringqualifizierte, so verändert dies auch die relativen Preise der Tätigkeiten. Analytische Routinetätigkeiten beispielsweise, die hohe Qualifikationen vergleichsweise intensiv nutzen, verteuern sich relativ zu kognitiven Routinetätigkeiten, die hohe Qualifikationen weniger intensiv nutzen. Die Konsequenz ist, dass Unternehmen die Intensität analytischer Routinetätigkeiten weniger stark erhöhen (und die kognitiver Routinetätigkeiten weniger stark verringern), als sie es bei unveränderten Lohnrelationen getan hätten. Der Wandel der Tätigkeitsintensitäten wird gebremst. Entsprechend werden die tätigkeitsinduzierten Veränderungen der Qualifikationsstrukturen unterschätzt, weil sie anhand der tatsächlichen Veränderungen der Tätigkeitsintensitäten berechnet werden, anstatt mit den (unbekannten) lohn- bzw. tätigkeitskostenneutralen Veränderungen.

¹⁹ Die Bereinigung erfolgt sowohl für die tätigkeitsinduzierten Wachstumskoeffizienten, als auch für die tatsächlichen Wachstumskoeffizienten, die als Vergleichsgrößen herangezogen werden. Die Bereinigung nur einer dieser Wachstumskoeffizienten könnte die Vergleichbarkeit einschränken.

Kasten 3-1

Zur Interpretation der Wachstumskoeffizienten

Die durchschnittlichen jährlichen Veränderungen der bereinigten logarithmierten Verhältnisse von Hoch-/Geringqualifizierten bzw. von Mittel-/Geringqualifizierten sind z.B. für Hochqualifizierte und die Periode 2006-2012 definiert als

Wachstumskoeffizient

$$= \left[\ln \left(\frac{L_{HQ,2012}}{L_{GQ,2012}} \right) - \ln \left(\frac{L_{HQ,2006}}{L_{GQ,2006}} \right) \right] + \sigma \left[\ln \left(\frac{Lohn_{HQ,2012}}{Lohn_{GQ,2012}} \right) - \ln \left(\frac{Lohn_{HQ,2006}}{Lohn_{GQ,2006}} \right) \right] * \frac{1}{6} * 100$$

$$= \left[\ln \left(\frac{L_{HQ,2012}}{L_{HQ,2006}} \right) - \ln \left(\frac{L_{GQ,2012}}{L_{GQ,2006}} \right) \right] + \sigma \left[\ln \left(\frac{Lohn_{HQ,2012}}{Lohn_{HQ,2006}} \right) - \ln \left(\frac{Lohn_{GQ,2012}}{Lohn_{GQ,2006}} \right) \right] * \frac{1}{6} * 100.$$

Dabei bezeichnet $L_{HQ,2012}$ die Zahl der hochqualifizierten Beschäftigten im Jahr 2012 (GQ: geringqualifiziert) und *Lohn* den geschätzten Durchschnittslohn der jeweiligen Qualifikationsgruppe. σ ist die Substitutionselastizität, für die – Spitz-Oener (2006) folgend – ein Wert von 1,4 angenommen wird (vgl. Anhang 3).

Sind beide Wachstumskoeffizienten, der für hohe und der für mittlere Qualifikation, positiv, so bedeutet dies zwar, dass die Beschäftigtenzahlen (oder äquivalent: die Beschäftigtenanteile) in beiden Qualifikationsgruppen prozentual schneller wachsen als die Beschäftigtenzahl der Geringqualifizierten. Es bedeutet aber nicht notwendigerweise, dass das Qualifikationsniveau insgesamt steigt. Letzteres erfordert zusätzlich, dass der Wachstumskoeffizient für Hochqualifizierte größer ist als der für Mittelqualifizierte. Ist er dagegen kleiner, so deutet dies auf eine zunehmende Konzentration von Beschäftigten im Bereich mittlerer Qualifikationsniveaus hin. Entsprechendes gilt für negative Wachstumskoeffizienten: Ein negativer Wachstumskoeffizient für beide impliziert nur dann eindeutig ein sinkendes Qualifikationsniveau der Beschäftigten insgesamt, wenn der Wachstumskoeffizient für Hochqualifizierte höher negativ ist als die für Mittelqualifizierte.

Eine Eigenart dieser Wachstumskoeffizienten ist, dass sie von den absoluten Beschäftigtenzahlen im Anfangsjahr der Untersuchungsperiode (in obiger Formel 2006) abhängen. Dies kann in Einzelfällen dazu führen, dass der Wachstumskoeffizient einer Qualifikationsgruppe positiv ist, obwohl die Zahl der Beschäftigten in dieser Gruppe sinkt. Das folgende Beispiel verdeutlicht diesen Sonderfall, wobei der Einfachheit halber die Bereinigung ausgeklammert wird. Es seien folgende Beschäftigtenzahlen für einen fiktiven Beruf angenommen:

	2006	2012	$100 * \ln \left(\frac{ET_{2012}}{ET_{2006}} \right)$	Wachstumskoeffizient
Hochqualifizierte	1000	980	-2,02	0,038 = (-2,02 - (-2,25))/6
Mittelqualifizierte	1000	1040	+3,92	1,028 = (3,92 - (-2,25))/6
Geringqualifizierte	900	880	-2,25	

In diesem Beispiel steigt – bei unveränderter Gesamtzahl der Beschäftigten – die Zahl der Mittelqualifizierten um 40 zu Lasten sowohl der Zahl der Hochqualifizierten (-20), als auch der der Geringqualifizierten (-20). Obwohl die Zahl der Hochqualifizierten (und auch ihr Anteil an der Gesamtbeschäftigung) sinkt, wird für sie ein positiver Wachstumskoeffizient von 0,038 ausgewiesen. Der Grund hierfür ist, dass die Zahl der Hochqualifizierten *prozentual* (genauer: in log-Differenzen) weniger stark sinkt als die Zahl der Geringqualifizierten.

Bei der nachfolgenden Diskussion der Ergebnisse liegt der Fokus auf der Entwicklung in der Gesamtwirtschaft, d.h. in allen Berufen zusammengenommen.²⁰ Zunächst werden die geschätzten, durch die Tätigkeitsprofile induzierten Veränderungen der Fähigkeitsanforderungen den tatsächlichen, in den Daten beobachteten Veränderungen der Fähigkeitsanforderungen gegenübergestellt. Dies gibt Aufschluss darüber, wie stark der Einfluss der Tätigkeitsprofile relativ zu anderen Einflussgrößen auf die Veränderungen der Fähigkeitsanforderungen war. Danach wird anhand der geschätzten marginalen Zusammenhänge zwischen den Tätigkeiten und den qualifikationsspezifischen Beschäftigtenanteilen detaillierter dargestellt, in welche Richtung und wie stark die Tätigkeiten die Fähigkeitsanforderungen getrieben haben. Abschließend wird die Frage beantwortet, in welchen Berufsgruppen der Qualifikationsbedarf besonders stark zugenommen hat. Aufgrund der Vielfalt der Entwicklungen in den Berufsgruppen kann dabei allerdings nur auf wenige Besonderheiten eingegangen werden.

3.2 Ergebnisse

Bildungsniveau

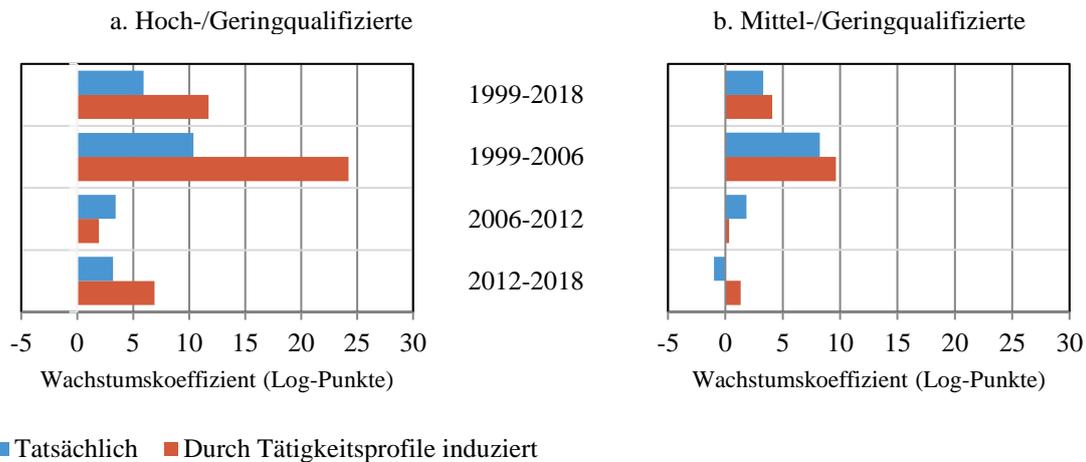
Das Bildungsniveau ist das mit Abstand bedeutendste Fähigkeitsmerkmal in ökonomischen Analysen. Es ist der Standardindikator für „Humankapital“.²¹ Abb. 3-1 stellt die Ergebnisse der Analysen zu den Veränderungen der beruflichen Anforderungen an das Bildungsniveau für alle Berufe zusammengenommen anhand der (bereinigten) Wachstumskoeffizienten graphisch dar. Graphik a stellt diese Wachstumskoeffizienten für Hochqualifizierte (relativ zu Geringqualifizierten) dar, Graphik b für Mittelqualifizierte (relativ zu Geringqualifizierten). Die roten Balken repräsentieren dabei jeweils die hypothetischen, geschätzten Veränderungen des Bedarfs an hoher und mittlerer Qualifikation, der durch die in Kapitel 2 beschriebenen Veränderungen der Tätigkeitsprofile induziert wurde, und die blauen Balken im Vergleich dazu die tatsächlichen, empirisch beobachtbaren Veränderungen der beruflichen Qualifikationsstrukturen. Alle Werte sind als – mit 100 multiplizierte – durchschnittliche jährliche Log-Differenzen berechnet (vgl. Kasten 3-1). Der Vergleich der roten mit den blauen Balken gibt mithin Auskunft darüber, in welchem Umfang die Änderungen der Qualifikationsstrukturen, die infolge des Wandels der Tätigkeitsprofile notwendig gewesen wären, tatsächlich umgesetzt wurden.

²⁰ Dieses Aggregat der Berufe spiegelt nur die Veränderungen der Tätigkeitsprofile innerhalb der Berufe wider, wie sie in Kapitel 2 durch die idiosynkratischen Komponenten der Shift-Share-Zerlegung beschrieben werden. Die Veränderungen der Tätigkeitsintensitäten durch den Strukturwandel zwischen den Berufen bleiben unberücksichtigt.

²¹ Als Datengrundlage fungieren, ebenso wie in Kapitel 2, die Beschäftigterhebungen der Jahre 1998/99 (hier „1999“), 2006, 2012 und 2018, die neben den oben bereits verwendeten Informationen über den Beruf und die ausgeführten Tätigkeiten auch Informationen über das Bildungsniveau der Befragten zum Zeitpunkt der Befragung enthalten. Die Zuordnung von Beschäftigten zu den Gruppen mit geringem, mittlerem und hohem Bildungsniveau folgt der Einordnung der EU (https://ec.europa.eu/eurostat/documents/1978984/6037342/Comparability_ISCED_2011_ISCED_1997.pdf). Beschäftigte mit einem Schulabschluss bis zur mittleren Reife (und ohne Berufsabschluss) werden als geringqualifiziert klassifiziert (ISCED-Gruppen 0-2), Beschäftigte mit einem Hochschulabschluss werden als hochqualifiziert eingestuft (ISCED-Gruppen 5 oder höher), und die übrigen Beschäftigten, zu denen unter anderem Personen mit Hochschulreife oder abgeschlossener Berufsausbildung sowie mit Fortbildungsabschlüssen außerhalb von Hochschulen (z.B. Meister) gehören (ISCED Gruppen 3-4), werden als mittelqualifiziert eingestuft.

Abb. 3-1

Tatsächliche und geschätzte, durch Veränderungen der Tätigkeitsprofile induzierte Veränderungen des beruflichen Bedarfs an formaler Bildung nach Perioden 1999-2018



Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Punkte x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Gruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1). Tatsächlich: Wachstumskoeffizient für die in den Daten beobachteten Veränderungen der Qualifikationsstruktur. Durch Tätigkeitsprofile induziert: Wachstumskoeffizient für die aufgrund der Veränderungen der Tätigkeitsprofile erforderlichen Veränderungen der Qualifikationsstruktur.

Lesebeispiel: Im Gesamtzeitraum hätte die Relation von Hoch- zu Geringqualifizierten (Graphik a) mit jahresdurchschnittlich 11,7 Log-Punkten (roter Balken) deutlich stärker zunehmen müssen, um den gestiegenen Qualifikationsanforderungen der Veränderungen der Tätigkeitsprofile gerecht zu werden, als er tatsächlich angestiegen ist (5,9 p.a., blauer Balken).

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Was die Entwicklungen im Gesamtzeitraum (1999-2018) angeht (obere Balkengruppen), so zeigt die Abbildung, dass das tatsächliche Bildungsniveau der Beschäftigten deutlich zugenommen hat (Graphik a, blauer Balken). Der Wachstumskoeffizient zwischen hoch- und geringqualifizierten Beschäftigten ist positiv (jahresdurchschnittlich 5,9 Log-Punkte). Auch der Wachstumskoeffizient zwischen mittel- und geringqualifizierten Beschäftigten ist positiv (3,3 Log-Punkte p.a., Graphik b). Die Abbildung zeigt auch, dass diese Zunahme des Bildungsniveaus nicht ausreichte, um die tätigkeitsbedingten Zuwächse des Bedarfs an hoher und mittlerer Bildung zu befriedigen. Der Wachstumskoeffizient der Hochqualifizierten hätte mit 11,7 Log-Punkten (Graphik a, roter Balken) deutlich stärker zunehmen müssen, um den gestiegenen Qualifikationsanforderungen der Veränderungen der Tätigkeitsprofile gerecht zu werden. Auch bei den Mittelqualifizierten konnte der Bedarf nicht vollständig gedeckt werden. Für die vorangegangenen zwei Dekaden (1979-1999) berichtet Spitz-Oener (2006: Table 9A) ähnlich hohe tatsächliche Zunahmen der Qualifikationsanforderungen in Bezug auf Hoch- (6,1 Log-Punkte p.a.) und Mittelqualifizierte (2,5 Log-Punkte p.a.). Allerdings war der Einfluss des Wandels der Tätigkeitsprofile in diesem Zeitraum deutlich geringer. Ihren Schätzungen zufolge zeichneten diese seinerzeit für nur 36% der zunehmenden Qualifikationsanforderungen bei Hochqualifizierten (statt 198% 1999-2018) verantwortlich, und die tätigkeitsbedingten Qualifikationsanforderungen bei Mittelqualifizierten haben sie sogar gebremst.

Die unteren Balkengruppen in Abb. 3-1 zeigen allerdings, dass die starke Steigerung der Qualifikationsanforderungen an Hoch- und Mittelqualifizierte im Gesamtzeitraum maßgeblich in der ersten Teilperiode 1999-2006 stattfand. In dieser Zeit galt die deutsche Wirtschaft als der „kranke Mann Europas“ (Sinn 2003). Einerseits waren die Arbeitsmärkte noch vergleichsweise

stark reguliert und die Arbeitslosigkeit war auf einem historischen Höchststand. Andererseits setzten die Digitalisierung (v.a. Telekommunikation, Computer, Internet) und die Globalisierung die deutsche Wirtschaft unter erheblichen Wettbewerbs- und Kostendruck. Die Folge waren nicht zuletzt verstärkte Rationalisierungen und Verlagerungen von Produktionskapazitäten ins Ausland (Offshoring). Die deutsche Automobilindustrie beispielsweise hat – bei deutlich rückläufiger Beschäftigung – die Zahl der eingesetzten Industrieroboter in dieser Zeit nahezu verdoppelt und arbeitsintensive Tätigkeiten verstärkt an ausländische Zulieferer ausgelagert (Bachmann et al. 2020). Sowohl die Digitalisierung, als auch das Offshoring erhöhten den Bedarf insbesondere an Hochqualifizierten, die die neuen Technologien beherrschen, den notwendigen organisatorischen Umbau von Unternehmen zur Anpassung an diese neuen Technologien vorantreiben, oder die zunehmend komplexeren Auslandsbeziehungen im Rahmen internationaler Wertschöpfungsketten organisieren, pflegen und überwachen können. Offensichtlich hat das Angebot an Hochqualifizierten nicht mit diesem zusätzlichen Bedarf Schritt halten können. In Jahren nach 2006 ist der Bedarf zwar ebenfalls gestiegen. Er ist aber deutlich langsamer gestiegen, weil sich der Wandel der Tätigkeitsstrukturen verlangsamt hat (Kapitel 2). Freilich ist auch die Qualifikation der Beschäftigten deutlich langsamer gestiegen, so dass der Bedarf – zumindest in den 2010er Jahren – wiederum nicht vollständig gedeckt werden konnte. 2012-2018 ist der Anteil der Mittelqualifizierten relativ zu dem der Geringqualifizierten sogar zurückgegangen.

Die Frage, welche der Tätigkeiten die mit den roten Balken dargestellten Veränderungen der Fähigkeitsanforderungen besonders stark getrieben haben, kann anhand von Tabelle 3-1 beantwortet werden.²² Die Tabelle gibt die geschätzten marginalen Einflüsse der Tätigkeiten auf die Anteile der hoch- bzw. mittelqualifizierten Beschäftigten wider. Diese Schätzungen werden separat für jedes der Stichjahre im Querschnitt über 57 Berufe der ISCO-08 Klassifikation vorgenommen.²³ Der linke Teil der Tabelle gibt die Ergebnisse der Regressionen für den Anteil Hochqualifizierter an der Gesamtbeschäftigung im Beruf wieder, der rechte Teil die für den Anteil Mittelqualifizierter. Die geschätzten Parameter geben an, wie stark sich über die Berufe der jeweilige Beschäftigtenanteil im Schnitt ändert, wenn sich die Intensität der jeweiligen Tätigkeit geringfügig (marginal) erhöht. Da die abhängigen Variablen Beschäftigtenanteile sind, müssen sie sich definitionsgemäß über alle drei Qualifikationsgruppen zu eins addieren. Entsprechend müssen die geschätzten Veränderungen aller drei Qualifikationsgruppen zusammengekommen null sein. So können aus den Schätzungen für die Hoch- und Mittelqualifizierten auch die Veränderungen der jeweiligen Anteile der Geringqualifizierten abgeleitet werden.²⁴

²² Viele der in der Tabelle wiedergegebenen geschätzten Parameter sind zwar statistisch nicht signifikant, was eine vergleichsweise hohe Unsicherheit über die tatsächliche Höhe des entsprechenden Einflusses widerspiegelt. Dennoch werden auch insignifikante Parameter in die Schätzungen der Einflüsse der beobachteten Änderungen der Tätigkeitsintensitäten auf den Qualifikationsbedarf einbezogen. Auch wenn sie insignifikant sind, spiegeln sie doch die wahrscheinlichsten Werte für die Höhe der marginalen Effekte wider.

²³ Zur Abgrenzung der Berufe vgl. Anhang 2.

²⁴ Die geschätzten Parameter gehen direkt in die Schätzung der Veränderungen des tätigkeitsinduzierten Bedarfs für die darauffolgende Periode ein (vgl. Anhang 3). Die Werte für 1999 gehen also beispielsweise in die Veränderungen des Bedarfs im Zeitraum 1999-2006 ein.

Tabelle 3-1

Zusammenhang zwischen Tätigkeitsprofil und Bildungsniveau

Jahr	Hohes Bildungsniveau			Mittleres Bildungsniveau		
	1999	2006	2012	1999	2006	2012
Nicht-Routine analytisch (Std.abw.)	1,28 ^a (0,17)	1,34 ^a (0,18)	1,39 ^a (0,17)	-1,21 ^a (0,21)	-1,11 ^a (0,18)	-1,18 ^a (0,18)
Nicht-Routine interaktiv (Std.abw.)	0,35 ^a (0,16)	-0,14 (0,19)	0,08 (0,18)	-0,05 (0,19)	0,18 (0,19)	0,05 (0,18)
Routine kognitiv (Std.abw.)	0,20 (0,13)	0,03 (0,21)	-0,22 (0,18)	0,10 (0,15)	0,04 (0,21)	0,36 ^b (0,19)
Routine manuell (Std.abw.)	0,04 (0,20)	-0,21 (0,29)	0,03 (0,27)	-0,26 (0,25)	0,18 (0,29)	-0,07 (0,28)
R ²	0,80	0,69	0,76	0,59	0,61	0,67

OLS Querschnittsregressionen über 57 Berufsgruppen der ISCO-08 Berufsklassifikation (zur Methodik vgl. Kasten 3-1 und Anhang 3), basierend auf Daten der Erwerbstätigenbefragungen. Jede Spalte gibt eine separate Regression wider. Abhängige Variable: Anteil der Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem Bildungsniveau an allen Beschäftigten im jeweiligen Beruf und Jahr. Alle Regressionen enthalten neben den vier Tätigkeitsintensitäten eine Konstante. ^a prob<0,05, ^b prob<0,10.

Lesebeispiel: Der Parameter 1,28 in der oberen Zeile und ersten Spalte (1999) besagt, dass der Anteil der Hochqualifizierten an allen Beschäftigten im Jahr 1999 im Vergleich zweier Berufe um geschätzte 1,28 Prozentpunkte höher war, wenn die Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten um einen Prozentpunkt höher war.

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Die erste Zeile der Tabelle zeigt, dass der geschätzte Zusammenhang der analytischen Nicht-Routinetätigkeiten mit dem Anteil der Beschäftigten mit hohem Bildungsniveau positiv und statistisch signifikant ist, wobei die Stärke dieses Zusammenhangs nur geringfügig über die Zeit variiert.²⁵ Der Schätzwert für 1999 (1,28) besagt beispielsweise, dass der Anteil der Hochqualifizierten an allen Beschäftigten im Jahr 1999 im Vergleich zweier Berufe um 1,28 Prozentpunkte höher war, wenn die Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten um einen Prozentpunkt höher war. Der korrespondierende Schätzer für Mittelqualifizierte (-1,21) im rechten Block der Tabelle besagt entsprechend, dass der Anteil der Mittelqualifizierten gleichzeitig um 1,21 Prozentpunkte niedriger war. Daraus ergibt sich, dass der Anteil der Geringqualifizierten um 0,07 Prozentpunkte (-1,28 – (-1,21)) gesunken ist. Eine Zunahme der Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten erforderte 2006 also vor allem eine Substitution von Mittel- durch Hochqualifizierte, während Geringqualifizierte nur marginal betroffen waren. In den nachfolgenden Jahren hat sich dies insofern geändert, als auch die Gruppe der Geringqualifizierten etwas stärker betroffen war. Ihr Beschäftigtenanteil hätte in diesen Jahren jeweils um rund 0,2 Prozentpunkte sinken müssen.

Jede Zunahme der Intensität interaktiver Nicht-Routinetätigkeiten um einen Prozentpunkt erforderte 1999 vor allem eine Substitution von Hoch- (+0,35 Prozentpunkt) durch Geringqualifizierte (-0,30 Prozentpunkte), während Mittelqualifizierte kaum betroffen waren (-0,05 Prozentpunkte).²⁶ In den nachfolgenden Jahren, als die Intensität interaktiver Nicht-Routinetätigkeiten praktisch unverändert blieb (vgl. Kapitel 2), sind auch diese marginalen Erfordernisse deutlich zurückgegangen.

²⁵ Ähnlich hohe Parameterwerte findet Spitz-Oener (2006: Table A1) für die 1980er und 1990er Jahre.

²⁶ Für die 1980er und 1990er Jahre schätzt Spitz-Oener ebenfalls einen hohen positiven marginalen Einfluss dieser Tätigkeiten auf den Anteil Hochqualifizierter (Spitz-Oener 2006: Table A1).

Bei den Qualifikationsanforderungen der kognitiven Routinetätigkeiten deuten die Schätzungen darauf hin, dass die Jahre 1999 und 2006 im langfristigen Vergleich eine Sonderrolle spielen. Für die 1980er Jahre (1979-1991) schätzt Spitz-Oener (2006), dass eine Zunahme der Intensität dieser Tätigkeiten vor allem mehr Mittelqualifizierte erforderte. Gleichzeitig nahm die Intensität dieser Tätigkeiten ab, weil traditionelle, „analoge“ Mess-, Prüf- und Überwachungsverfahren zunehmend automatisiert oder digitalisiert wurden. Dadurch sank insbesondere der Bedarf an Mittelqualifizierten. Dieses Muster findet sich in der vorliegenden Studie auch für 2012 wieder: Eine Zunahme der Intensität kognitiver Routinetätigkeiten erhöhte den Bedarf an Mittelqualifizierten (+0,36), verringerte aber den an Hochqualifizierten (-0,22). Gleichzeitig nahm die Intensität dieser Tätigkeiten nach 2012 jedoch leicht ab (-1 Prozentpunkt). In den Jahren dazwischen, insbesondere 1999, erforderte eine Zunahme der Intensität kognitiver Routinetätigkeiten dagegen auch mehr Hochqualifizierte (+0,20) und die Intensität stieg an. In Kapitel 2 wird dieser Anstieg der Intensität auch auf die zunehmende PC-Nutzung zurückgeführt, was darauf hindeutet, dass Tätigkeiten wie Messen und Überprüfen nicht durch PCs ersetzt wurden, sondern komplementär zu PCs verwendet wurden. Dass dabei vorübergehend auch vermehrt Hochqualifizierte erforderlich waren, könnte daran liegen, dass diese auch dazu benötigt wurden, um computergestützte Monitoringsysteme zu etablieren und zu verfeinern, bevor diese später vor allem von Mittelqualifizierten übernommen wurden.

Für den Einfluss der manuellen Routinetätigkeiten auf die Qualifikationsstruktur ergeben die Schätzungen in Tabelle 3-1 kein einheitliches Bild. Zum einen wechseln sie über die Jahre hinweg die Vorzeichen, zum anderen sind sie durchweg hochgradig insignifikant. Die Punktschätzer deuten darauf hin, dass eine Zunahme der Intensität dieser Tätigkeiten beispielsweise 1999 eine tendenzielle Substitution von Mittel- durch Geringqualifizierte (-0,26 bzw. +0,22) und 2006 eine tendenzielle Substitution von Hoch- durch Mittelqualifizierte (-0,21 bzw. +0,18) erforderte.

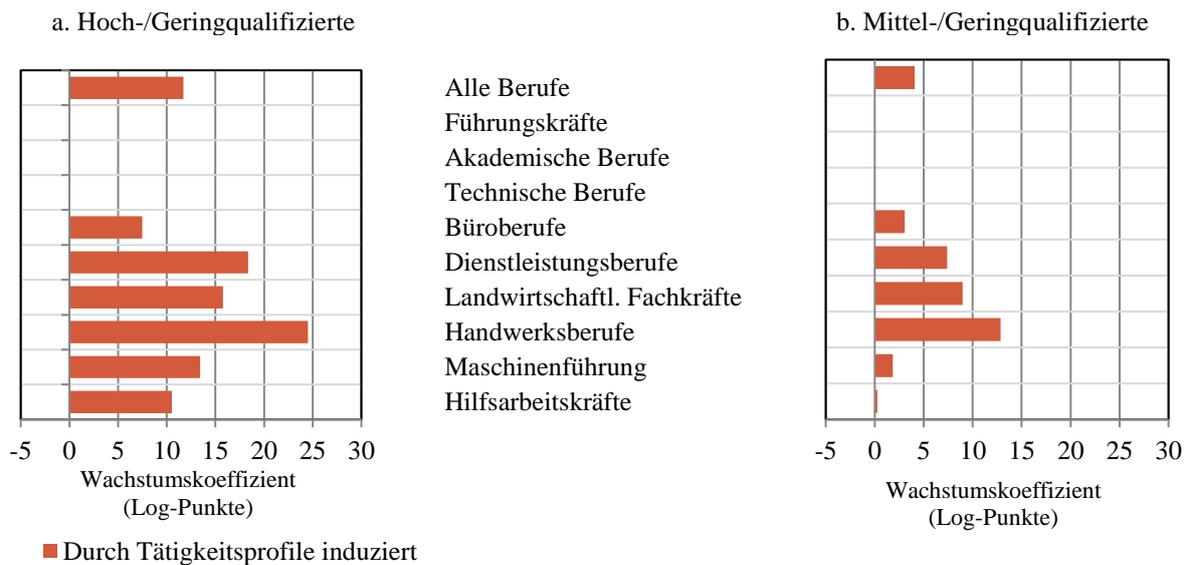
Zusammenfassend hätten die beobachteten idiosynkratischen Veränderungen der Intensitäten aller vier Tätigkeiten zusammengenommen im Zeitraum 1999-2006 erfordert, dass der Anteil der Hochqualifizierten 1999-2006 um 26,1 Prozentpunkte steigt, was in etwa einer Verdoppelung ihres Beschäftigtenanteils in 1999 (24,3%) entspricht. Der Anteil der Mittelqualifizierten hätte um 17,8 Prozentpunkte sinken müssen (1999: 63,5%) und der Anteil der Geringqualifizierten um 8,2 Prozentpunkte (1999: 12,3%). Umgerechnet in die bereinigten Wachstumskoeffizienten ergeben sich hieraus die in Abb. 3-1 dargestellten hohen Zuwächse des Bedarfs sowohl für Hoch-, als auch Mittelqualifizierte.²⁷

Die für die gesamtwirtschaftliche Ebene im Gesamtzeitraum geschätzten tätigkeitsbedingten Veränderungen des Qualifikationsbedarfs spiegeln sich auch in vielen Berufsgruppen wider. Abb. 3-2 zeigt dies für die neun Berufsgruppen der ISCO-08 Klassifikation auf der 1-Steller-

²⁷ Der Wachstumskoeffizient ist auch für Mittelqualifizierte positiv, weil ihr Beschäftigtenanteil *prozentual* weniger stark gesunken ist als der der Geringqualifizierten.

Abb. 3-2

Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an formaler Bildung nach Berufsgruppen 1999-2018



1-Steller Berufsgruppen der ISCO-08 Klassifikation. Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des aufgrund der Veränderungen der Tätigkeitsprofile erforderlichen Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Differenz x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Qualifikationsgruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1).

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Ebene²⁸ anhand der gleichen Indikatoren wie in Abb. 3-1.²⁹ Die Anforderungen des Wandels der Tätigkeitsprofile an das Bildungsniveau sind in praktisch allen Berufsgruppen gestiegen. Hohe Zuwächse verzeichneten die Dienstleistungsberufe, die Landwirtschaftlichen Fachkräfte, die Handwerksberufe und die Maschinenführung. In all diesen Berufen ist der Bedarf an Hochqualifizierten vor allem in der ersten Hälfte der 2000er Jahre gestiegen. Er wurde – wie in praktisch allen anderen Berufen – in erster Linie durch die steigende Intensität der analytischen Nicht-Routinetätigkeiten getrieben. Aber auch die steigende Intensität der kognitiven Routine-tätigkeiten, die ebenfalls in allen Berufen zu beobachten ist, hat einen nennenswerten Beitrag geleistet. Gerade in den Berufsgruppen, in denen Messen, Prüfen und Qualitätskontrolle bisher eine nur untergeordnete Rolle gespielt haben, ist deren Intensität 1999-2006 besonders stark gestiegen.³⁰ Gerade in diesen Berufsgruppen könnten zunächst auch Hochqualifizierte erforderlich gewesen sein, um computergestützte Verfahren zum Monitoring von Arbeitsprozessen und der Qualitätskontrolle zu etablieren und zur Reife zu bringen.

²⁸ Tabelle A3-1 in Anhang 3 führt ergänzend die Berufe auf der 2-Steller-Ebene der ISCO-08 Klassifikation auf, in denen die Qualifikationsanforderungen durch den Wandel der Tätigkeitsprofile besonders stark gestiegen oder gesunken sind.

²⁹ Die geschätzten Veränderungen des Bedarfs bei Führungskräften sowie Akademischen und Technischen Berufen sind allerdings nicht verfügbar, weil die Schätzungen auf der Grundlage der in Tabelle 3-1 oben dargestellten Parameter keine aussagekräftigen Ergebnisse liefern. Diese Schätzungen ergeben, dass der Anteil der Geringqualifizierten im Zeitraum 1999-2006 unter null hätte sinken müssen, wenn die veränderten Qualifikationsanforderungen, die der Wandel der Tätigkeitsprofile mit sich brachte, vollständig umgesetzt worden wären. Für die Zeit nach 2006 deuten die Schätzungen aber auch für diese Berufsgruppen auf einen insgesamt zunehmenden Qualifikationsbedarf hin.

³⁰ In den Dienstleistungsberufen und den Landwirtschaftlichen Fachkräften hat sie sich praktisch verdoppelt (23% auf 45% bzw. 26% auf 50%), in den Büroberufen ist die um 70% gestiegen (14% auf 23%) und bei der Maschinenführung um fast die Hälfte (35% auf 49%).

Kognitive Fähigkeiten

Kognitive Fähigkeiten haben im Rahmen der vorliegenden Untersuchung gegenüber dem formalen Bildungsniveau den Vorteil, dass sie weniger stark durch bildungspolitische Symbolpolitik beeinflusst werden können. Durch die Aufweichung von Prüfungsanforderungen oder eine Erleichterung des Zugangs zu höheren Bildungseinrichtungen kann zwar das formale Bildungsniveau der Bevölkerung gesteigert werden. Damit geht aber nicht notwendigerweise auch eine Steigerung der kognitiven Fähigkeiten einher. Diese erfordert vielmehr eine Verbesserung der Qualität des Bildungssystems, die mit Symbolpolitik kaum zu erreichen ist. Eine zunehmende Zahl von Ökonomen hält kognitive Fähigkeiten auch deshalb für einen aussagekräftigeren Indikator für Humankapital als das Bildungsniveau, weil sie eine engere Beziehung zu individuellen Einkommen und dem Wirtschaftswachstum aufweisen (Hanushek und Wößmann 2008). Von daher könnte auch erwartet werden, dass sie eine engere Beziehung zu den Tätigkeitsprofilen haben.³¹ Schmidt und Hunter (2004) beispielsweise finden, dass kognitive Fähigkeiten für Wissenschaftler und Manager bedeutender sind als für Facharbeitskräfte und ungelernte Arbeitskräfte. Von daher kann erwartet werden, dass analytische Nicht-Routinetätigkeiten, die in diesen Berufsgruppen eine besonders große Rolle spielen, eher hohe kognitive Fähigkeiten erfordern, während Routinetätigkeiten eher mittlere oder geringe kognitive Fähigkeiten benötigen.

Tabelle 3-2 zeigt – ähnlich wie Tabelle 3-1 oben – die Schätzergebnisse für die marginalen Effekte der Tätigkeiten auf die Beschäftigtenanteile für hohe und mittlere kognitive Fähigkeiten. Eine Zunahme der Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten, deren Intensität nach 2006 noch weiter gestiegen ist, erforderte den Schätzungen zufolge vor allem mehr hohe kognitive Fähigkeiten.³² Dies bestätigt den ersten Teil der eingangs aufgestellten Hypothese: Nicht-Routinetätigkeiten, die unter anderem die selbständige Erledigung schwieriger, nicht alltäglicher Probleme beinhalten, erfordern hohe kognitive Fähigkeiten. Diese spiegelt sich oft auch in einem höheren Bildungserfolg wider (z.B. Hanushek und Wößmann 2008). In der Tat gibt es hier deutliche Parallelen zum Bildungsniveau (s.o.). Allerdings ist die Stärke des marginalen Effekts der analytischen Nicht-Routinetätigkeiten bei den kognitiven Fähigkeiten deutlich geringer als beim Bildungsniveau. Hierin liegt ein wesentlicher Grund dafür, dass der tätigkeitsbedingte Bedarf an kognitiven Fähigkeiten (vgl. Abb. 3-3) deutlich langsamer gestiegen ist als der an formaler Bildung (vgl. Abb. 3-1).

³¹ Datengrundlage für die nachfolgenden Analysen des Bedarfs sowohl an kognitiven, als auch an nicht-kognitiven Fähigkeiten bildet das SOEP (vgl. Anhang 2). Aus dem SOEP liegen Ergebnisse von Intelligenz-Schnelltests für die Jahre 2006, 2012 und 2016 vor. Der Zeitraum 1999-2006 kann mithin nicht in die folgenden Analysen einbezogen werden. Die Testergebnisse aus 2016 werden hier mit den Tätigkeitsprofilen aus 2018 verknüpft, was dazu führen kann, dass die Veränderungen der Kompetenzen im Zeitraum 2012-2018 leicht unterzeichnet werden. Bei der Interpretation der Ergebnisse in diesem Kapitel ist auch zu berücksichtigen, dass die Datenbasis für die kognitiven Fähigkeiten kleiner ist als die für das Bildungsniveau und die nicht-kognitiven Fähigkeiten. Die Schätzergebnisse könnten von daher mit höherer Unsicherheit behaftet sein. Intelligenztests liegen – je nach Jahr – für 2.000-5.400 Personen vor, Tests der nicht-kognitiven Fähigkeiten für 7.500-9.200 Personen, und Daten zum Bildungsniveau für 16.000-28.000 Personen.

³² Dass eine Zunahme der Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten 2006 vor allem zu Lasten geringer statt mittlerer kognitiver Kompetenzen ging, liegt vermutlich auch daran, dass im SOEP die Zahl von Kompetenztests mit wenigen richtigen Antworten im Jahr 2006 ungewöhnlich hoch war (s.o.).

Tabelle 3-2

Zusammenhang zwischen Tätigkeitsprofil und kognitiven Kompetenzen

Jahr	Hohe kognitive Kompetenzen		Mittlere kognitive Kompetenzen	
	2006	2012	2006	2012
Nicht-Routine analytisch (Std.abw.)	0,29 ^b (0,15)	0,41 ^a (0,14)	0,02 (0,21)	-0,39 ^a (0,14)
Nicht-Routine interaktiv (Std.abw.)	0,01 (0,17)	0,04 (0,15)	-0,12 (0,23)	0,10 (0,14)
Routine kognitiv (Std.abw.)	-0,21 (0,18)	-0,11 (0,15)	0,35 (0,25)	0,21 (0,15)
Routine manuell (Std.abw.)	0,15 (0,25)	0,13 (0,23)	-0,37 (0,35)	-0,28 (0,22)
R ²	0,13	0,23	0,04	0,16

OLS Querschnittsregressionen über 57 Berufsgruppen der ISCO-08 Berufsklassifikation (zur Methodik vgl. Kasten 3-1 und Anhang 3), basierend auf Daten des SOEP zu kognitiven Kompetenzen in den Jahren 2006 und 2012 sowie Daten der Erwerbstätigenbefragungen zu Tätigkeitsprofilen in den Jahren 2006 und 2012. Jede Spalte gibt eine separate Regression wieder. Abhängige Variable: Anteil der Beschäftigten mit hohen bzw. mittleren kognitiven Kompetenzen an allen Beschäftigten im jeweiligen Beruf und Jahr. Zur Abgrenzung der Kompetenzklassen (hoch/mittel/gering) vgl. Anhang 2. Die Schätzergebnisse für 2006 sind möglicherweise verzerrt und sollten mit größter Zurückhaltung interpretiert werden. Alle Regressionen enthalten neben den vier Tätigkeitsintensitäten eine Konstante. ^a prob<0,05, ^b prob<0,10.

Lesebeispiel: Der Parameter 0,41 in der oberen Zeile und zweiten Spalte (2012) besagt, dass der Anteil der Beschäftigten mit hohen kognitiven Kompetenzen im Jahr 2012 im Vergleich zweier Berufe um geschätzte 0,41 Prozentpunkte höher war, wenn die Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten um einen Prozentpunkt höher war.

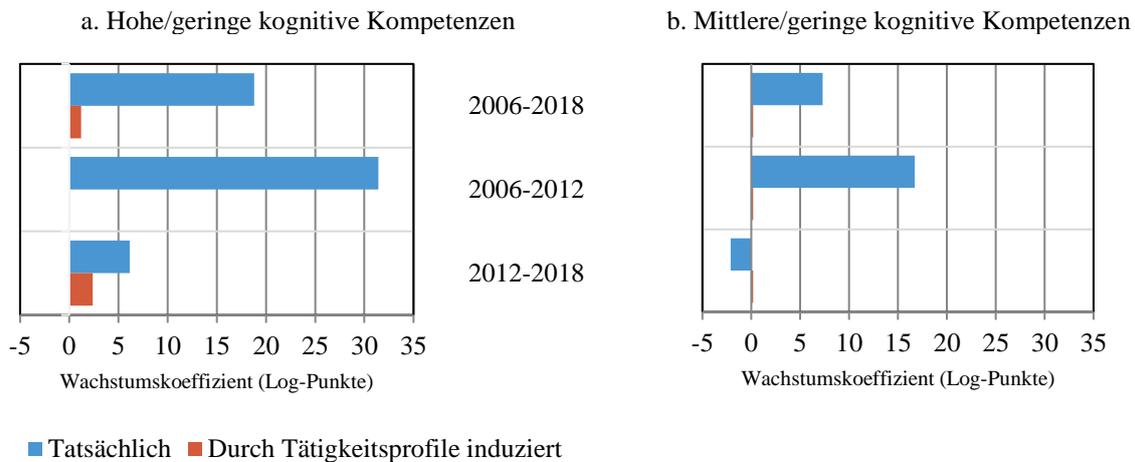
Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Kognitive Routinetätigkeiten, deren Intensität nach 2006 zunächst noch angestiegen und nach 2012 wieder leicht gesunken ist, benötigten den Schätzungen zufolge in beiden Jahren tendenziell mehr mittlere und weniger hohe und geringe kognitive Kompetenzen. Auch dies bestätigt die obige Hypothese im Hinblick auf die Facharbeitskräfte. Dass sich hierin – anders als beim Bildungsniveau – der in Kapitel 2 identifizierte Wandel der Tätigkeitsinhalte von „analogem“ Messen, Prüfen oder Überwachen hin zur Überwachung von Maschinen und anderen automatisierten Arbeitsprozessen nicht widerspiegelt, könnte auch an den o.g. Besonderheiten der Daten der Intelligenztests aus 2006 liegen. Bei den manuellen Routinetätigkeiten schließlich erforderte eine Intensivierung eine tendenzielle Substitution von mittleren durch zum einen geringe, zum anderen aber auch hohe kognitive Kompetenzen. Die zunehmenden Anforderungen an geringe kognitive Kompetenzen sind mit der eingangs aufgestellten Hypothese vereinbar. Die zunehmenden Anforderungen an hohe kognitive Kompetenzen sind es allerdings nicht. Diese finden sich auch beim Bildungsniveau in dieser Form nicht wieder. Möglicherweise sind unter den Beschäftigten, die sich auf manuelle Routinetätigkeiten spezialisiert haben, auch solche, denen es – vielleicht aufgrund von Defiziten bei ihren nicht-kognitiven Fähigkeiten – nicht gelungen ist, ihre hohen kognitiven Fähigkeiten in hohe Bildung umzusetzen.

Interaktive Nicht-Routinetätigkeiten, deren Intensität sich nach 2006 kaum verändert hat, erfordern den Schätzungen zufolge eine nur geringe Anpassung der Beschäftigtenanteile mit hohen kognitiven Kompetenzen. Für intensive zwischenmenschliche Kontakte scheinen hohe kognitive Fähigkeiten also kaum benötigt zu werden. Stattdessen erforderten die interaktiven Tätigkeiten 2006 tendenziell mehr geringe (+0,11) und 2012 tendenziell mehr mittlere kognitive Kompetenzen (+0,10). Allerdings sind alle Parameter insignifikant. Die entsprechenden Schätzergebnisse für das Bildungsniveau (s.o.) sind ähnlich ambivalent.

Abb. 3-3

Tatsächliche und geschätzte, durch Veränderungen der Tätigkeitsprofile induzierte Veränderungen des beruflichen Bedarfs an kognitiven Fähigkeiten nach Perioden 2006-2018



Wachstumscoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Punkte x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Gruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1). Tatsächlich: Wachstumscoeffizient für die in den Daten beobachteten Veränderungen der Qualifikationsstruktur. Durch Tätigkeitsprofile induziert: Wachstumscoeffizient für die aufgrund der Veränderungen der Tätigkeitsprofile erforderlichen Veränderungen der Qualifikationsstruktur.

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Im Zusammenspiel mit den beobachteten Veränderungen der Tätigkeitsprofile implizieren die obigen Schätzungen, dass der Bedarf an kognitiven Kompetenzen infolge der Veränderungen der Tätigkeitsprofile deutlich schwächer gestiegen ist als der Bedarf an formaler Bildung. Abb. 3-3 zeigt – ähnlich wie Abb. 3-1 oben für das Bildungsniveau – die tatsächlichen und die geschätzten, durch den Wandel der Tätigkeitsprofile induzierten Veränderungen des Bedarfs an kognitiven Kompetenzen anhand der Wachstumscoeffizienten. Zwischen 2006 und 2012 hat sich der relative Bedarf an hohen und mittleren kognitiven Fähigkeiten praktisch nicht geändert; 2012-2018 ist lediglich der relative Bedarf an hohen kognitiven Fähigkeiten um jahresdurchschnittlich 2,4 Log-Punkte gestiegen. Dieser schwache Anstieg steht im deutlichen Gegensatz zum starken Anstieg des relativen Bedarfs an hoher formaler Bildung, der 2006-2012 um 2,0 Log-Punkte p.a. und 2012-2018 sogar um 6,9 Log-Punkte p.a. gestiegen ist. Ob diese Diskrepanz damit zu erklären ist, dass dem formalen Bildungsabschluss in Deutschland nach wie vor ein deutlich höherer Stellenwert beigemessen wird als den kognitiven Kompetenzen, kann allerdings hier nicht geklärt werden.

Die tatsächliche Entwicklung der kognitiven Kompetenzen korrespondiert in etwa mit der des formalen Bildungsniveaus. Ebenso wie das Bildungsniveau sind die kognitiven Kompetenzen der Beschäftigten insgesamt gestiegen (blaue Balken). Auch gehen die Zuwächse über die Zeit zurück. Ebenso wie das Bildungsniveau sind auch die kognitiven Kompetenzen der Beschäftigten zwischen 2012 und 2018 langsamer gestiegen als zwischen 2006 und 2012.³³ Selbst der

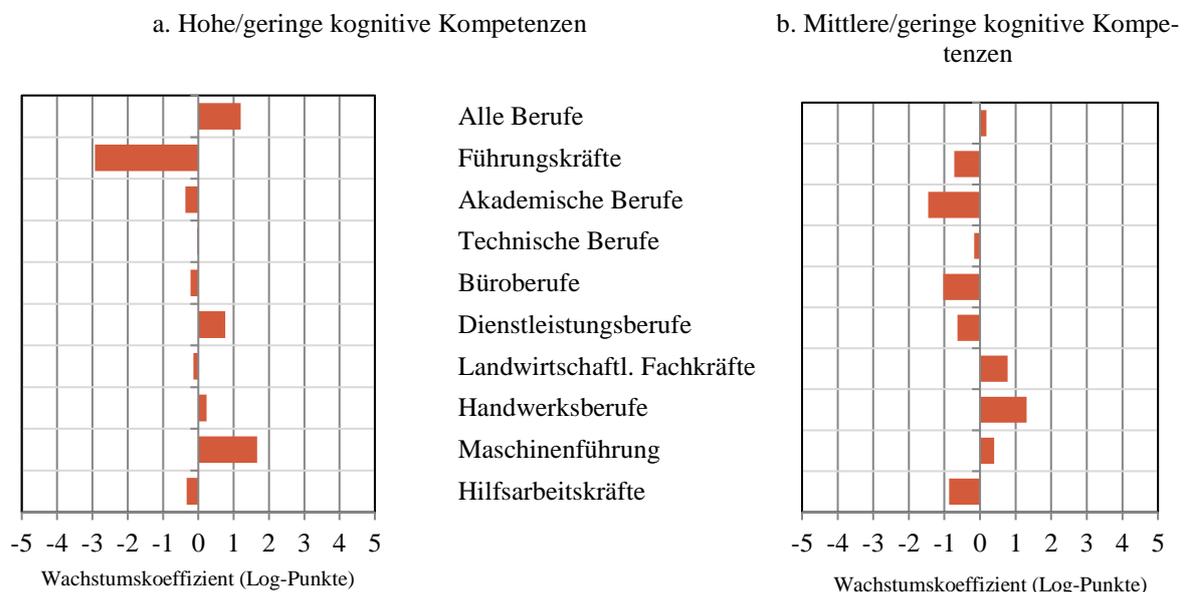
³³ Die Daten für den Zeitraum 2006-2012 könnten allerdings die tatsächlichen Zuwächse überzeichnen. In 2006 ist die Zahl der Testteilnehmer mit geringer Zahl richtiger Antworten auffällig hoch. Ein Grund hierfür könnte die geringere Vertrautheit von Teilnehmern im Umgang mit Computern sein. Die Tests erfolgten an Computern (CAPI: Computer-Assisted Personal Interview). Ein weiterer Grund könnten Lerneffekte aus der Befragung 2006 für spätere Tests sein, die die Ergebnisse der späteren Tests verbessern.

tendenzielle relative Rückgang beim mittleren Bildungsniveau 2012-2018 findet sich auch bei den kognitiven Kompetenzen wieder (Graphik b).

Zum Teil deutlich höher als die gesamtwirtschaftlichen Veränderungen des tätigkeitsbedingten Bedarfs an kognitiven Fähigkeiten sind die Veränderungen des Bedarfs in einzelnen Berufsgruppen. Abb. 3.4 zeigt die Entwicklungen nach 1-Steller Berufsgruppen.³⁴ Gestiegen ist der tätigkeitsbedingte Bedarf an kognitiven Fähigkeiten nach Maßgabe der Wachstumskoeffizienten vor allem in Handwerksberufen und der Maschinenführung. Hinzu kommen Dienstleistungsberufe, in denen allerdings der Bedarf an mittleren kognitiven Fähigkeiten zugleich zurückgegangen ist. Einen Rückgang des Bedarfs gab es demgegenüber bei Führungskräften,³⁵ akademischen und Büroberufen sowie Hilfsarbeitskräften.

Abb. 3-4

Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an kognitiven Fähigkeiten nach Berufsgruppen 2012-2018



1-Steller Berufsgruppen der ISCO-08 Klassifikation. Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des aufgrund der Veränderungen der Tätigkeitsprofile erforderlichen Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Differenz x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Qualifikationsgruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1).

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Big Five Verträglichkeit

Nicht-kognitive Kompetenzen sind im Hinblick auf die Leistungsfähigkeit im Beruf insgesamt weniger eindeutig als das Bildungsniveau oder die kognitiven Kompetenzen zu bewerten. Ein höheres Bildungsniveau oder höhere kognitive Kompetenzen werden üblicherweise als positiv angesehen, weil sie zur Ausübung kognitiv anspruchsvollerer Tätigkeiten befähigen, die häufig

³⁴ Ein ergänzendes Ranking der Berufe auf der 2-Steller-Ebene der ISCO-08 Klassifikation findet sich in Tabelle A3-2 in Anhang 3.

³⁵ Der starke Rückgang des relativen Bedarfs an hohen und mittleren kognitiven Fähigkeiten bei den Führungskräften sollte allerdings aufgrund der Datenprobleme im Jahr 2006 (s.o.) mit Vorsicht interpretiert werden. Er wurde zum erheblichen Teil von der sinkenden Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten im Zeitraum 2006-2012 induziert, die den Schätzungen in Tabelle 3-2 zufolge in 2006 vor allem die Nachfrage nach Geringqualifizierten (statt Mittelqualifizierten) erhöhte.

auch besser entlohnt werden. Bei höheren nicht-kognitiven Kompetenzen ist dies nicht zwangsläufig der Fall. Hier ist eine differenziertere Betrachtung notwendig. Dies wird an dem Big-Five Persönlichkeitsmerkmal „Verträglichkeit“ besonders deutlich. Höhere Verträglichkeit ist mit Facetten wie Vertrauensseligkeit, Zurückhaltung, Konformität, Kooperation, Hilfsbereitschaft oder Altruismus verbunden. Geringe Verträglichkeit deutet demgegenüber eher auf einen Hang zu Misstrauen, Scharfzüngigkeit, Selbstzentriertheit oder auch auf ein herablassendes Wesen hin. Verträglichkeit steht – zusammen mit Extraversion (s.u.) – in engem Verhältnis zu sozialen Kompetenzen (z.B. Brunello und Schlotter 2011), die insbesondere für Nicht-Routinetätigkeiten relevant sind. Allerdings unterscheiden sich die Tätigkeiten, die in der Kategorie der interaktiven Tätigkeiten zusammengefasst sind, in dem Grad der Verträglichkeit, die sie benötigen (Borghans et al. 2008b). Auf der einen Seite stehen fürsorgende Tätigkeiten wie Beraten und Informieren, die ein hohes Maß an Verträglichkeit erfordern. Auf der anderen Seite stehen beeinflussende Tätigkeiten wie Unterrichten, Erziehen, Ein- und Verkaufen oder Organisieren, die ein geringeres Maß an Verträglichkeit erfordern. Problematisch ist dies vor allem, weil diese beiden Gruppen von Tätigkeiten über Berufe hinweg negativ miteinander korreliert sind. Berufe mit geringerer Intensität von fürsorgenden interaktiven Tätigkeiten haben tendenziell eine höhere Intensität an beeinflussenden interaktiven Tätigkeiten, und umgekehrt. Unter diesen Bedingungen können die unterschiedlichen Anforderungen dieser beiden Gruppen an Verträglichkeit möglicherweise nicht eindeutig identifiziert werden. So finden zahlreiche Studien keinen systematischen Zusammenhang zwischen Verträglichkeit und arbeitsmarktbezogenen Größen wie etwa Löhnen (Borghans et al. 2008a).

Ähnlich ist es auch in der vorliegenden Arbeit. Die geschätzten marginalen Effekte interaktiver Tätigkeiten auf Verträglichkeit sind quantitativ klein, statistisch insignifikant und wechseln über die Jahre sogar das Vorzeichen (Tabelle 3-3). Von daher dürfte der mit diesen Daten geschätzte Bedarf an Verträglichkeit den tatsächlichen Bedarf interaktiver Tätigkeiten selbst in den Berufen, in denen sich die Intensität der interaktiven Nicht-Routinetätigkeiten nach 2006 noch verändert hat, unterzeichnen.

Die Schätzungen weisen allerdings für zwei weitere Tätigkeiten einen zumindest teilweise signifikanten Zusammenhang mit Verträglichkeit auf: analytische Nicht-Routinetätigkeiten und manuelle Routinetätigkeiten. Eine zunehmende Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten erforderte demnach insbesondere 2006 mehr mittlere (0,36) und weniger hohe Verträglichkeit (-0,33). Möglicherweise spiegeln sich hierin die Einflüsse beeinflussender interaktiver Tätigkeiten indirekt insofern wider, als ein Teil der Beschäftigten, die auf analytische Nicht-Routinetätigkeiten spezialisiert sind, auch Personalverantwortung tragen. Die geschätzten Zusammenhänge sind allerdings 2012 (-0,12, 0,14) deutlich kleiner als 2006. Eine zunehmende Intensität manueller Routinetätigkeiten erforderte ebenfalls mehr mittlere (2006: 0,25) und weniger hohe Verträglichkeit (-0,28). Dies hängt möglicherweise damit zusammen, dass Teamarbeit in der Produktion und der Bedienung von Maschinen und Anlagen mittlerweile Gang und Gäbe ist. Beachtenswert erscheint schließlich, dass geringe Verträglichkeit eine eher untergeordnete Rolle spielt. Keine der Tätigkeiten benötigt in größerem Umfang geringe Verträglichkeit. Die Parameter aller Tätigkeitsintensitäten implizieren Substitutionsbeziehungen vor allem zwischen hoher und mittlerer Verträglichkeit.

Tabelle 3-3

Zusammenhang zwischen Tätigkeitsprofil und Verträglichkeit

	Hohe Verträglichkeit		Mittlere Verträglichkeit	
	2006	2012	2006	2012
Nicht-Routine analytisch (Std.abw.)	-0,33 ^a (0,10)	-0,12 (0,11)	0,36 ^a (0,09)	0,14 (0,11)
Nicht-Routine interaktiv (Std.abw.)	0,09 (0,11)	-0,03 (0,12)	-0,09 (0,10)	0,06 (0,11)
Routine kognitiv (Std.abw.)	0,16 (0,11)	0,14 (0,12)	-0,16 (0,11)	-0,15 (0,11)
Routine manuell (Std.abw.)	-0,28 ^b (0,16)	-0,35 ^b (0,18)	0,25 (0,15)	0,35 ^a (0,17)
R ²	0,20	0,08	0,23	0,09

OLS Querschnittsregressionen über 57 Berufsgruppen der ISCO-08 Berufsklassifikation (zur Methodik vgl. Kasten 3-1 und Anhang 3), basierend auf Daten des SOEP zu Verträglichkeit in den Jahren 2005 (hier dem Jahr 2006 zugeordnet) und 2013 (hier 2012) sowie Daten der Erwerbstätigenbefragungen zu Tätigkeitsprofilen in den Jahren 2006 und 2012. Jede Spalte gibt eine separate Regression wider. Abhängige Variable: Anteil der Beschäftigten mit hoher bzw. mittlerer Verträglichkeit an allen Beschäftigten im jeweiligen Beruf und Jahr. Zur Abgrenzung der Kompetenzklassen (hoch/mittel/gering) vgl. Anhang 2. Alle Regressionen enthalten neben den vier Tätigkeitsintensitäten eine Konstante. ^a prob<0,05, ^b prob<0,10.

Lesebeispiel: Der Parameter -0,33 in der oberen Zeile und ersten Spalte (2006) besagt, dass der Anteil der Beschäftigten mit hoher Verträglichkeit im Jahr 2006 im Vergleich zweier Berufe um geschätzte 0,33 Prozentpunkte niedriger war, wenn die Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten um einen Prozentpunkt höher war.

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

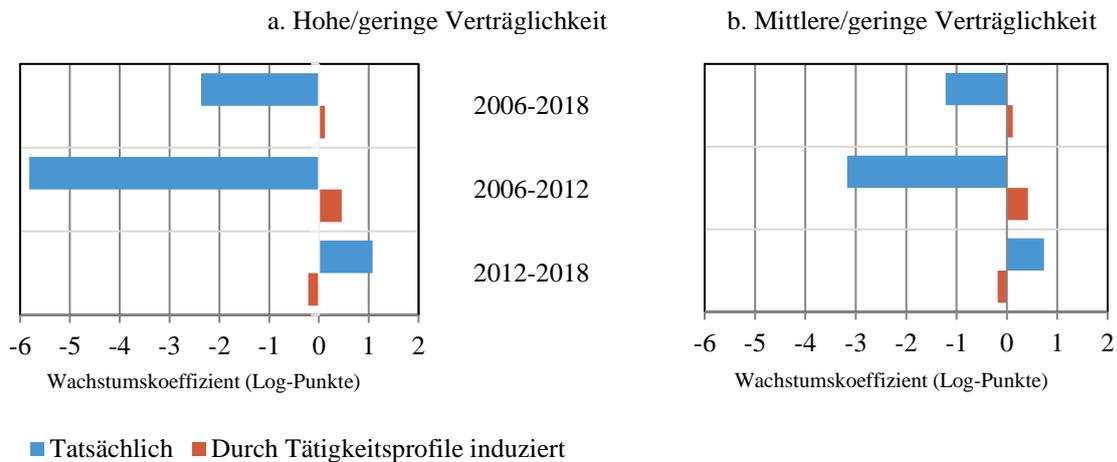
Insgesamt implizieren diese Schätzungen – im Zusammenspiel mit den Veränderungen der Tätigkeitsprofile in den jeweils nachfolgenden Perioden – keine quantitativ bedeutenden Veränderungen des Bedarfs an Verträglichkeit (Abb. 3-5, rote Balken). Der relative Bedarf an mittlerer und hoher Verträglichkeit nahm 2006-2012 jeweils um rund einen halben Log-Punkt pro Jahr zu. 2012-2018 nahmen beide dagegen geringfügig ab. Dabei haben sich die Effekte der zunehmenden Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten und der abnehmenden Intensität manueller Routinetätigkeiten weitgehend gegenseitig neutralisiert.

Für die tatsächliche Entwicklung der Verträglichkeit (blaue Balken) spielten diese geschätzten Veränderungen des tätigkeitsbedingten Bedarfs offensichtlich keine Rolle. Trotz leichtzunehmenden Bedarfs ist die Verträglichkeit unter den Beschäftigten im Zeitraum 2006-2012 deutlich gesunken (blaue Balken). Nach 2012 hat sich die Entwicklung umgekehrt: Trotz geringfügig zunehmenden Bedarfs ist die tatsächliche Verträglichkeit tendenziell gesunken. Im Gesamtzeitraum 2006-2018, der durch die Entwicklungen zwischen 2006 und 2012 dominiert wird, ergibt sich mithin ein zunehmender relativer Bedarf an Verträglichkeit bei gleichzeitig deutlich abnehmender tatsächlicher Verträglichkeit. Dieses Ergebnis steht freilich unter dem Vorbehalt, dass es die Zusammenhänge zwischen interaktiven Tätigkeiten und Verträglichkeit möglicherweise aus den oben genannten Gründen nicht adäquat widerspiegelt.

Zu bedenken gibt auch, dass die beobachtete Verträglichkeit der Beschäftigten im Zeitraum 2006 bis 2012, in den die Finanz- und Wirtschaftskrise fällt, in dem die Hartz-Reformen zu greifen begannen, so deutlich gesunken ist. Ein ähnliches Phänomen ist auch bei den übrigen vier Facetten der Big Five zu beobachten: Die Offenheit und die Emotionale Stabilität sind

Abb. 3-5

Tatsächliche und geschätzte, durch Veränderungen der Tätigkeitsprofile induzierte Veränderungen des beruflichen Bedarfs an Verträglichkeit nach Perioden 2006-2018



Wachstumscoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Punkte x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Gruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1). Tatsächlich: Wachstumscoeffizient für die in den Daten beobachteten Veränderungen der Qualifikationsstruktur. Durch Tätigkeitsprofile induziert: Wachstumscoeffizient für die aufgrund der Veränderungen der Tätigkeitsprofile erforderlichen Veränderungen der Qualifikationsstruktur.

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

deutlich angestiegen, während die Verträglichkeit, die Extraversion und die Gewissenhaftigkeit deutlich zurückgegangen sind. Veränderungen dieses Ausmaßes sind kaum mit Änderungen individueller Persönlichkeitsstrukturen zu erklären. Die Persönlichkeitsstruktur von Erwachsenen ist recht stabil, auch wenn einschneidende Lebensereignisse zu Änderungen der Persönlichkeit führen können (Almlund et al. 2011). Zu diesen einschneidenden Ereignissen dürften die Finanz- und Wirtschaftskrise oder die Folgen der Hartz-Reformen nicht zu zählen sein. Diese Veränderungen dürften somit eher auf Kompositionseffekte am Arbeitsmarkt zurückzuführen sein, also darauf, dass Arbeitgeber Beschäftigte mit bestimmten Persönlichkeitsmerkmalen bevorzugt entlassen haben, oder dass sich Beschäftigte mit diesen Persönlichkeitsmerkmalen vorübergehend oder dauerhaft aus der Erwerbstätigkeit zurückgezogen haben.³⁶

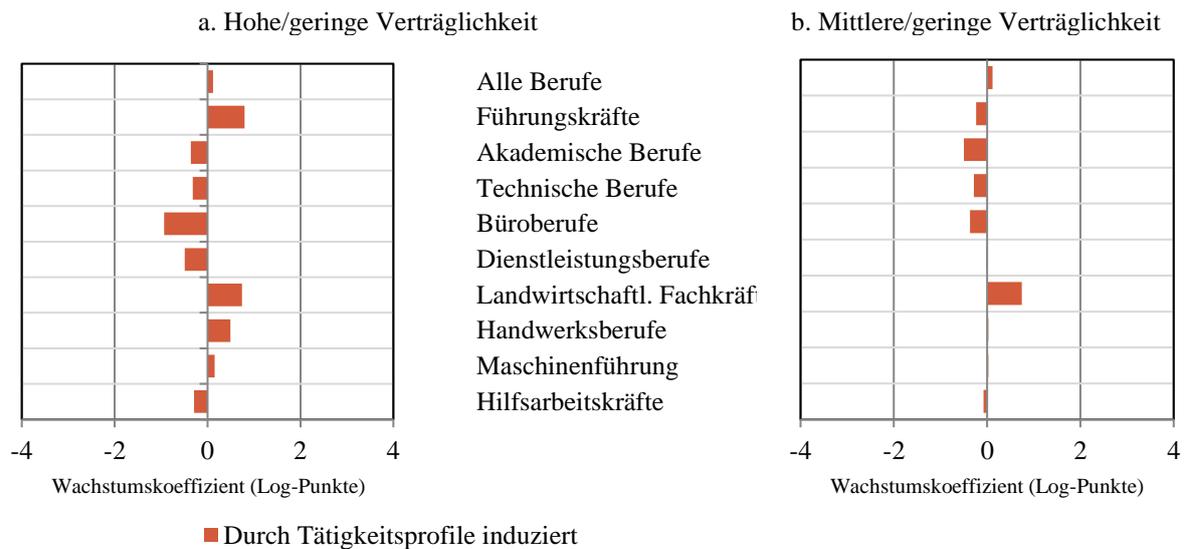
Auch in den 1-Steller Berufsgruppen der ISCO-08 Klassifikation liegen die Veränderungen des relativen Bedarfs an hoher und mittlerer Verträglichkeit betragsmäßig durchweg unter einem Log-Punkt pro Jahr (Abb. 3-6).³⁷ Bei Führungskräften stieg der relative Bedarf an hoher Verträglichkeit auch deshalb an, weil die Intensitäten der analytischen Nicht-Routinetätigkeiten und der manuellen Routinetätigkeiten leicht zugenommen haben. Die Intensität interaktiver Routinetätigkeiten ist zwar ebenfalls leicht gestiegen. Dies hatte auf den geschätzten Bedarf aus den oben diskutierten Gründen allerdings praktisch keinen Einfluss.

³⁶ Ein weiterer Grund könnte darin liegen, dass die wirtschaftlichen und gesellschaftlichen Rahmenbedingungen die Selbsteinschätzungen oder das Antwortverhalten der Befragten beeinflussen. Möglicherweise haben Beschäftigte beispielsweise ihre Verträglichkeit nach der Finanz- und Wirtschaftskrise oder unter den reformierten Arbeitsmarktinstitutionen weniger hoch – oder z.B. ihre Offenheit höher – eingeschätzt als vorher.

³⁷ Vgl. Tabelle A3-3 in Anhang 3 für das ergänzende Ranking der 2-Steller-Berufe.

Abb. 3-6

Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Verträglichkeit nach Berufsgruppen 2006-2018



1-Steller Berufsgruppen der ISCO-08 Klassifikation. Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des aufgrund der Veränderungen der Tätigkeitsprofile erforderlichen Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Differenz x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Qualifikationsgruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1).

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Big Five Gewissenhaftigkeit

Gewissenhaftigkeit ist mit Eigenschaften wie Pflichtbewusstsein, Regeltreue, harter Arbeit und dem Bedürfnis, Dinge zu Ende zu bringen, verbunden. Ein Mangel an Gewissenhaftigkeit zeigt sich unter anderem in geringer Organisation, fehlender Disziplin, Unzuverlässigkeit oder Faulheit. Damit hat Gewissenhaftigkeit zwar eine – im Vergleich zu den anderen Big Five – hohe Prognosekraft für die Arbeitsleistung. Aber sie variiert vergleichsweise wenig mit der Komplexität von Jobs (Kautz et al. 2014). Vor diesem Hintergrund ist kaum zu erwarten, dass Veränderungen in den Tätigkeitsstrukturen hohe spezifische Ansprüche an Veränderungen der Gewissenhaftigkeit unter den Beschäftigten mit sich bringen.

Die geschätzten marginalen Einflüsse der Tätigkeiten (Tabelle 3-4) bestätigen diese Erwartung allerdings nur für 2012, nicht aber für 2006. In 2006 erforderten zunehmende Intensitäten interaktiver Nicht-Routinetätigkeiten und manueller Routinetätigkeiten eine Zunahme an Gewissenhaftigkeit, während zunehmende Intensitäten analytischer Nicht-Routinetätigkeiten und kognitiver Routinetätigkeiten eine Abnahme erforderten. 2012 waren diese Erfordernisse dagegen deutlich geringer und drehten sich teilweise sogar in der Richtung (Vorzeichen) um. Die meisten dieser Parameter sind allerdings wiederum insignifikant.

Die aus diesen Schätzungen resultierenden Wachstumskoeffizienten (Abb. 3-7) zeigen einen insgesamt nur leicht steigenden Bedarf an Gewissenhaftigkeit an. Der relative Bedarf an mittlerer Gewissenhaftigkeit (+0,5 Log-Punkte p.a.) ist dabei etwas schneller gestiegen als der an hoher Gewissenhaftigkeit (+0,1 Log-Punkte p.a.).³⁸ Insgesamt wäre damit eine leichtzunehmende

³⁸ Die Zuwächse des Bedarfs sind auch deshalb so niedrig, weil in der Periode 2006-2012, für die die wertmäßig höheren marginalen Effekte aus 2006 verwandt werden, die Tätigkeitsintensitäten kaum gestiegen sind, während

mende Konzentration im Bereich mittlerer Gewissenhaftigkeit erforderlich gewesen. Die tatsächlich beobachtete Gewissenhaftigkeit der Beschäftigten ist demgegenüber im Gesamtzeitraum deutlich gesunken. Dies dürfte wiederum vor allem auf Kompositionseffekte zurückzuführen sein (s.o.).

Tabelle 3-4
Zusammenhang zwischen Tätigkeitsprofil und Gewissenhaftigkeit

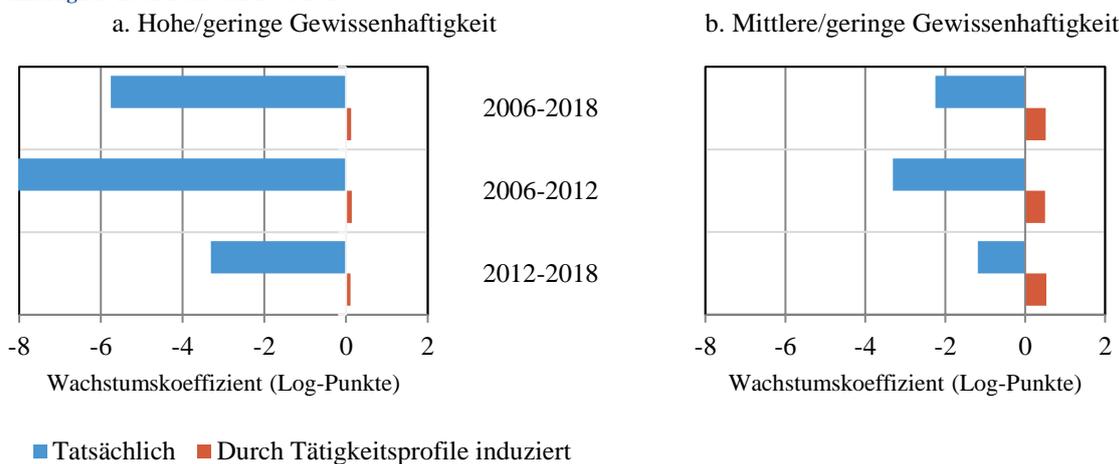
	Hohe Gewissenhaftigkeit		Mittlere Gewissenhaftigkeit	
	2006	2012	2006	2012
Nicht-Routine analytisch (Std.abw.)	-0,14 (0,13)	-0,08 (0,12)	0,12 (0,12)	0,06 (0,10)
Nicht-Routine interaktiv (Std.abw.)	0,16 (0,15)	0,09 (0,13)	-0,14 (0,13)	-0,04 (0,10)
Routine kognitiv (Std.abw.)	-0,19 (0,16)	0,09 (0,13)	0,24 ^b (0,14)	-0,04 (0,10)
Routine manuell (Std.abw.)	0,26 (0,22)	-0,06 (0,20)	-0,31 (0,20)	0,00 (0,16)
R ²	0,08	0,03	0,11	0,02

OLS Querschnittsregressionen über 57 Berufsgruppen der ISCO-08 Berufsklassifikation (zur Methodik vgl. Kasten 3-1 und Anhang 3), basierend auf Daten des SOEP zu Gewissenhaftigkeit in den Jahren 2005 (hier dem Jahr 2006 zugeordnet) und 2013 (hier 2012) sowie Daten der Erwerbstätigenbefragungen zu Tätigkeitsprofilen in den Jahren 2006 und 2012. Jede Spalte gibt eine separate Regression wieder. Abhängige Variable: Anteil der Beschäftigten mit hoher bzw. mittlerer Gewissenhaftigkeit an allen Beschäftigten im jeweiligen Beruf und Jahr. Zur Abgrenzung der Kompetenzklassen (hoch/mittel/gering) vgl. Anhang 2. Alle Regressionen enthalten neben den vier Tätigkeitsintensitäten eine Konstante. ^a prob<0,05, ^b prob<0,10.

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Abb. 3-7

Tatsächliche und geschätzte, durch Veränderungen der Tätigkeitsprofile induzierte Veränderungen des beruflichen Bedarfs an Gewissenhaftigkeit nach Perioden 2006-2018



Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Punkte x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Gruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1). Tatsächlich: Wachstumskoeffizient für die in den Daten beobachteten Veränderungen der Qualifikationsstruktur. Durch Tätigkeitsprofile induziert: Wachstumskoeffizient für die aufgrund der Veränderungen der Tätigkeitsprofile erforderlichen Veränderungen der Qualifikationsstruktur.

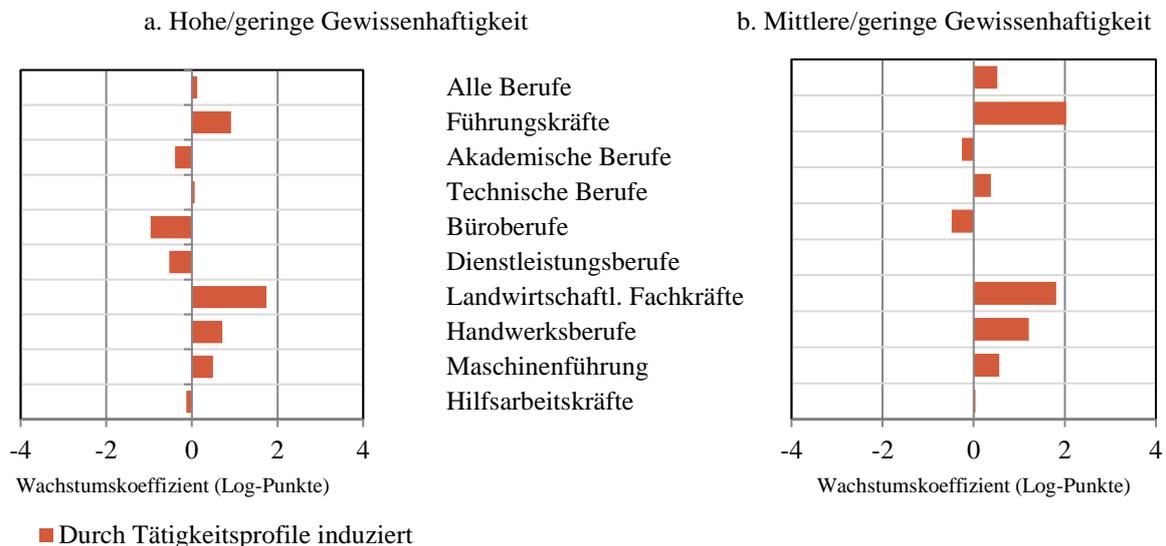
Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

in der Periode 2012-2018, in der insbesondere die Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten wieder etwas gestiegen und die der manuellen Routinetätigkeiten etwas gesunken ist, die marginalen Effekte (2012) vergleichsweise klein waren.

Ein Blick auf die Entwicklungen in den einzelnen Berufsgruppen schließlich zeigt, dass der relative Bedarf insbesondere an mittlerer, aber in geringerem Umfang auch an hoher Gewissenhaftigkeit vor allem bei Führungskräften, Landwirtschaftlichen Fachkräften und in Handwerksberufen zugenommen hat (Abb. 3-8).³⁹ In Akademischen, Büro- und Dienstleistungsberufen ist der Bedarf an Gewissenhaftigkeit dagegen tendenziell gesunken.

Abb. 3-8

Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Gewissenhaftigkeit nach Berufsgruppen 2006-2018



1-Steller Berufsgruppen der ISCO-08 Klassifikation. Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des aufgrund der Veränderungen der Tätigkeitsprofile erforderlichen Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Differenz x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Qualifikationsgruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1).

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Big Five Extraversion

Die Big Five Dimension Extraversion charakterisiert die Haltung gegenüber dem sozialen Umfeld. Hohe Werte stehen für eine nach außen gewandter Persönlichkeit, für Geselligkeit, Freundlichkeit, positive Emotionen, Abenteuerlust und auch Führungsfähigkeit. Niedrige Werte (Introversion) stehen demgegenüber eher für eine nach innen gekehrter, zurückhaltender Persönlichkeit. Da Extraversion im Zusammenhang mit sozialen Kompetenzen steht (z.B. Brunello und Schlotter 2011), sollte hohe Extraversion vor allem für interaktive Tätigkeiten von besonderer Bedeutung sein.

Die Schätzungen der marginalen Zusammenhänge zwischen den Tätigkeiten und Extraversion (Tabelle 3-5) spiegeln diese Bedeutung zumindest im Ansatz wider. Im Jahr 2012 erforderte eine Zunahme der Intensität interaktiver Nicht-Routinetätigkeiten um einen Prozentpunkt eine Erhöhung des Beschäftigtenanteils bei hoher Extraversion um 0,20 Prozentpunkte. Die Anteile der Beschäftigten mit mittlerer (-0,08) und geringer Extraversion (-0,12) hätten entsprechend sinken müssen. 2006 ist dieser Zusammenhang ähnlich, aber schwächer. Im Gegensatz dazu

³⁹ Vgl. Tabelle A3-4 in Anhang 3 für das ergänzende Ranking der 2-Steller-Berufe.

Tabelle 3-5

Zusammenhang zwischen Tätigkeitsprofil und Extraversion

	Hohe Extraversion		Mittlere Extraversion	
	2006	2012	2006	2012
Nicht-Routine analytisch (Std.abw.)	-0,08 (0,07)	-0,09 (0,07)	-0,08 (0,09)	0,04 (0,08)
Nicht-Routine interaktiv (Std.abw.)	0,10 (0,08)	0,20 ^a (0,08)	0,05 (0,10)	-0,08 (0,09)
Routine kognitiv (Std.abw.)	-0,03 (0,09)	-0,07 (0,08)	-0,02 (0,10)	-0,09 (0,09)
Routine manuell (Std.abw.)	-0,11 (0,12)	0,00 (0,12)	0,09 (0,14)	0,16 (0,13)
R ²	0,15	0,22	0,06	0,10

OLS Querschnittsregressionen über 57 Berufsgruppen der ISCO-08 Berufsklassifikation (zur Methodik vgl. Kasten 3-1 und Anhang 3), basierend auf Daten des SOEP zu Extraversion in den Jahren 2005 (hier dem Jahr 2006 zugeordnet) und 2013 (hier 2012) sowie Daten der Erwerbstätigenbefragungen zu Tätigkeitsprofilen in den Jahren 2006 und 2012. Jede Spalte gibt eine separate Regression wieder. Abhängige Variable: Anteil der Beschäftigten mit hoher bzw. mittlerer Extraversion an allen Beschäftigten im jeweiligen Beruf und Jahr. Zur Abgrenzung der Kompetenzklassen (hoch/mittel/gering) vgl. Anhang 2. Alle Regressionen enthalten neben den vier Tätigkeitsintensitäten eine Konstante. ^a prob<0,05, ^b prob<0,10.

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

erfordern die übrigen Tätigkeiten tendenziell mehr geringe Extraversion (analytische Nicht-Routinetätigkeiten, kognitive Routinetätigkeiten) oder mehr mittlere Extraversion (manuelle Routinetätigkeiten). Obwohl Veränderungen der Intensitäten dieser Tätigkeiten zumeist quantitativ, d.h. von der betragsmäßigen Höhe der Parameter her, geringere Anpassungserfordernisse mit sich brachten als Veränderungen der Intensitäten interaktiver Tätigkeiten, dominierten sie doch die Veränderungen des Bedarfs im Aggregat aller Berufe schlicht deshalb, weil sich die Intensität der interaktiven Nicht-Routinetätigkeiten insgesamt praktisch nicht verändert hat.

Weil sich die Intensität der interaktiven Nicht-Routinetätigkeiten nach 2006 nicht verändert hat, ist auch der Bedarf an Extraversion seit 2006 insgesamt gesunken (Abb. 3-9, rote Balken). Bedeutender Treiber war die Zunahme der Intensität der analytischen Nicht-Routinetätigkeiten. Gleichzeitig sind auch die Wachstumskoeffizienten für hohe und mittlere Extraversion der Beschäftigten zurückgegangen (blaue Balken). Dass der Koeffizient für mittlere Extraversion stärker zurückgegangen ist, deutet darauf hin, dass – bei zunehmendem Anteil der Beschäftigten mit geringer Extraversion – insbesondere der Anteil der Beschäftigten mit mittlerer Extraversion gesunken ist.

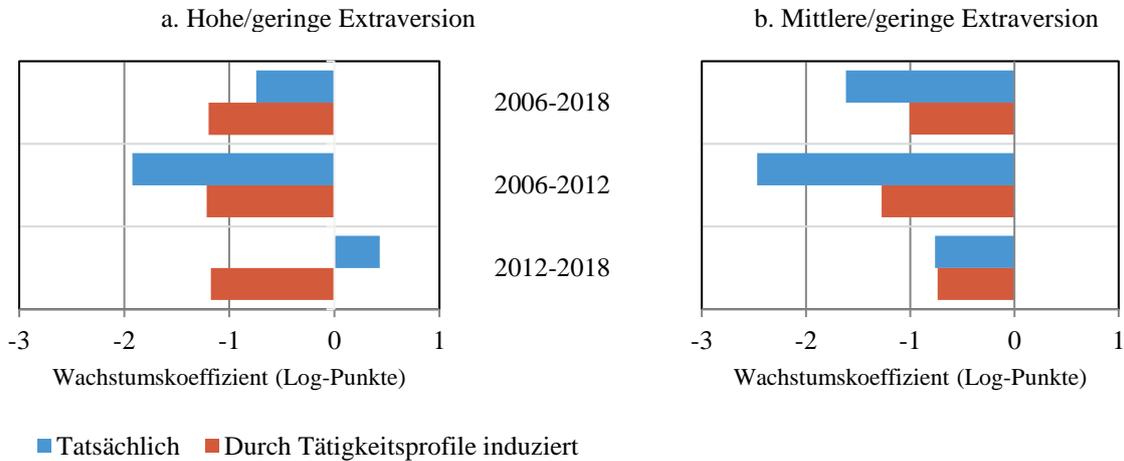
Innerhalb einzelner Berufsgruppen hat sich die Intensität der interaktiven Nicht-Routinetätigkeiten allerdings durchaus leicht geändert (Abb. 3-10).⁴⁰ Gesunken ist sie vor allem in Akademischen, Büro- und Dienstleistungsberufen. Hier hat sie maßgeblich zur Verringerung des Bedarfs an Extraversion beigetragen. Einen leichten Anstieg der Intensität interaktiver Tätigkeiten gab es demgegenüber bei den Landwirtschaftlichen Fachkräften, den Handwerksberufen und der Maschinenführung. In den Handwerksberufen und der Maschinenführung wurde der dadurch induzierte zunehmende Bedarf an hoher Extraversion allerdings vom sinkenden Bedarf

⁴⁰ Vgl. Tabelle A3-5 in Anhang 3 für das ergänzende Ranking der 2-Steller-Berufe.

an anderen Tätigkeiten überlagert, so dass der Bedarf an hoher Extraversion insgesamt eher zurückging.

Abb. 3-9

Tatsächliche und geschätzte, durch Veränderungen der Tätigkeitsprofile induzierte Veränderungen des beruflichen Bedarfs an Extraversion nach Perioden 2006-2018

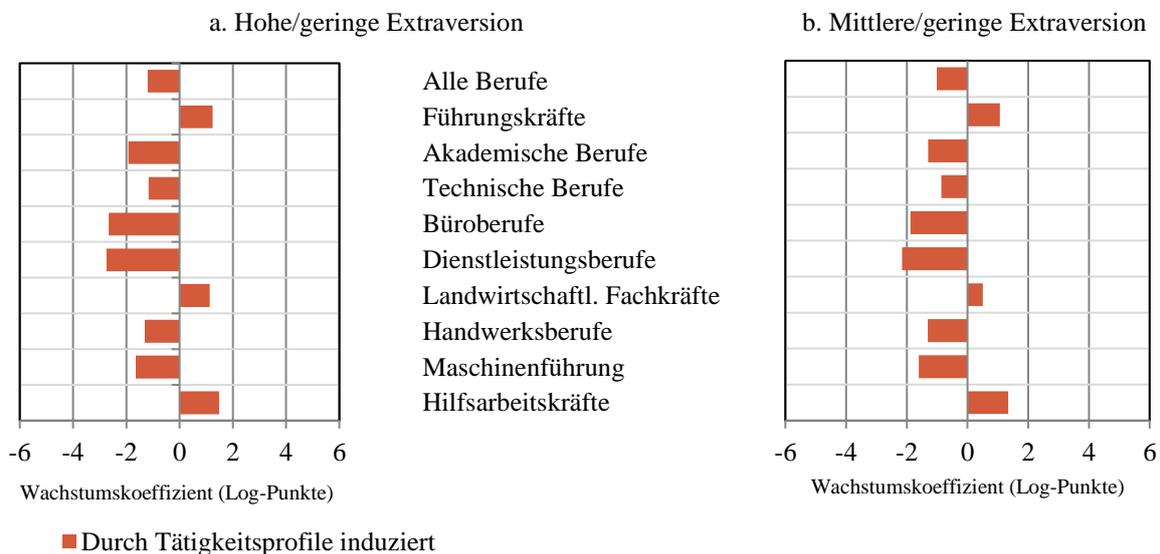


Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Punkte x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Gruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1). Tatsächlich: Wachstumskoeffizient für die in den Daten beobachteten Veränderungen der Qualifikationsstruktur. Durch Tätigkeitsprofile induziert: Wachstumskoeffizient für die aufgrund der Veränderungen der Tätigkeitsprofile erforderlichen Veränderungen der Qualifikationsstruktur.

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Abb. 3-10

Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Extraversion nach Berufsgruppen 2006-2018



1-Steller Berufsgruppen der ISCO-08 Klassifikation. Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des aufgrund der Veränderungen der Tätigkeitsprofile erforderlichen Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Differenz x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Qualifikationsgruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1).

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Big Five Emotionale Stabilität

Hohe Emotionale Stabilität (geringer Neurotizismus) deutet auf Resistenz gegenüber Stress, überlegtes Handeln und eine in sich selbst ruhende Persönlichkeit hin, während geringe Emotionale Stabilität eher für Ängstlichkeit, Schüchternheit, Verletzlichkeit und leichter Erregbarkeit steht. Emotionale Stabilität ist verbunden mit dem Selbstwertgefühl (self-esteem) und der Kontrollüberzeugung (locus of control)⁴¹ sowie mit der Einstellung gegenüber Risiko (Almlund et al. 2011). Emotional weniger stabile Personen etwa sind tendenziell weniger risikofreudig, weil sie negative Erfahrungen, die bei ihnen zu stärkeren emotionalen Schwankungen führen, eher zu vermeiden suchen (Borghans et al. 2009). Für Emotionale Stabilität wird in empirischen Studien entsprechend ein erheblicher Einfluss auf den Arbeitsmarkterfolg festgestellt. Dieser wirkt allerdings möglicherweise eher indirekt durch den Bildungserfolg (Almlund et al. 2011). Für die vorliegende Analyse könnte von daher erwartet werden, dass höhere Emotionale Stabilität vor allem für analytische Nicht-Routinetätigkeiten erforderlich ist, nicht zuletzt deshalb, weil Selbstvertrauen, Stressresistenz und überlegtes Handeln das Lösen nicht alltäglicher Probleme erleichtern.

Die geschätzten marginalen Effekte der Tätigkeiten auf Emotionale Stabilität bestätigen diese Hypothese allerdings nicht (Tabelle 3-6). Die geschätzten Parameter für analytische Nicht-Routinetätigkeiten sind eher niedrig und durchweg insignifikant. Möglicherweise liegt hier ein ähnliches Identifikationsproblem vor wie bei Verträglichkeit: Die beiden dieser Tätigkeitskategorie

Tabelle 3-6
Zusammenhang zwischen Tätigkeitsprofil und Emotionaler Stabilität

	Hohe Emotionale Stabilität		Mittlere Emotionale Stabilität	
	2006	2012	2006	2012
Nicht-Routine analytisch (Std.abw.)	0,08 (0,07)	0,01 (0,06)	-0,03 (0,07)	0,04 (0,08)
Nicht-Routine interaktiv (Std.abw.)	-0,02 (0,08)	0,13 ^a (0,06)	0,00 (0,07)	-0,07 (0,08)
Routine kognitiv (Std.abw.)	0,08 (0,08)	0,06 (0,06)	-0,02 (0,08)	-0,05 (0,08)
Routine manuell (Std.abw.)	-0,06 (0,11)	-0,01 (0,10)	-0,05 (0,11)	0,06 (0,12)
R ²	0,07	0,15	0,03	0,04

OLS Querschnittsregressionen über 57 Berufsgruppen der ISCO-08 Berufsklassifikation (zur Methodik vgl. Kasten 3-1 und Anhang 3), basierend auf Daten des SOEP zu Emotionaler Stabilität in den Jahren 2005 (hier dem Jahr 2006 zugeordnet) und 2013 (hier 2012) sowie Daten der Erwerbstätigenbefragungen zu Tätigkeitsprofilen in den Jahren 2006 und 2012. Jede Spalte gibt eine separate Regression wieder. Abhängige Variable: Anteil der Beschäftigten mit hoher bzw. mittlerer Emotionaler Stabilität an allen Beschäftigten im jeweiligen Beruf und Jahr. Zur Abgrenzung der Kompetenzklassen (hoch/mittel/gering) vgl. Anhang 2. Alle Regressionen enthalten neben den vier Tätigkeitsintensitäten eine Konstante. ^a prob<0,05, ^b prob<0,10.

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

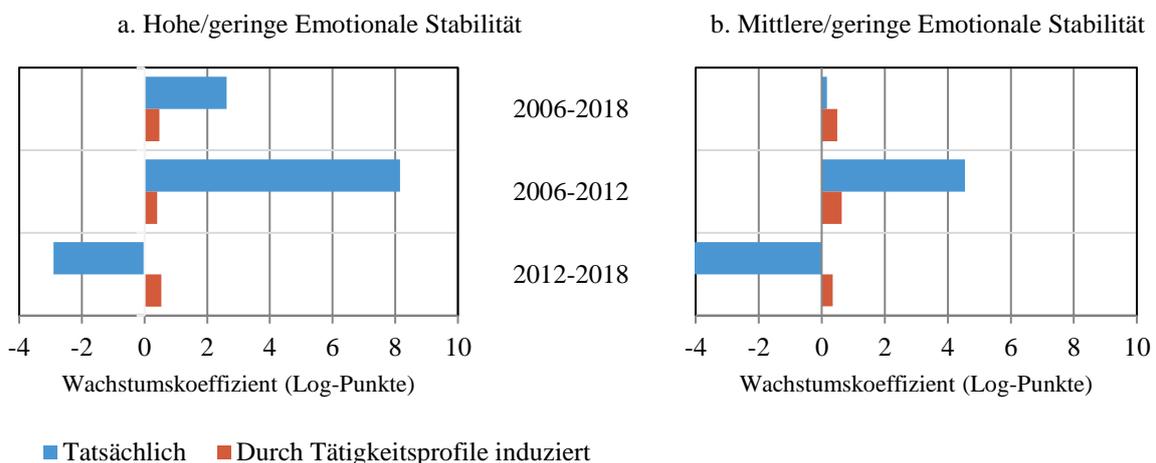
⁴¹ Personen mit internaler Kontrollüberzeugung sind davon überzeugt, ihre Umwelt durch ihr eigenes Verhalten ändern zu können und schreiben Umweltveränderungen auch eher dem eigenen Verhalten zu. Personen mit externaler Kontrollüberzeugung sind hingegen davon überzeugt, dass sie ihre Umwelt durch ihr eigenes Verhalten nicht nachhaltig ändern können. Sie schreiben Umweltveränderungen entsprechend eher anderen Faktoren zu.

zugeordneten Tätigkeiten erfordern Emotionale Stabilität möglicherweise in unterschiedlichem Ausmaß. „Entwickeln, Forschen und Konstruieren“ könnte höhere Emotionale Stabilität voraussetzen als „Informationen sammeln, Recherchieren und Dokumentieren“. Lediglich für interaktive Tätigkeiten wird für 2012 ein positiver Zusammenhang mit hoher Emotionaler Stabilität geschätzt. Ein solcher Zusammenhang ist allerdings für 2006 nicht erkennbar. Unter den Routinetätigkeiten weisen die kognitiven Routinetätigkeiten einen schwachen positiven Zusammenhang mit Emotionaler Stabilität auf, während die manuellen Routinetätigkeiten eher einen schwachen negativen Zusammenhang aufweisen.

So werden denn auch für die beobachteten Veränderungen der Tätigkeitsprofile zwar positive, aber eher geringe zusätzliche Anforderungen an Emotionale Stabilität geschätzt (Abb. 3-11, rote Balken). Auch diese resultieren, wie bei vielen der anderen Persönlichkeitsmerkmale, vornehmlich aus der gestiegenen Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten. Die Emotionale Stabilität unter den Beschäftigten hat sich demgegenüber deutlich verändert – vermutlich vor allem aufgrund der oben bereits erwähnten Kompositionseffekte. In der Zeit der Wirtschafts- und Finanzkrise 2006-2012 ist ein deutlicher Anstieg der Emotionalen Stabilität zu beobachten, während 2012-2018 insbesondere der relative Anteil von Beschäftigten im Bereich mittlerer Emotionaler Stabilität zurückging.

In den fünf Berufsgruppen, in denen die Intensität interaktiver Tätigkeiten nach 2012 noch nennenswert angestiegen ist, haben diese auch maßgeblich zur Veränderung des Bedarfs an Emotionaler Stabilität beigetragen (Abb. 3-12).⁴² Dies gilt sowohl für die Akademischen, Büro- und

Abb. 3-11
Tatsächliche und geschätzte, durch Veränderungen der Tätigkeitsprofile induzierte Veränderungen des beruflichen Bedarfs an Emotionale Stabilität nach Perioden 2006-2018



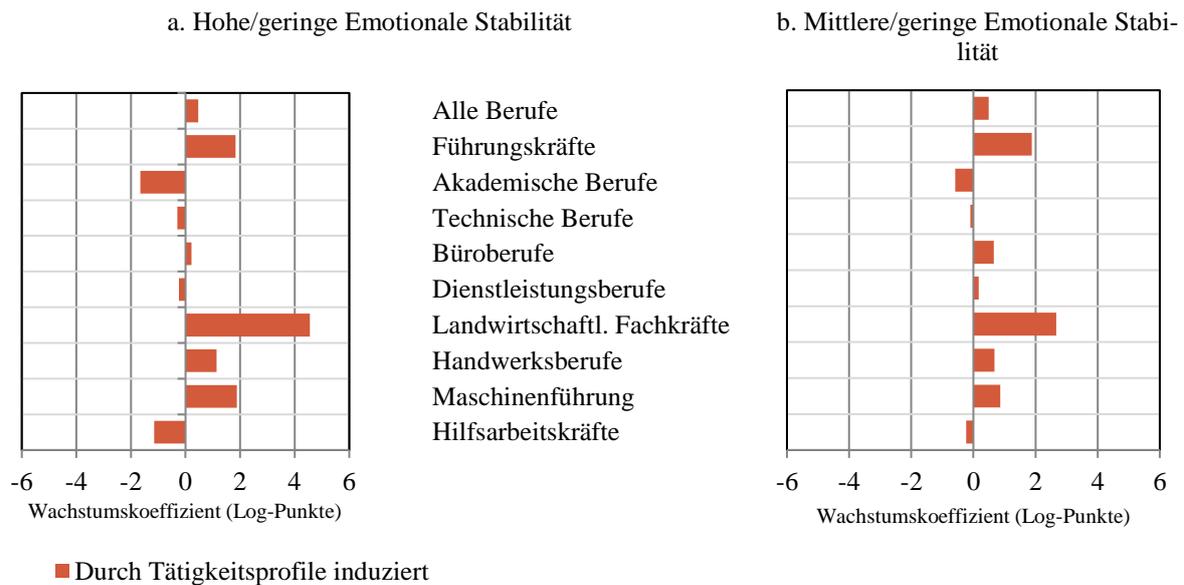
Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Punkte x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Gruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1). Tatsächlich: Wachstumskoeffizient für die in den Daten beobachteten Veränderungen der Qualifikationsstruktur. Durch Tätigkeitsprofile induziert: Wachstumskoeffizient für die aufgrund der Veränderungen der Tätigkeitsprofile erforderlichen Veränderungen der Qualifikationsstruktur.

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

⁴² Vgl. Tabelle A3-6 in Anhang 3 für das ergänzende Ranking der 2-Steller-Berufe.

Abb. 3-12

Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Emotionale Stabilität nach Berufsgruppen 2006-2018



1-Steller Berufsgruppen der ISCO-08 Klassifikation. Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des aufgrund der Veränderungen der Tätigkeitsprofile erforderlichen Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Differenz x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Qualifikationsgruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1).

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

(in geringerem Umfang auch) Dienstleistungsberufe, in denen die Intensität nach 2012 gesunken ist, als auch für die Landwirtschaftlichen Fachkräfte, die Handwerksberufe und die Maschinenführung, in denen die Intensität gestiegen ist. Ebenfalls gestiegen ist der Bedarf an Emotionaler Stabilität ferner bei Führungskräften. Dies liegt allerdings in erster Linie daran, dass die Intensität der kognitiven Routinetätigkeiten in dieser Berufsgruppe 2006-2012 deutlich gestiegen ist.

Big Five Offenheit

Offenheit gegenüber Neuem steht insbesondere für eine erfinderische, neugierige, fantasievolle, Abwechslung liebende und künstlerischer Ästhetik zugeneigte Persönlichkeit. Eine geringe Offenheit ist dagegen eher mit einer konservativen, vorsichtigen und das Bewährte bevorzugenden Persönlichkeit verbunden. Da Offenheit positiv mit Bildungserfolg und kognitiven Fähigkeiten korreliert ist (Almlund et al. 2011), kann erwartet werden, dass sie vor allem für analytische Nicht-Routinetätigkeiten relevant ist.

Die Schätzungen der marginalen Effekte (Tabelle 3-7) zeigen allerdings ein uneinheitliches Bild. Für analytische Nicht-Routinetätigkeiten finden sich nur für 2012 die erwarteten signifikant zunehmenden Anforderungen an hohe Offenheit (0,29). 2006 nehmen die Anforderungen an hohe Offenheit dagegen signifikant ab (-0,17). Bei den übrigen Tätigkeiten sind ähnlich gravierende Unterschiede zwischen 2006 und 2012 erkennbar. Für interaktive Nicht-Routinetätigkeiten finden sich nur für 2006 zunehmende Anforderungen an hohe Offenheit, die allerdings nicht signifikant sind. Kognitive Routinetätigkeiten erforderten 2006 signifikant mehr

Tabelle 3-7

Zusammenhang zwischen Tätigkeitsprofil und Offenheit

	Hohe Offenheit		Mittlere Offenheit	
	2006	2012	2006	2012
Nicht-Routine analytisch (Std.abw.)	-0,17 ^b (0,09)	0,29 ^a (0,11)	0,34 ^a (0,10)	-0,26 ^a (0,12)
Nicht-Routine interaktiv (Std.abw.)	0,12 (0,10)	0,01 (0,11)	-0,12 (0,11)	0,03 (0,12)
Routine kognitiv (Std.abw.)	0,22 ^a (0,11)	-0,08 (0,11)	0,00 (0,12)	0,14 (0,12)
Routine manuell (Std.abw.)	-0,36 ^a (0,15)	0,04 (0,17)	0,22 (0,17)	-0,17 (0,19)
R ²	0,18	0,24	0,21	0,12

OLS Querschnittsregressionen über 57 Berufsgruppen der ISCO-08 Berufsklassifikation (zur Methodik vgl. Kasten 3-1 und Anhang 3), basierend auf Daten des SOEP zu Offenheit in den Jahren 2005 (hier dem Jahr 2006 zugeordnet) und 2013 (hier 2012) sowie Daten der Erwerbstätigenbefragungen zu Tätigkeitsprofilen in den Jahren 2006 und 2012. Jede Spalte gibt eine separate Regression wieder. Abhängige Variable: Anteil der Beschäftigten mit hoher bzw. mittlerer Offenheit an allen Beschäftigten im jeweiligen Beruf und Jahr. Zur Abgrenzung der Kompetenzklassen (hoch/mittel/gering) vgl. Anhang 2. Alle Regressionen enthalten neben den vier Tätigkeitsintensitäten eine Konstante. ^a prob<0,05, ^b prob<0,10.

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

hohe Offenheit (0,22), was vollständig zu Lasten der geringen Offenheit ging (-0,22). 2012 dagegen erforderten sie vor allem mehr mittlere Offenheit. Manuelle Routinetätigkeiten erforderten 2006 signifikant weniger hohe Offenheit (-0,36), aber entsprechen mehr mittlere Offenheit (0,22). Diese deutlichen Unterschiede zwischen den Jahren könnten darauf hindeuten, dass sich die Anforderungen der Tätigkeiten an Offenheit in Abhängigkeit von den wirtschaftlichen Rahmenbedingungen über die Zeit ändern, oder sich mit dem Auslaufen der Phase der beschleunigten Digitalisierung Mitte der 2000er Jahre (z.B. Gordon und Sayed 2020) geändert haben.

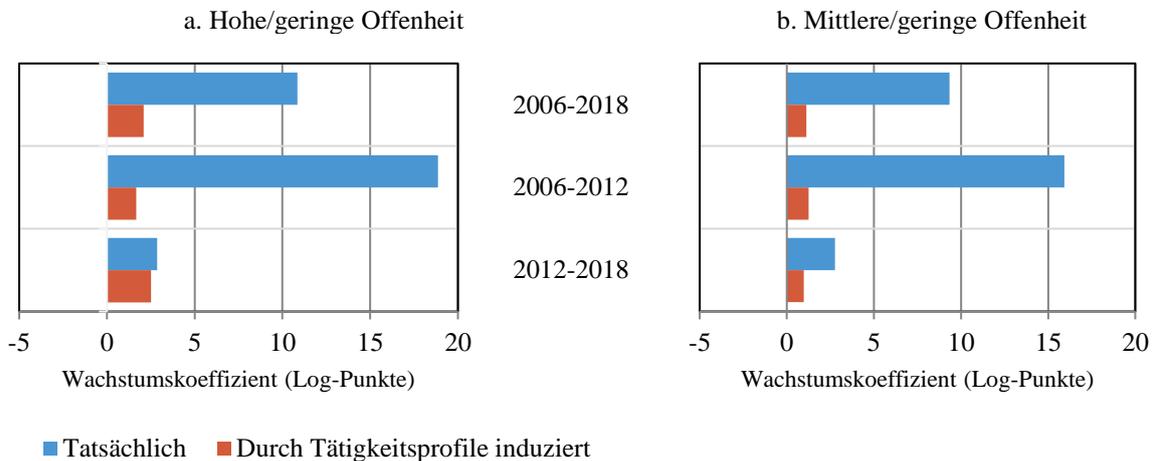
Im Licht der Ergebnisse von Kapitel 2 erscheinen vor allem die hohen Anforderungen der kognitiven Routinetätigkeiten an Offenheit im Jahr 2006 beachtenswert, die danach deutlich zurückgegangen sind. In Kapitel 2 wurde festgestellt, dass kognitive Routinetätigkeiten, deren klassische Tätigkeitsinhalte, das „analoge“ Messen, Prüfen oder Überwachen, zunehmend automatisiert wurden, nunmehr vermehrt zur Überwachung von Maschinen (vgl. Kapitel 2) erforderlich waren. Dieser augenscheinliche Wandel in den Tätigkeitsinhalten ging einher mit vergleichsweise hohen Anforderungen nicht nur an Offenheit, sondern auch das Bildungsniveau (s.o.), wie die Schätzungen der marginalen Anforderungen für 2006 zeigen. Dies deutet darauf hin, dass die neuen Tätigkeitsinhalte 2006 möglicherweise gar keinen so hohen Routinegrad hatten, wie den kognitiven Routinetätigkeiten üblicherweise zugeschrieben wird. Mittlerweile jedoch sind die Kompetenzerfordernisse an diese Tätigkeiten wieder gesunken, was darauf hindeuten könnte, dass auch der Routinegrad der neuen Tätigkeitsinhalte zugenommen hat. Ähnliche Erklärungsmuster lassen sich für die Veränderungen der Anforderungen der anderen Tätigkeiten an Offenheit allerdings nicht finden.

Abb. 3-13 zeigt, dass der tätigkeitsbedingte Bedarf an Offenheit im Zeitraum 2006-2018 insgesamt zugenommen hat (rote Balken). Maßgeblich hierfür war vor allem die Zunahme der Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten nach 2012 und – in geringerem Umfang – der

kognitiven Routinetätigkeiten zwischen 2006 und 2012. Die tatsächliche Offenheit der Beschäftigten hat ebenfalls zugenommen – während der Finanzkrise sehr stark, danach aber nur wenig stärker als der tätigkeitsinduzierte Bedarf.

Abb. 3-13

Tatsächliche und geschätzte, durch Veränderungen der Tätigkeitsprofile induzierte Veränderungen des beruflichen Bedarfs an Offenheit nach Perioden 2006-2018



Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Punkte x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Gruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1). Tatsächlich: Wachstumskoeffizient für die in den Daten beobachteten Veränderungen der Qualifikationsstruktur. Durch Tätigkeitsprofile induziert: Wachstumskoeffizient für die aufgrund der Veränderungen der Tätigkeitsprofile erforderlichen Veränderungen der Qualifikationsstruktur.

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Abb. 3-14⁴³ zeigt schließlich die Entwicklungen des Bedarfs an Offenheit in Berufsgruppen. Der Bedarf an Offenheit ist besonders stark bei Führungskräften, Landwirtschaftlichen Fachkräften und Handwerksberufen gestiegen. Bei Führungskräften und Handwerksberufen liegt dies vornehmlich in der zunehmenden Intensität der kognitiven Routinetätigkeiten im Zeitraum 2006-2012 und der zunehmenden Intensität der analytischen Nicht-Routinetätigkeiten im Zeitraum 2012-2018 begründet. Bei den Landwirtschaftlichen Fachkräften war dagegen eher die abnehmende Intensität der manuellen Routinetätigkeiten 2006-2012 ursächlich.

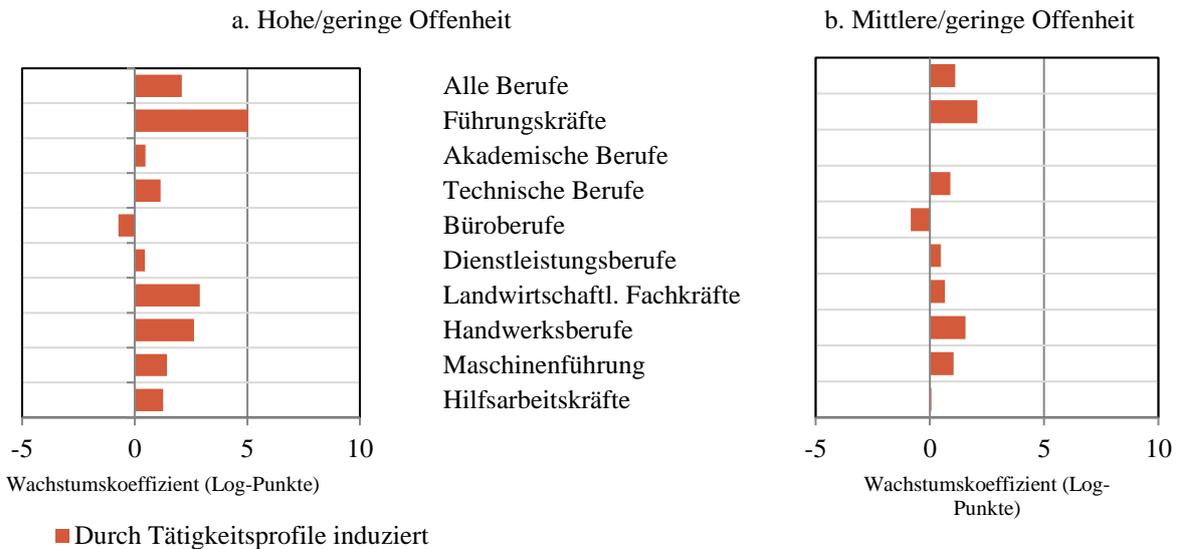
3.3 Zusammenfassung

Der berufliche Bedarf an den verschiedenen Fähigkeitsmerkmalen der Beschäftigten (formale Bildung, kognitive Fähigkeiten, nicht-kognitive Fähigkeiten) hat sich infolge des Wandels der Tätigkeitsprofile innerhalb von Berufen im Zeitraum 1999-2018 sehr unterschiedlich entwickelt. Zugenommen hat vor allem der Bedarf an den Fähigkeitsmerkmalen, die Beschäftigte zur Ausführung analytischer Nicht-Routinetätigkeiten befähigen. Hierzu zählen neben formaler Bildung auch kognitive Fähigkeiten und die Offenheit für Neues. Der Bedarf an formaler Bildung ist sogar stärker gestiegen als das Angebot. Der Bedarf an den übrigen nicht-kognitiven

⁴³ Vgl. Tabelle A3-7 in Anhang 3 für das ergänzende Ranking der 2-Steller-Berufe.

Abb. 3-14

Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Offenheit nach Berufsgruppen 2006-2018



1-Steller Berufsgruppen der ISCO-08 Klassifikation. Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des aufgrund der Veränderungen der Tätigkeitsprofile erforderlichen Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Differenz x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Qualifikationsgruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1).

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Fähigkeiten, Gewissenhaftigkeit, Extraversion, Verträglichkeit und Emotionaler Stabilität, hat sich dagegen kaum geändert. Dies liegt zum Teil daran, dass Tätigkeiten den Schätzungen zufolge keine spezifischen Anforderungen an diese Persönlichkeitsmerkmale stellen, wie es etwa bei Emotionaler Stabilität der Fall ist. Zum Teil liegt es aber auch daran, dass sich die Intensitäten der Tätigkeiten, die spezifische Anforderungen stellen, kaum verändert haben. Letzteres trifft insbesondere auf Verträglichkeit und Extraversion zu, die Beschäftigte zur Ausführung interaktiver Nicht-Routinetätigkeiten befähigen.

Unter den Berufsgruppen (1-Steller der ISCO-08 Klassifikation) sind 1999-2018 vor allem die Kompetenzanforderungen in Handwerksberufen und Dienstleistungsberufen sowie Landwirtschaftlichen Fachkräften und Bedienern von Anlagen und Maschinen (inkl. Montageberufe) gestiegen. Hierfür zeichnet wiederum in erster Linie die zunehmende Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten verantwortlich. Entsprechend ist vor allem der Bedarf an formaler Bildung, kognitiven Fähigkeiten und Offenheit gestiegen.

4 Auswirkungen der Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen auf den Arbeitsmarkt

4.1 Zielsetzung

Eine Veränderung von Tätigkeitsprofilen und von Anforderungen an Fähigkeiten kann sich auch auf die Löhne und Beschäftigungsperspektiven von betroffenen Personen auswirken. Beispielsweise kann die zunehmende Bedeutung interaktiver Tätigkeiten innerhalb eines Berufs eine positive Auswirkung auf Löhne haben, selbst in einer globalisierten Welt (Baumgarten et al. 2013). Es ist aber auch möglich, dass eine Veränderung des Tätigkeitsprofils zwar zu einer erhöhten Arbeitsnachfrage führen kann, dies aber nicht die Löhne der Beschäftigten erhöht (Schmidpeter und Winter-Ebmer 2020). Dies ist beispielsweise dann der Fall, wenn Tätigkeiten mit geringerer Produktivität und niedrigem Lohn extern vergeben werden können, z.B. durch „outsourcing“ (Faia et al. 2020). Dies stärkt die Verhandlungsmacht der Arbeitgeber*innen deutlich und kann somit Lohnerhöhungen verhindern.

Vor diesem Hintergrund werden im Folgenden die gewonnenen Erkenntnisse aus den Kapiteln 2 und 3 miteinander verknüpft, um die Auswirkungen der veränderten Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen auf (a) die Löhne und Beschäftigungsperspektiven von Arbeitskräften, (b) die Berufswahl von Berufseinsteigern und (c) die Teilnahme von Arbeitskräften an beruflicher Weiterbildung auf der mikroökonomischen Ebene zu analysieren.

4.2 Auswirkungen auf Löhne und Beschäftigungsperspektiven

Empirisches Modell

Wir untersuchen den Zusammenhang zwischen individuellen Löhnen und Beschäftigung und Veränderungen von beruflichen Tätigkeits- und Fähigkeitsprofilen anhand des folgenden Modells:

$$Y_{i,t-t'}^o = \beta_0 + \sum_{p=1}^5 \beta_{2p} \Delta T_{b^o,p,t-t'} + \sum_{j=1}^6 \beta_{2j} \Delta F_{b^o,j,t-t'} + \beta_3 X_i + \varepsilon_{i,t-t'}.$$

Die abhängige Variable, $Y_{i,t-t'}^o$, ist entweder der relative Lohn- oder der relative Beschäftigungszuwachs, den Person i in Beruf b^o im Zeitraum zwischen t und t' (z.B. 2006-2012) realisieren konnte. Wir berechnen den relativen Lohnzuwachs, ähnlich wie in Autor et al. (2014), als das Verhältnis des durchschnittlichen kumulativen Jahreseinkommens im Zeitraum $t - t'$ relativ zum kumulierten Jahreseinkommen im Zeitraum vor t (z.B. 2000-2005). Der relative Beschäftigungszuwachs wird unter Berücksichtigung der Arbeitstage analog berechnet. Diese Größen spiegeln den Arbeitsmarkterfolg wider, wobei die Nutzung von kumulierten Größen

sicherstellt, dass die Entwicklungen über den gesamten betrachteten Zeitraum in die Analyse einfließen.⁴⁴

Die Variable $\Delta T_{b^o,p,t-t'}$ gibt die Veränderung der Intensität von Tätigkeit p in Person i 's Beruf b^o im Zeitraum $t - t'$ wieder, die in Kapitel 2 berechnet wurde, wobei j die fünf Tätigkeiten indiziert (routine manuell, nicht-routine manuell, routine kognitiv, nicht-routine analytisch und nicht-routine interaktiv).

Ähnlich spiegelt die Variable $\Delta F_{b^o,j,t-t'}$ das Ausmaß der Veränderung der Fähigkeitsanforderung j in Beruf b^o im Zeitraum $t - t'$ wider, wobei $j =$ Kognitive Fähigkeiten, Offenheit, Gewissenhaftigkeit, Extraversion, Verträglichkeit, und Neurotizismus (hier: Emotionale Stabilität) indiziert. Die Veränderung der Fähigkeitsanforderungen wird dabei auf der 1-Steller Ebene unserer aggregierten Berufsgruppen gemessen. Aufgrund der beschränkten Datenverfügbarkeit können wir Veränderungen der Fähigkeitsanforderungen nur zwischen 2006 und 2012 sowie zwischen 2012 und 2014 messen. Aufgrund der Datenverfügbarkeit werden die Veränderungen auf 1-Steller Ebene der KldB 2010 aggregiert. Die Datengrundlage bilden die NEPS-SC6-Erhebungsdaten verknüpft mit administrativen Daten des IAB (NEPS-SC6-ADIAB).⁴⁵

Der jeweiligen Person wird derjenige Beruf zugeordnet, den sie am Ende des jeweiligen Zeitraumes ausgeübt hat. Für Veränderungen über den Zeitraum 2006-2012 verwenden wir zum Beispiel die Berufsinformationen im Jahr 2012. Falls eine Person mehrere Berufe in einem relevanten Jahr hatte, verwenden wir als Hauptberuf den sozialversicherungspflichtigen Beruf mit dem höchsten Tageslohn. Hat eine Person in einem relevanten Jahr keinen Beruf ausgeübt, so verwenden wir den Beruf, der als letztes ausgeübt wurde.

Im Folgenden stellen wir die Ergebnisse unserer Analyse in zwei Schritten dar. Im ersten Schritt präsentieren wir die Ergebnisse zum Zusammenhang zwischen dem Arbeitsmarkterfolg (gemessen durch Verdienst und Arbeitstage) und der Veränderung der Tätigkeitsprofile. Dies ermöglicht uns, den Einfluss auf den Arbeitsmarkterfolg über einen längeren Zeitraum von 1999 bis 2014 zu verfolgen. Wir untersuchen zudem, ob sich der Einfluss der Tätigkeitsprofile auf den Arbeitserfolg über die Zeit verändert hat. Danach diskutieren wir die Ergebnisse, wenn.

Im zweiten Schritt nehmen wir zusätzlich die Veränderung der Fähigkeitsanforderungen in unser Modell auf, die nur für den Zeitraum nach 2006 verfügbar sind. Wir analysieren für diesen kürzeren Zeitraum, wie viel des individuellen Arbeitsmarkterfolges tatsächlich von veränderten Tätigkeitsprofilen ausgeht, und wie viel von veränderten Fähigkeitsanforderungen. Es ist möglich, dass sich der Zusammenhang zwischen Arbeitsmarkterfolg und Tätigkeitsprofilen verändert, sobald wir für Fähigkeitsanforderungen kontrollieren. Dies ist beispielsweise beim sogenannten „Upskilling“ der Fall, bei dem Firmen für gewisse, relativ einfache Tätigkeiten höhere Anforderungen an die Beschäftigte stellen, obwohl sich die Tätigkeiten selbst nicht verändert

⁴⁴ In unserer empirischen Analyse verwenden wir den Logarithmus des Lohn- bzw. Beschäftigungszuwachses. Dies erlaubt uns, die Koeffizienten als (Semi-) Elastizitäten zu interpretieren. Darüber hinaus sind die Ergebnisse weniger sensibel gegenüber möglichen Extremwerten in den abhängigen Variablen. Die Ergebnisse sind ähnlich, wenn wir anstelle von kumulierten Größen durchschnittlichen jährlichen Veränderungen verwenden.

⁴⁵ Vgl. Bachbauer und Wolf (2020) (DOI: 10.5164/IAB.NEPS-SC6-ADIAB7518.de.en.v1). Der Datenzugang erfolgte über mittels kontrollierter Datenfernverarbeitung beim FDZ. NEPS: Nationales Bildungspanel, vgl. Blossfeld et al. (2011).

haben (z.B. Modestino et al. 2016). Eine mögliche Lohnerhöhung ist dann nicht darauf zurückzuführen, dass sich Tätigkeitsprofile verändert haben, sondern darauf, dass die eingestellten Beschäftigte höhere Fähigkeiten besitzen und entsprechend ihrer Fähigkeiten auch höher entlohnt werden. Es ist allerdings auch möglich, dass sich der Zusammenhang zwischen Arbeitsmarkterfolg und Tätigkeitsprofilen mit der Einbeziehung von Fähigkeitsanforderungen verändert, weil diese Analyse den Zeitraum zwischen 1999 und 2006 aufgrund fehlender Daten nicht einbeziehen kann. In diesem Zeitraum waren die Veränderungen der Tätigkeitsprofile besonders stark, flachten danach aber zunehmend ab (vgl. Kapitel 2). Die geschätzten Effekte könnten nach 2006 entsprechend kleiner oder sogar statistisch nicht signifikant sein.

Ergebnisse

Die Hauptidee der Analyse zum Arbeitsmarkterfolg sind in Tabelle 4-1 zusammengefasst. Sie zeigt, dass eine zunehmende Intensität kognitiver Routinetätigkeiten im Zeitraum 1999 bis 2014 zu einem geringeren Lohnwachstum geführt hat, sofern nicht für veränderte Fähigkeitsanforderungen kontrolliert wird (Spalte 1). Eine Zunahme der Intensität kognitiver Routinetätigkeiten um einen Prozentpunkt hat zu einem um 12% niedrigeren Lohnwachstum geführt.⁴⁶ Aber selbst wenn wir für Fähigkeitsanforderungen kontrollieren (und daher einen kürzeren Zeitraum betrachten), hat eine zunehmende Intensität kognitiver Routinetätigkeiten noch zu einem ca. 7% niedrigeren Wachstum geführt (Spalte 3). Allerdings ist dieser Koeffizient statistisch nicht signifikant. Dies mag wenig überraschen, da sich die Anzahl an Beobachtungen um mehr als ein Drittel verringert.

Dieses Ergebnis ist vor dem Hintergrund der Ergebnisse von Kapitel 2 besonders interessant. Dort hatten wir gezeigt, dass die Intensität kognitiver Routinetätigkeiten über die letzten Jahre zugenommen hat. Gemeinsam mit den Ergebnissen in diesem Kapitel wird offensichtlich, dass ein stärkeres Wachstum dieser Tätigkeiten nicht gleichzeitig mit höheren Löhnen einhergeht. Hingegen finden wir nur einen kleinen und nicht statistisch signifikanten Einfluss auf Arbeitstage.

Aus der Tabelle wird auch ersichtlich, dass eine zunehmende Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten sowohl zu höherem Lohnwachstum, als auch zu mehr Arbeitstagen führt. Der Effekt auf das Lohnwachstum bleibt dabei vergleichbar hoch, wenn wir nur eine kürzere Zeitreihe verfügbar haben und für veränderte Fähigkeitsanforderungen kontrollieren (Spalten 1 und 3).

Personen in Berufen mit stärker zunehmenden Anforderungen an kognitive Fähigkeiten sowie an Verträglichkeit (z.B. höheren Kooperationswillen) und Offenheit (z.B. offenere Persönlichkeit) haben über die Zeit einen höheren Arbeitsmarkterfolg (Spalten 3 und 4). Diese Ergebnisse lassen darauf schließen, dass höhere kognitive Fähigkeiten gepaart mit „Team-Player“-Fähigkeiten und sozialen Fähigkeiten innerhalb von Berufen im Allgemeinen tatsächlich immer

⁴⁶ Da unsere Ergebnisvariable in logarithmischer Form angegeben ist, können die Koeffizienten als Semi-Elastizitäten interpretiert werden.

Tabelle 4-1

Einfluss von Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen auf Verdienst und Arbeitstage

	Veränderung Kumulierter Verdienst (1)	Veränderung Kumulierte Arbeitstage (2)	Veränderung Kumulierter Verdienst (3)	Veränderung Kumulierte Arbeitstage (4)
Veränderung kognitive Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	-0,12 ^a (0,03)	-0,02 (-0,02)	-0,07 (0,05)	-0,05 (0,04)
Veränderung manuelle Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	0,18 ^a (0,04)	0,07 ^a (0,03)	-0,07 (0,05)	0,04 (0,04)
Veränderung manuelle Nicht-Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	-0,00 (0,03)	-0,01 (0,02)	0,19 ^a (0,06)	0,01 (0,04)
Veränderung analytische Nicht-Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	0,17 ^a (0,04)	-0,03 (0,03)	0,12 ^a (0,05)	0,07 ^b (0,04)
Veränderung interaktive Nicht-Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	-0,09 ^a (0,03)	0,02 (0,02)	-0,01 (0,12)	-0,04 (0,03)
Veränderung Anforderung kognitive Fähigkeiten (Std.Abw.)			0,22 ^b (0,12)	0,08 (0,08)
Veränderung Anforderung Verträglichkeit (Std.Abw.)			0,98 ^a (0,17)	0,17 (0,12)
Veränderung Anforderung Gewissenhaftigkeit (Std.Abw.)			-0,22 (0,21)	0,16 (0,13)
Veränderung Anforderung Extraversion (Std.Abw.)			-0,66 ^a (0,22)	-0,11 (0,15)
Veränderung Anforderung Emotionale Stabilität (Std.Abw.)			-0,53 ^a (0,25)	-0,04 (0,16)
Veränderung Anforderung Offenheit (Std.Abw.)			0,54 ^a (0,19)	-0,05 (0,12)
Beobachtungen	19.960	20.029	13.364	13,398
R ²	0,39	0,50	0,39	0,49

OLS Querschnittsregressionen über 65 Berufsgruppen der KldB Berufsklassifikation (vgl. Anhang 5) basierend auf Daten der Erwerbstätigenbefragungen, sowie SOEP. Die Ergebnisvariablen sind der log Lohn- oder Arbeitstagezuwachs zwischen t und t' . Die Veränderung der kognitiven Fähigkeitsanforderungen und Big 5 wurden mit 100 multipliziert für bessere Lesbarkeit. Wir kontrollieren in allen Schätzungen zusätzlich für Jahreffekte, Alter, Alter², und Dummy-Variablen für Geschlecht und Ausländer. Cluster-robuste Standardfehler in Klammern. ^a $p < 0,05$, ^b $p < 0,1$.

Lesebeispiel: Die Ergebnisse in Spalte (3) geben an, dass eine Erhöhung der Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten um einen Prozentpunkt im Durchschnitt zu einem Lohnwachstum um ca. 12% führt ($\exp(0,12 \times 1)$) (Semi-Elastizität). Eine Erhöhung der Anforderungen an kognitive Fähigkeiten um 10% erhöht den Lohnzuwachs um ca. 0,02% ($1,01^{10} - 1$) (Elastizität).

Quelle: ADIAB-NEPS-SC-6, BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

wichtiger werden (vgl. auch Schmidpeter und Winter-Ebmer 2020). Im Gegensatz dazu führen höhere Anforderungen an Extraversion (z.B. kontaktfreudigere Persönlichkeit) und Emotionale Stabilität (z.B. Stressresistenz) zu einem niedrigeren Lohnwachstum. Diese negativen Koeffizienten könnten darauf zurückzuführen sein, dass diese Fähigkeiten gerade im Service-Bereich, der sich durch relativ niedrige Löhne auszeichnet, sehr häufig nachgefragt werden.

Auf den ersten Blick überraschend ist hingegen, dass eine zunehmende Intensität manueller Routinetätigkeiten zu einem höheren Lohnwachstum führt, wenn nicht für Fähigkeitsanforderungen kontrolliert wird (Spalte 1). Der Koeffizient fällt allerdings stark und ändert sogar sein Vorzeichen, sobald wir Veränderungen an kognitiven Anforderungen sowie die Big 5 in unsere Analyse einbeziehen (Spalte 3). Dies kann auf der einen Seite an möglichem „Upskilling“ liegen: Beschäftigte verdienen nicht deshalb mehr, weil die Intensität manueller Routinetätigkeiten

ten in ihrem Beruf gestiegen ist, sondern deshalb, weil ihr Beruf höhere Fähigkeitsanforderungen stellt (s.o.). Auf der anderen Seite kann es auch daran liegen, dass der positive Koeffizient in Spalte (1) durch die Entwicklungen im Zeitraum 1999-2006 getrieben wird, der in Spalte (3) aufgrund mangelnder Datenverfügbarkeit nicht einbezogen werden kann. Wie in Kapitel 2 gezeigt wurde, gab es zwischen 1999 und 2006 beispielsweise eine starke Intensivierung des Robotereinsatzes, die nach 2006 deutlich abflachte. Da die manuellen Routinetätigkeiten auch Aufgaben wie das „Überwachen von Maschinen“ umfassen, könnten die Ergebnisse in Spalte (1) maßgeblich auf eine höhere Nachfrage nach manuellen Routinetätigkeiten vor 2006 zurückzuführen sein.

Um diese Begründung weiter zu verfolgen, schätzen wir das Modell separat für die verfügbaren Zeiträume, d.h. für 1999-2006, 2006-2012 und 2012-2014 (Tabelle 4-2). Ein positiver und hoher Koeffizient für die Veränderung der manuellen Routinetätigkeiten nur zwischen 1999 und 2006 würde darauf hindeuten, dass unser Ergebnis tatsächlich von einer kurzfristig veränderten Nachfrage beeinflusst ist. Aus den Ergebnissen können drei interessante Schlussfolgerungen abgeleitet werden. Zum ersten haben, wie bereits in Kapitel 2 angedeutet, Tätigkeitsveränderungen am Anfang des Beobachtungszeitraums einen zum Teil deutlich stärkeren Einfluss auf den Arbeitsmarkterfolg als zum Ende. Diese Ergebnisse sind analog zu den relativ geringen Veränderungen der Tätigkeitsprofile zum Ende des Beobachtungszeitraums.

Tabelle 4-2
Einfluss von Veränderungen der Tätigkeitsprofile auf den kumulierten Verdienst

	Veränderung 1999-2006	Veränderung 2006-2012	Veränderung 2012-2014
	(1)	(2)	(3)
Veränderung kognitive Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	-0,23 ^a (0,05)	-0,10 (0,11)	-0,04 (0,06)
Veränderung manuelle Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	0,41 ^a (0,06)	-0,04 (0,15)	-0,03 (0,05)
Veränderung manuelle Nicht-Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	-0,07 ^a (0,04)	0,28 (0,20)	0,08 (0,06)
Veränderung analytische Nicht-Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	0,25 ^a (0,06)	0,24 ^b (0,13)	0,03 (0,06)
Veränderung interaktive Nicht-Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	-0,15 ^a (0,05)	-0,12 (0,09)	0,06 (0,07)
Beobachtungen	6.596	6.765	6.599
R ²	0,17	0,17	0,07

OLS Querschnittsregressionen über 65 Berufsgruppen der KldB Berufsklassifikation (vgl. Anhang 5) basierend auf Daten der Erwerbstätigenbefragungen, sowie SOEP. Die Ergebnisvariablen sind der log Lohn- oder Arbeitstagezuwachs zwischen t und t' . Die Veränderung der kognitiven Fähigkeitsanforderungen und Big 5 wurden mit 100 multipliziert für bessere Lesbarkeit. Wir kontrollieren in allen Schätzungen zusätzlich für Jahreseffekte, Alter, Alter², und Dummy-Variablen für Geschlecht und Ausländer. Cluster-robuste Standardfehler in Klammern. ^a $p < 0,05$, ^b $p < 0,1$.

Lesebeispiel: Die Ergebnisse in Spalte (1) geben an, dass eine Erhöhung der Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten um einen Prozentpunkt im Durchschnitt zu einem Lohnwachstum um ca. 28% führt ($\exp(0,25 \times 1)$; Semi-Elastizität).

Quelle: ADIAB-NEPS-SC-6, BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Zum zweiten konzentriert sich der positive Einfluss der Veränderungen von manuellen und kognitiven Routinetätigkeiten tatsächlich nur auf den Zeitraum zwischen 1999 und 2006 (Spalte 1). Danach fallen die Koeffizienten stark ab und sind nicht mehr statistisch signifikant (Spalten 2 und 3). Dies deutet darauf hin, dass die geschätzten Lohneffekte tatsächlich nur durch eine kurzfristige Veränderung der Nachfrage getrieben wurde und nicht einen allgemeinen Trend widerspiegeln. Das negative Vorzeichen bei kognitiven Routinetätigkeiten deutet auch auf eine niedrigere Effizienz von Arbeitsverhältnissen hin. Dies würde bedeuten, dass die Arbeitgeber*innen für einen gewissen Preis/Lohn indifferent sind, diese Aufgaben extern oder intern zu vergeben (vgl. auch Faia et al. 2020, Schmidpeter und Winter-Ebmer 2020).

Drittens finden wir einen starken und robusten positiven Effekt der zunehmenden Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten auf den Arbeitsmarkterfolg für die ersten beiden Teilperioden (1999-2006, 2006-2012), aber nicht für die dritte (2012-2014). Einen spiegelverkehrten Trend schätzen wir für interaktive Nicht-Routinetätigkeiten. Dies deutet darauf hin, dass auch in Deutschland, ebenso wie in den USA (z.B. Weinberger 2014), sowohl kognitive als auch nicht-kognitive Tätigkeiten mit der Zeit immer wichtiger werden und Komplemente sind.

4.3 Auswirkungen auf die Berufswahl

Welchen Einfluss haben die in Kapitel 2 festgestellten Veränderungen der Tätigkeitsprofile innerhalb von Berufen und die in Kapitel 3 festgestellten Veränderungen der Fähigkeiten der in diesen Berufen Beschäftigten auf die Berufswahl junger Berufseinsteiger? Um diese Frage zu beantworten, wird im Folgenden ein mikroökonomisches Modell der Berufswahl geschätzt. Dieses Modell soll ermitteln, wie stark die Veränderungen der Tätigkeitsprofile und der Fähigkeiten die erstmalige Berufswahl junger Menschen beeinflussen.⁴⁷ Neben den Veränderungen der beruflichen Tätigkeitsprofile und Fähigkeiten werden als Kontrollvariablen persönliche Eigenschaften der Berufseinsteiger in diese Analyse einbezogen, die die Berufswahl ebenfalls beeinflussen können. Dazu zählen die eigenen Kompetenzniveaus in den verschiedenen Fähigkeitsausprägungen (Schulbildung und nicht-kognitive Fähigkeiten),⁴⁸ das Geschlecht, das Alter und sein Quadrat, der Migrationsstatus und die Berufe der Eltern.⁴⁹ In früheren Studien stehen

⁴⁷ Dies setzt natürlich voraus, dass den jungen Menschen diese Veränderungen bekannt sind, dass sie sie also bei ihrer Entscheidung berücksichtigen können. Leider kann diese Annahme nicht getestet werden. Informationen darüber, ob ihnen diese Informationen vorliegen, und, wenn ja, ob sie diese tatsächlich als relevant ansehen, sind nicht verfügbar. Wenn bei den Schätzungen herauskommt, dass diese Veränderungen keinen signifikanten Einfluss auf die Entscheidungen hatten, kann also nicht festgestellt werden, ob dies daran liegt, dass die Informationen nicht vorlagen, oder daran, dass sie als nicht relevant angesehen wurden. Kommt hingegen heraus, dass die Veränderungen einen Einfluss auf die Entscheidungen hatten, so ist davon auszugehen, dass die entsprechenden Informationen vorlagen und als relevant erachtet wurden.

⁴⁸ Die individuellen kognitiven Fähigkeiten können als Kontrollvariablen nicht einbezogen werden, weil die Fallzahlen zu gering sind.

⁴⁹ Die Berufe der Eltern werden in einer ergänzenden Regression als Kontrollvariable berücksichtigt, weil auch hier die Fallzahlen vergleichsweise gering sind. Die Berufe der Eltern beeinflussen die Berufswahl der Berufseinsteiger zwar insofern, als diese mit höherer Wahrscheinlichkeit einen Beruf als Hilfsarbeitskraft wählen, wenn mindestens ein Elternteil ebenfalls Hilfsarbeitskraft ist. Auf den Einfluss der beruflichen Tätigkeitsprofile und Fähigkeiten, die hier im Zentrum der Analyse stehen, hat dies jedoch keine nennenswerten Auswirkungen. (vgl. Spalte 6 von Tabelle A4-4 in Anhang 4).

diese persönlichen Eigenschaften im Vordergrund.⁵⁰ In der vorliegenden Studie fungieren sie dagegen lediglich als Kontrollvariablen, die verhindern sollen, dass die geschätzten Einflüsse der beruflichen Tätigkeitsprofile und Fähigkeiten durch persönliche Eigenschaften verzerrt werden. Eine weitere Kontrollvariable ist die Beschäftigungsentwicklung in den Berufen in den Jahren vor dem Berufseinstieg. Diese soll der Möglichkeit Rechnung tragen, dass Berufseinsteiger Berufe mit zunehmender Beschäftigung bevorzugen, weil sie sich dort beispielsweise eine höhere Arbeitsplatzsicherheit oder bessere Aufstiegschancen versprechen.

Ein weiteres Alleinstellungsmerkmal dieser Analyse im Vergleich zu früheren Studien besteht darin, dass sie ausschließlich den beruflichen Nachwuchs in den Fokus nimmt. Untersucht wird, ob sich junge Berufseinsteiger bei der Wahl ihres ersten Berufs von den Veränderungen der Tätigkeitsprofile und der Kompetenzerfordernissen in den Berufen beeinflussen lassen. Beschäftigte, die bereits zuvor in einem Beruf tätig waren, werden nicht in die Analyse einbezogen. Die meisten übrigen Studien nehmen dagegen alle Beschäftigten in den Blick, unabhängig davon, wie lange diese bereits im Berufsleben sind und wie oft sie bereits den Beruf gewechselt haben. John und Thomsen (2014) etwa untersuchen für Deutschland Beschäftigte im Alter zwischen 30 und 55 Jahren und schließen damit Berufseinsteiger aus. Der Vorzug der Konzentration auf Berufseinsteiger besteht darin, dass Ihre Berufswahlentscheidung nicht durch frühere Berufswahlentscheidungen “belastet“ wird. Frühere Berufswahlentscheidungen können den Wechsel in einen anderen Beruf selbst dann behindern, wenn die jeweilige Person in einem Beruf tätig ist, den sie als für sich ungeeignet einschätzt. Neben psychologischen Hürden des Berufswechsels drohen auch – zumindest vorübergehende – Einkommenseinbußen (z.B. Gathmann und Schönberg 2010, OECD 2018, 2019). Die im bisherigen Beruf erworbene Berufserfahrung ist in anderen Berufen teilweise wertlos. Ein neuer Lernprozess ist notwendig, um sich in den neuen Beruf und die dort geforderten Tätigkeiten einzuarbeiten. Diese Hemmnisse spielen bei Berufseinsteigern keine Rolle.

Datengrundlage bildet das auch in Kapitel 3 verwandte SOEP, aus dem alle Informationen stammen, die für die Identifikation von Berufseinsteigern und die Quantifizierung der Kontrollvariablen erforderlich sind. Als Berufseinsteiger werden alle im SOEP befragten Personen klassifiziert, die zwischen 2007 und 2017 erstmals einen Beruf angegeben haben und zu diesem Zeitpunkt (i) nicht älter als 25 Jahre waren, (ii) nicht mehr eine allgemeinbildende Schule besuchten, (iii) höchstens ein Jahr Berufserfahrung in Teil- oder Vollzeit hatten und (iv) in dem angegebenen Beruf als Voll- oder Teilzeitkräfte in einem regulären Beschäftigungs- oder Ausbildungsverhältnis standen. Der Datensatz umfasst 1.916 Personen, die diese Kriterien erfüllen. Analysiert wird ihre Berufswahl zwischen den neun Berufsgruppen der 1-Steller-Ebene der ISCO-08 Klassifikation.⁵¹ Um mögliche Einflüsse der Berufswahl auf die beruflichen Tätig-

⁵⁰ Nieken und Störmer (2010) und John und Thomsen (2014) beispielsweise zeigen für Deutschland, dass die nicht-kognitiven Fähigkeiten von Beschäftigten durchaus einen Einfluss auf die Berufswahl haben. Zu ähnlichen Ergebnissen kommen Speer (2017) für die USA sowie Cobb-Clark und Tan (2011) und Wells et al. (2016) für Australien. John und Thomsen (2014) beispielsweise finden, dass Beschäftigte mit höherer Extraversion zum einen stärker Management- und Technische Berufe, zum anderen aber auch stärker Büro- und Dienstleistungsberufe bevorzugen. Akademische und Handwerksberufe scheinen dagegen stärker von Beschäftigten mit geringerer Extraversion bevorzugt zu werden.

⁵¹ Diese neun Berufsgruppen sind: (1) Führungskräfte, (2) Akademische Berufe, (3) Techniker und gleichrangige nichttechnische Berufe, (4) Bürokräfte und verwandte Berufe, (5) Dienstleistungsberufe und Verkäufer, (6) Fach-

keitsprofile und Fähigkeiten (Endogenität) zu vermeiden, werden alle berufsspezifischen Variablen in der Zeit verzögert. Für Berufseinsteiger im Zeitraum 2007-2012 werden die Veränderungen der beruflichen Tätigkeitsprofile und Fähigkeiten aus dem Zeitraum 1999-2006 verwendet, für Berufseinsteiger im Zeitraum 2013-2017 die aus dem Zeitraum 2006-2012. Damit können die Einflüsse der Tätigkeitsprofile auf die Berufswahl für zwei Teilzeiträume, 2007-2012 und 2013-2017, untersucht werden. Die Analyse der Einflüsse der Fähigkeiten muss dagegen auf den Zeitraum 2013-2017 beschränkt bleiben.

Tabelle 4-3 fasst die zentralen Schätzergebnisse zu den Auswirkungen der Veränderungen der Tätigkeitsprofile und der Fähigkeitsanforderungen auf die Berufswahl dieser Berufseinsteiger zusammen. Jede der vier Spalten gibt die Ergebnisse einer separaten Regression wider. Alle Regressionen enthalten zusätzlich zu den berufsspezifischen Einflussgrößen, die im Vordergrund dieser Analyse stehen, die oben beschriebenen Kontrollvariablen. In jeder Regression wird für jede der neun Berufsgruppen die Wahrscheinlichkeit geschätzt, dass Berufseinsteiger einen Beruf aus dieser Berufsgruppe auswählen. Im oberen Teil der Tabelle stehen die geschätzten Parameter der Veränderungen der Tätigkeitsintensitäten aus Kapitel 2, im unteren Teil die der Veränderungen der Fähigkeiten der Beschäftigten (Kapitel 3). Die in der Tabelle ausgewiesenen Parameter sind zwar vom Vorzeichen und ihrer statistischen Signifikanz her interpretierbar. Die Höhe der Parameter ist aber keiner direkten Interpretation zugänglich, weil das Schätzmodell hochgradig nicht-linear ist. Im Überblick zeigt die Tabelle, dass zahlreiche Veränderungen von Tätigkeitsintensitäten und Fähigkeitsanforderungen einen statistisch signifikanten Einfluss auf die Berufswahl haben. Weiter unten wird anhand durchschnittlicher marginaler Effekte jedoch gezeigt, dass die ökonomische Signifikanz gering ist: Sowohl die Veränderungen der beruflichen Tätigkeitsprofile, als auch die der Fähigkeiten haben quantitativ nur einen geringen Einfluss auf die Berufswahl.

Die Ergebnisse in Spalte (4) zeigen, dass die Veränderungen der Intensitäten fast aller Tätigkeiten einen signifikanten Einfluss auf die Berufswahl haben. Für die Veränderungen der **analytischen Nicht-Routinetätigkeiten** wird ein signifikant negativer Parameter (-2,21) geschätzt. Dies bedeutet, dass Berufseinsteiger 2013-2017 tendenziell Berufe bevorzugt haben, in denen die Intensität dieser Tätigkeiten in der Vergangenheit (2006-2012) abgenommen hat. Berufe mit zunehmender Intensität wurden dagegen eher gemieden.⁵² Dies scheint darauf hinzudeuten,

kräfte in Land- und Forstwirtschaft und Fischerei, (7) Handwerks- und verwandte Berufe, (8) Bediener von Anlagen und Maschinen und Montageberufe (hier kurz als „Maschinenführung“ bezeichnet) und (9) Hilfsarbeitskräfte. Eine weitere Differenzierung der Berufe ist aufgrund der begrenzten Anzahl der beobachteten Berufseinsteiger und methodischer Limitationen nicht möglich. In methodischer Hinsicht wird ein Mixed Multinomial Logit-Modell geschätzt, das die Einflüsse der individuellen Charakteristika auf die Berufswahl separat für jeden Beruf und die Einflüsse der berufsspezifischen Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeiten für alle Berufe gemeinsam schätzt. Die Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeiten in dem Beruf, den die jeweiligen Berufseinsteiger gewählt haben, werden auf der 2-Steller-Ebene der ISCO-08-Klassifikation gemessen. Die Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeiten in den Berufen, die sie nicht gewählt haben, können dagegen nur auf 1-Steller-Ebene quantifiziert werden. Für deskriptive Statistiken vgl. Tabellen A4-1 und A4-2 in Anhang 4.

⁵² Dieses Ergebnis ist, ebenso wie die im Folgenden diskutierten, nicht darauf zurückzuführen, dass es lediglich indirekt die Einflüsse der individuellen Eigenschaften (u.a. Fähigkeiten) der Berufseinsteiger oder der Beschäftigungsentwicklung in den Berufen widerspiegeln. Diese werden durch die Kontrollvariablen herausgefiltert. Aus Platzgründen sind die geschätzten Parameter dieser Kontrollvariablen nach Tabelle A4-3 in Anhang 4 ausgelagert.

Tabelle 4-3

Einfluss von Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen auf die Berufswahl

	Tätigkeiten 2007-2017	Tätigkeiten 2013-2017	Fähigkeiten 2013-2017	Tätigkeiten & Fähigkeiten 2013-2017
	(1)	(2)	(3)	(4)
Veränderungen von Tätigkeiten				
Nicht-Routine analytisch	-0,97 ^a (0,24)	-0,83 ^a (0,36)		-2,21 ^a (0,95)
Nicht-Routine interaktiv	2,34 ^a (0,23)	6,86 ^a (0,81)		13,98 ^a (2,45)
Nicht-Routine manuell	-1,73 ^a (0,21)	-5,62 ^a (0,63)		-6,65 ^a (1,66)
Routine kognitiv	-0,31 ^b (0,17)	-1,88 ^a (0,32)		-2,88 ^a (1,36)
Routine manuell	0,91 ^a (0,28)	-1,77 ^a (0,47)		-1,09 (1,14)
Veränderungen von Fähigkeiten				
Hohe/geringe kognitive Fähigkeiten			-0,003 (0,01)	0,08 ^a (0,02)
Hohe/geringe Verträglichkeit			-0,05 ^b (0,03)	-0,17 ^a (0,05)
Hohe/geringe Gewissenhaftigkeit			0,12 ^a (0,03)	0,05 (0,06)
Hohe/geringe Extraversion			0,01 (0,03)	0,02 (0,06)
Hohe/geringe Emotionale Stabilität			0,39 ^a (0,05)	0,63 ^a (0,10)
Hohe/geringe Offenheit			0,21 ^a (0,03)	0,22 ^a (0,04)
Anzahl Personen	1.916	1.074	1.074	1.074
Log Likelihood	-2.759	-1.363	-1.082	-523

Mixed Multinomial Logit-Regressionen, 9 Berufsgruppen. Alle Regressionen enthalten darüber hinaus Kontrollvariablen für die persönlichen Eigenschaften, die nach Berufen differenziert geschätzt werden. Die Ergebnisse für diese Kontrollvariablen werden exemplarisch für Schätzung (4) in Tabelle A4-4 in Anhang 4 dargestellt. Veränderungen von Tätigkeiten: Idiosynkratische Komponenten der Shift-Share-Zerlegung in Kapitel 2. Veränderungen von Fähigkeiten: Wachstumskoeffizienten für die tatsächliche Beschäftigungsentwicklung in Kapitel 3 vor Bereinigung durch Veränderungen der Lohnprämien. Robuste Standardabweichungen in Klammern. ^a prob<0,05, ^b prob<0,10.

Lesebeispiel: Der Parameter der analytischen Nicht-Routinetätigkeiten von -2,21 in Spalte (4) zeigt an, dass die Wahrscheinlichkeit, dass Berufsanfänger 2013-2017 einen bestimmten Beruf gewählt haben, tendenziell umso geringer war, je stärker die Intensität der analytischen Nicht-Routinetätigkeiten in diesem Beruf im Zeitraum 2006-2012 gestiegen ist. Die Höhe der Parameter ist aufgrund der Nicht-Linearität des Schätzmodells keiner direkten Interpretation zugänglich. Vgl. dazu die Diskussion der marginalen Effekte im Text.

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

dass Berufsanfänger die Herausforderungen, die zunehmende analytische Nicht-Routinetätigkeiten mit sich bringen, eher scheuen. Allerdings sind bei dieser Interpretation drei weitere Aspekte in Betracht zu ziehen. Zum einen hat es 2006-2012 unter den Berufsgruppen eine tenden-

In Tabelle A4-4 in Anhang 4 wird zudem gezeigt, dass sich Berufsanfänger mit Hochschulreife und solche ohne Hochschulreife im Hinblick auf die Kriterien ihrer Berufswahl kaum unterscheiden. In Spalte (5) dieser Tabelle werden die Ergebnisse einer Regression berichtet, die nur die Berufswahl der 991 Personen ohne Hochschulzugangsberechtigung (ISCED≤3) im Sample untersucht. Die geschätzten Parameter unterscheiden sich kaum von denen in Spalte (4) von Tabelle 4-3.

zielle Konvergenz der Intensitäten analytische Nicht-Routinetätigkeiten gegeben. In Berufsgruppen mit hoher Intensität im Jahr 2006 ist diese tendenziell gesunken, während sie in denen mit niedriger Intensität tendenziell gestiegen ist ($r=-0,31$). Der negative Parameter könnte also teilweise auch daher rühren, dass Berufseinsteiger Berufsgruppen mit höherer (statt zunehmender) Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten bevorzugt haben. Zum zweiten ist in Betracht zu ziehen, dass der Parameter der Veränderungen von **kognitiven Fähigkeiten** sein Vorzeichen wechselt, wenn analytische Nicht-Routinetätigkeiten mit in die Schätzgleichung aufgenommen werden. In Spalte (3) ist er negativ und insignifikant, in Spalte (4) dagegen positiv und signifikant. Wie in Kapitel 3 festgestellt wurde, steigt der relative Bedarf an hohen (relativ zu geringen) kognitiven Fähigkeiten, wenn sich die Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten erhöht. Auch zwischen diesen beiden Einflussgrößen könnten von daher insofern Interdependenzen bestehen, als die Attraktivität von Berufen mit zunehmender Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten vor allem dann steigt, wenn sie zugleich auch höhere Anforderungen an kognitive Fähigkeiten mit sich bringt (was sich vor allem im Parameter der kognitiven Fähigkeiten niedergeschlagen haben könnte), aber nicht, wenn sie keine höheren Anforderungen an kognitive Fähigkeiten mit sich bringt (was sich vor allem im Parameter der analytischen Nicht-Routinetätigkeiten niedergeschlagen haben könnte). So könnte die zunehmende Attraktivität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten wie Entwickeln, Forschen und Konstruieren eher auf zunehmenden Anforderungen an kognitive Fähigkeiten beruhen. Analytische Nicht-Routinetätigkeiten wie Informationen sammeln, Recherchieren und Dokumentieren dagegen könnten im Vergleich dazu an Attraktivität verloren haben, weil sie kaum zunehmende Anforderungen an kognitive Fähigkeiten gestellt haben. Zum dritten könnte ein ähnlicher Zusammenhang mit **Emotionaler Stabilität** bestehen, dessen Parameter in Spalte (4) deutlich höher ist als in Spalte (3) (0,63 versus 0,39). Auch dieser könnte vor allem die zunehmende Attraktivität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten wie Entwickeln, Forschen und Konstruieren widerspiegeln, während der Parameter der analytischen Nicht-Routinetätigkeiten wiederum eher die abnehmende Attraktivität von Tätigkeiten wie Informationen sammeln, Recherchieren und Dokumentieren widerspiegelt.

Eine zunehmende Intensität **interaktiver Nicht-Routinetätigkeiten** in der Vergangenheit hat den Schätzungen zufolge die Attraktivität von Berufen tendenziell erhöht (13,98). Dabei scheinen sich die in Kapitel 3 diskutierten Unterschiede zwischen fürsorgenden Tätigkeiten (Beraten, Informieren) und beeinflussende Tätigkeiten (u.a. Unterrichten, Ein- und Verkaufen, Organisieren) im Hinblick auf ihre Attraktivität für Berufseinsteiger nicht grundlegend zu unterscheiden. Hätten sie sich gegenseitig neutralisiert, wäre der Parameter der interaktiven Nicht-Routinetätigkeiten eher insignifikant. Allerdings könnte der negative Parameter der **Verträglichkeit** (-0,17) in Verbindung mit dem positiven Parameter für interaktive Tätigkeiten darauf hindeuten, dass die zunehmende Intensität fürsorgender Tätigkeiten, die höhere Verträglichkeit erfordern als beeinflussende, die Attraktivität von Berufen tendenziell stärker erhöht als die

zunehmende Intensität beeinflussender Tätigkeiten. Der negative Parameter von Verträglichkeit könnte diese Differenz widerspiegeln.⁵³

Für Berufe mit zunehmender Intensität **manueller Nicht-Routinetätigkeiten** haben sich Berufseinsteiger tendenziell weniger häufig entschieden (-6,65). Dies erscheint auf der einen Seite insofern überraschend, als die Verdienstmöglichkeiten in diesen Berufen gestiegen sind (vgl. Kapitel 4.2). Möglicherweise werden Berufseinsteiger jedoch durch die ungünstigen Arbeitsbedingungen in einigen der manuellen Nicht-Routinetätigkeiten abgeschreckt. Zu diesen Tätigkeiten gehören unter anderem das Sichern, Bewachen, Bewirten und Pflegen, die Abend- oder Schichtarbeit erfordern.

Auch Berufe mit zunehmender Intensität **kognitiver Routinetätigkeiten** (-2,88) sind den Schätzungen zufolge für Berufseinsteiger weniger attraktiv als solche mit abnehmender Intensität. Die Intensität dieser Tätigkeiten ist zwar in den 2000er Jahren vorübergehend gestiegen. Dieser Anstieg hat allerdings die Attraktivität derjenigen Berufe, in denen sie gestiegen ist, offenbar nicht nachhaltig erhöht, zumal er auch nicht mit höheren Einkommensperspektiven einherging (vgl. Kapitel 4.2).

Für **manuelle Routinetätigkeiten** wird für den Gesamtzeitraum 2007-2017 (Spalte 1) ein positiver (0,91), für den Teilzeitraum nach 2013 aber ein negativer Effekt geschätzt (Spalte 2: -1,77, Spalte 4: -1,09). Daraus kann geschlossen werden, dass Berufe, in denen die Intensität dieser Tätigkeiten zunahm, nach 2013 weniger attraktiv für Berufseinsteiger waren als Berufe, in denen sie sank, während es 2007-2012 umgekehrt war. Hier zeigen sich deutliche Parallelen zu den im vorangegangenen Kapitel 4.2 untersuchten Auswirkungen auf Löhne und Beschäftigungsperspektiven. Auch diese sind in den späten 2000er Jahren noch mit der Intensität manueller Routinetätigkeiten gestiegen, danach aber nicht mehr. Dies könnte ein weiteres Indiz dafür sein, dass mit der Roboterisierung nicht nur vorübergehend die Nachfrage nach diesen Tätigkeiten stieg, sondern aus Sicht von Berufseinsteigern auch die Attraktivität, mit diesen modernen Technologien zu arbeiten. Dieser Reiz der neuen Technologien scheint dann aber bald wieder verflogen zu sein.

Was schließlich die **Offenheit** anbelangt, die oben im Zusammenhang mit den Tätigkeiten noch nicht angesprochen wurde, so üben Berufe mit zunehmender Offenheit unter den Beschäftigten eine signifikant höhere Anziehungskraft für Berufseinsteiger aus als solche mit abnehmender Offenheit (0,22). Ein ähnlich hoher Parameter wird in Spalte (3) geschätzt. Berufe mit zunehmender Offenheit scheinen also unabhängig von den Veränderungen ihrer Tätigkeitsprofile eine höhere Attraktivität auf Berufseinsteiger auszuüben.

Um Aussagen zur Stärke der Einflüsse der Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeiten auf die Berufswahl treffen zu können, ist die Schätzung marginaler Effekte erforderlich. Im Folgenden werden sogenannte „durchschnittliche marginale Effekte“ (average marginal effects) verwendet. Diese besagen, wie stark sich die Wahrscheinlichkeit der Berufswahl jedes

⁵³ Die Extraversion der Beschäftigten, die ebenfalls im Zusammenhang mit sozialen Kompetenzen steht, scheint für die Attraktivität von Berufen aus der Sicht von Berufseinsteigern dagegen keine nennenswerte Rolle zu spielen. Der Parameter dieses Fähigkeitsmerkmals (0,02) ist insignifikant.

einzelnen Berufs verändert, wenn eine erklärende Variable in einem Beruf geringfügig (marginal) erhöht wird.⁵⁴ Die Analyse dieser marginalen Effekte konzentriert sich wiederum auf Modell (4) in Tabelle 4-3. Tabelle 4-4 zeigt die in diesem Modell geschätzten durchschnittlichen marginalen Effekte der Veränderungen der Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten in jedem Beruf auf alle Wahrscheinlichkeiten (in Prozentpunkten). Die Tabelle ist spaltenweise zu lesen. Spalte 1 berichtet die Veränderungen der Wahrscheinlichkeiten der Wahl aller neun Berufe, die sich ergeben, wenn die Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten in der Berufsgruppe der Führungskräfte geringfügig steigt, Spalte 2 berichtet die Veränderungen der Wahrscheinlichkeiten der Wahl aller neun Berufe, die sich aus einer geringfügigen Erhöhung der Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten in Akademischen Berufen ergäbe, usw. Die Spaltensummen sind entsprechend null. Auf der Hauptdiagonalen der Tabelle stehen die Auswirkungen auf den Beruf selbst. Da eine zunehmende Intensität der analytischen Nicht-Routinetätigkeiten die Wahrscheinlichkeit verringert, den jeweiligen Beruf zu wählen, sind alle Elemente auf der Hauptdiagonalen von Tabelle 4-4 negativ. Das Hauptdiagonalelement für Technische Berufe in Spalte 3 und Zeile 3 besagt beispielsweise, dass die Wahrscheinlichkeit, dass Berufsanfänger im Zeitraum 2013-2017 einen technischen Beruf gewählt haben, um näherungsweise 0,138 Prozentpunkte sinkt, wenn die Intensität der analytischen Nicht-Routinetätigkeiten in diesem Berufsgruppe um 0,01 Prozentpunkte pro Jahr schneller steigt.

Tabelle 4-4
Einfluss von Veränderungen analytischer Nicht-Routinetätigkeiten auf die Berufswahl: Marginale Effekte

	Marginal höhere Veränderung analytischer Nicht-Routinetätigkeiten in Beruf ...								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
verändert Wahrscheinlichkeit der Wahl von Beruf ... um ... Prozentpunkte									
1 Führungskräfte	-0,40 ^b	0,06 ^b	0,19 ^b	0,02	0,01	0,01	0,02	0,01	0,08 ^b
2 Akademische Berufe	0,06 ^b	-6,29 ^b	3,11 ^b	0,24	0,25	0,30 ^b	0,98 ^a	0,15	1,20 ^a
3 Technische Berufe	0,19 ^b	3,11 ^a	-13,80 ^a	0,96	0,86	1,21 ^b	2,82 ^b	0,34 ^b	4,31 ^a
4 Büroberufe	0,02	0,24	0,96	-2,34	0,10	0,15	0,34	0,06	0,49 ^b
5 Dienstleistungsberufe	0,01	0,25	0,86	0,10	-2,25	0,15	0,33	0,06	0,49
6 Landwirt. Fachkräfte	0,01	0,30 ^b	1,21 ^b	0,15	0,15	-3,42 ^a	0,84 ^a	0,10	0,65 ^a
7 Handwerksberufe	0,02	0,98 ^a	2,82 ^b	0,34	0,33	0,84 ^a	-7,36 ^a	0,24 ^b	1,79 ^a
8 Maschinenführung	0,01	0,15	0,34	0,06	0,06	0,10	0,24 ^b	-1,35 ^b	0,39 ^b
9 Hilfsarbeitskräfte	0,08 ^b	1,20 ^a	4,31 ^a	0,49 ^b	0,49	0,65 ^a	1,79 ^a	0,39 ^b	-9,39 ^a
Summe	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Geschätzte durchschnittliche marginale Effekte auf der Grundlage von Tabelle 4-3, Regression (4). Die Tabelle ist spaltenweise zu lesen. ^a prob<0,05, ^b prob<0,10.

Lesebeispiel: Die erste Spalte (1) ist wie folgt zu interpretieren: Steigt die Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten in der Berufsgruppe der Führungskräfte im Zeitraum 2006-2012 um 0,01 Prozentpunkte pro Jahr, so sinkt die Wahrscheinlichkeit, dass dieser Beruf von Berufseinsteigern im Zeitraum 2013-2017 gewählt wird, um rund 0,004 Prozentpunkte. Im Gegenzug ist die Wahrscheinlichkeit, einen Akademischen Beruf zu wählen, um 0,0006 Prozentpunkte höher, die, einen Technischen Beruf zu wählen, um 0,0019 Prozentpunkte, usw.

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

⁵⁴ Zu diesem Zweck werden die Auswirkungen dieser Veränderung auf die Berufswahl jedes einzelnen Berufseinsteigers im Sample geschätzt und dann über alle Berufseinsteiger gemittelt.

Dieser marginale Effekt ist eher gering, wie folgendes Rechenbeispiel verdeutlicht: Tatsächlich ist die Intensität der analytischen Nicht-Routinetätigkeiten in den Technischen Berufen im Durchschnitt der Jahre zwischen 2006 und 2012 um 0,002 Prozentpunkte p.a. gestiegen.⁵⁵ Wäre diese Intensität stattdessen konstant geblieben, so wäre die Wahrscheinlichkeit, einen technischen Beruf zu wählen, um 0,0276 ($13,8 \cdot 0,002$) Prozentpunkte höher gewesen. 2013-2017 hätten in diesem Fall nicht, wie das Schätzmodell impliziert, 21,88% der Berufsanfänger einen technischen Beruf gewählt, sondern 21,91% der Berufsanfänger.

Entsprechend gering wären auch die Auswirkungen dieser Stagnation der Intensität in den Technischen Berufen auf die Wahrscheinlichkeiten der anderen Berufe gewesen. Wäre die Intensität der analytischen Nicht-Routinetätigkeiten in den Technischen Berufen nicht gestiegen, so wäre beispielsweise die Wahrscheinlichkeit, einen Beruf als Hilfsarbeitskraft (Spalte 3, Zeile 9) zu ergreifen, um 0,0086 Prozentpunkte ($4,31 \cdot 0,002$) niedriger gewesen, die, einen akademischen Beruf zu ergreifen, um 0,0062 Prozentpunkte ($3,11 \cdot 0,002$), und die, einen Handwerksberuf zu ergreifen, um 0,0056 Prozentpunkte ($2,82 \cdot 0,002$). Ähnlich niedrig sind die marginalen Effekte auch für die übrigen Tätigkeiten (vgl. Tabellen A4-5 bis A4-7 in Anhang 4). Die Veränderungen der Intensitäten der meisten Tätigkeiten haben zwar einen statistisch signifikanten Einfluss auf die Berufswahl. Die ökonomische Signifikanz dieses Einflusses ist jedoch gering.

Ähnlich gering sind die geschätzten Auswirkungen der Veränderungen der Fähigkeiten auf die Berufswahl. Tabelle 4-5 zeigt die durchschnittlichen marginalen Effekte exemplarisch für die Emotionale Stabilität der Beschäftigten. Die Veränderungen der Fähigkeiten werden, wie, in Kapitel 3, anhand der Wachstumskoeffizienten für hohe Emotionale Stabilität (relativ zu geringer) in mit 100 multiplizierten Log-Punkten gemessen. Spalte 3 zeigt, dass die geschätzte Wahrscheinlichkeit, einen technischen Beruf zu wählen, um 0,03933 Prozentpunkte steigt, wenn der Wachstumskoeffizient für hohe Emotionale Stabilität der Beschäftigten in dieser Berufsgruppe um einen Log-Punkt steigt. Auch hier lagen die tatsächlichen Veränderungen der Wachstumskoeffizienten deutlich unter einem Log-Punkt pro Jahr.⁵⁶ Auch diese Ergebnisse deuten mithin darauf hin, dass der Einfluss von Veränderungen der Emotionalen Stabilität der Beschäftigten zwar statistisch signifikant ist, aber ökonomisch kaum ins Gewicht fällt. Das gleiche gilt auch für die anderen Fähigkeiten, für die statistisch signifikante Effekte auf die Berufswahl geschätzt werden (vgl. Tabellen A4-8 bis A4-10 in Anhang 4).

⁵⁵ Auch in den meisten anderen Berufen hat sich die Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten um weniger als 0,01 Prozentpunkte verändert. In Tabelle 2-3 wird für den Zeitraum 2006-2012 eine Zunahme der gesamtwirtschaftlichen Intensität der analytischen Nicht-Routinetätigkeiten innerhalb von Berufen um 0,0129 Prozentpunkte ($1,29/100$) ausgewiesen (idiosynkratische Komponente). Dies entspricht einer durchschnittlichen jährlichen Veränderung um 0,00215 Prozentpunkte. Die Berufsgruppe mit dem stärksten Anstieg der Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten waren mit 0,0062 Prozentpunkten pro Jahr die Dienstleistungsberufe.

⁵⁶ Schaubild 3-11 beispielsweise weist für den Zeitraum 2006-2012 einen jahresdurchschnittlichen Anstieg des Wachstumskoeffizienten für hohe Emotionale Stabilität von 0,0815 Log-Punkten aus. Hätte sich beispielsweise die Emotionale Stabilität der Beschäftigten in den Technischen Berufen in diesem Zeitraum nicht geändert, so wären diese Berufe 2013-2017 von 21,79% statt 21,88% der Berufsanfänger ergriffen worden ($21,88 - 0,0234 \cdot 3,933$).

Tabelle 4-5

Einfluss von Veränderungen der Anforderungen an Emotionale Stabilität auf die Berufswahl: Marginale Effekte

	Marginal höhere Veränderung des Wachstumskoeffizienten für hohe/geringe Emotionale Stabilität in Beruf ...								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
verändert Wahrscheinlichkeit der Wahl von Beruf ... um ... Prozentpunkte									
1 Führungskräfte	0,114	-0,017	-0,055	-0,005	-0,004	-0,002	-0,007	-0,003	-0,022 ^a
2 Akademische Berufe	-0,017	1,793 ^a	-0,886 ^a	-0,068 ^a	-0,073 ^a	-0,086 ^a	-0,279 ^a	-0,042 ^a	-0,343 ^a
3 Technische Berufe	-0,055	-0,886 ^a	3,933 ^a	-0,273 ^a	-0,244 ^a	-0,345 ^a	-0,804 ^a	-0,098 ^a	-1,228 ^a
4 Büroberufe	-0,005	-0,068 ^a	-0,273 ^a	0,668 ^a	-0,027 ^a	-0,044 ^a	-0,096 ^a	-0,016 ^b	-0,138 ^a
5 Dienstleistungsberufe	-0,004	-0,073 ^a	-0,244 ^a	-0,027 ^a	0,642 ^a	-0,044 ^a	-0,094 ^a	-0,017 ^a	-0,139 ^a
6 Landwirt. Fachkräfte	-0,002	-0,086 ^a	-0,345 ^a	-0,044 ^a	-0,044 ^a	0,975 ^a	-0,240 ^a	-0,029 ^b	-0,186 ^a
7 Handwerksberufe	-0,007	-0,279 ^a	-0,804 ^a	-0,096 ^a	-0,094 ^a	-0,240 ^a	2,097 ^a	-0,068 ^a	-0,509 ^a
8 Maschinenführung	-0,003	-0,042 ^a	-0,098 ^a	-0,016 ^b	-0,017 ^a	-0,029 ^b	-0,068 ^a	0,385 ^a	-0,112 ^a
9 Hilfsarbeitskräfte	-0,022	-0,343 ^a	-1,228 ^a	-0,138 ^a	-0,139 ^a	-0,186 ^a	-0,509 ^a	-0,112 ^a	2,676 ^a
Summe	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Geschätzte durchschnittliche marginale Effekte auf der Grundlage von Tabelle 4-3, Regression (4). Die Tabelle ist spaltenweise zu lesen. ^a prob<0,05, ^b prob<0,10.

Lesebeispiel: Spalte (2) ist wie folgt zu interpretieren: Steigt der Wachstumskoeffizient für hohe Emotionale Stabilität in der Berufsgruppe Akademische Berufe im Zeitraum 2006-2012 um einen Log-Punkt pro Jahr (Wachstumskoeffizient/100), so steigt die Wahrscheinlichkeit, dass diese Berufsgruppe von Berufseinsteigern im Zeitraum 2013-2017 gewählt wird, um rund 0,01793 Prozentpunkte. Im Gegenzug ist die Wahrscheinlichkeit, einen Technischen Beruf zu wählen, um 0,00886 Prozentpunkte niedriger, die, einen Beruf als Hilfsarbeitskraft zu wählen, um 0,00343 Prozentpunkte, usw.

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

4.4 Auswirkungen auf die Teilnahme an Weiterbildung

In diesem Kapitel untersuchen wir, ob und wie Beschäftigte an Weiterbildungen teilnehmen und wie ihre Teilnahme an Weiterbildungen von veränderten Tätigkeitsprofilen und Fähigkeitsanforderungen in ihrem Beruf beeinflusst wird. Dazu verwenden wir ein ähnliches Modell und die gleichen Datenbasis wie in Kapitel 4.2. Anstatt kumulierter Löhne oder der kumulierten Beschäftigung verwenden wir allerdings einen binären Indikator, der aussagt, ob die jeweilige Person an einem Training teilgenommen hat. Die Teilnehmer der NEPS-Befragung werden dazu befragt, ob und wann sie in der Vergangenheit an Weiterbildungsmaßnahmen teilgenommen haben. Wir verwenden allerdings nur Weiterbildungsmaßnahmen, die in dem jeweiligen Befragungsjahr stattgefunden haben. Angaben zu Maßnahmen, die vor dem Befragungsjahr belegt wurden, sind stark von Erinnerungsverzerrungen („recall bias“) betroffen.

Zum einen untersuchen wir, wie die Veränderungen von Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen die allgemeine Weiterbildungspartizipation beeinflussen („extensive margin“). Dies erlaubt generelle Schlüsse darüber, wie stark Beschäftigte auf eine sich verändernde Berufslandschaft mit Fortbildung reagieren. Zum zweiten untersuchen wir, ob Beschäftigte durch Arbeitgeber*innen oder andere Institutionen zur Teilnahme verpflichtet wurden, und ob sie sich von sich aus weiterbilden. Dazu schätzen wir den Einfluss veränderter Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen auf eine verpflichtende Teilnahme sowie auf die Teilnahme an selbstfinanzierten Maßnahmen. Zum Beispiel könnte es sein, dass Beschäftigte aufgrund einer ver-

stärkten Veränderung von Tätigkeitsintensitäten und deren Auswirkungen auf den Arbeitsmarkterfolg bereitwilliger Kurse selbst mitfinanziert haben.

Zum dritten schließlich untersuchen wir im Licht dieser Ergebnisse, ob bestimmte Weiterbildungskurse mit höherer Wahrscheinlichkeit besucht werden. Wir wählen dazu Kurse in der Kategorie IT, Soziales, Bildung und Gesundheit, sowie Kurse im Bereich persönlicher Dienstleistungen (z.B. Ernährungsberatung, Reinigung) aus. Wie in Kapitel 2 gezeigt wurde, haben PCs und IT immer noch einen starken Einfluss auf die Veränderungen der Tätigkeitsprofile. Durch eine Teilnahme an IT-Kursen können sich Beschäftigte auf diese neue Herausforderung vorbereiten. Das Sozial-, Bildungs- und Gesundheitswesen sind Sektoren, denen in Zeiten des technologischen Fortschrittes ein hohes zukünftiges Wachstumspotential vorhergesagt wird. Das gleiche gilt für Berufe im Dienstleistungsbereich.⁵⁷ Beispielsweise zeigen Erkenntnisse aus den USA, dass in wohlhabenderen Gebieten mehr persönliche Dienstleistungen nachgefragt werden (Autor 2019). Zur Einordnung der jeweiligen Kurse verwenden wir die im NEPS bereitgestellte Klassifizierung. Die IT-Kategorie beinhaltet Kurse zur Softwareentwicklung oder zur Anwendung von Softwareprogrammen, beispielsweise in der Bürokommunikation. Im Bereich Soziales, Bildung und Gesundheit finden sich beispielsweise Kurse in Pädagogik oder Sozial- und Altenpflege. Kurse im Dienstleistungsbereich beziehen sich hauptsächlich auf persönliche Dienstleistungen, beispielsweise im Bereich Ernährung und Reinigung.

Aus den Ergebnissen für die allgemeine, verpflichtende und selbstfinanzierte Weiterbildungspartizipation lassen sich einige interessante Besonderheiten ableiten (Tabelle 4-6): Erstens zeigt Spalte (1), dass der Einfluss veränderter Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen auf die Trainingspartizipation überwiegend gering und nicht statistisch signifikant ist. Ausnahmen bilden lediglich Veränderungen der Intensität manueller Nicht-Routinetätigkeiten und der Anforderungen an Offenheit. Die positive Auswirkung einer steigenden Intensität manueller Nicht-Routinetätigkeiten auf Training kann zum Beispiel dadurch erklärt werden, dass komplexere Pflege- und Betreuungsbeziehungen wie in Pflege- und Altenheimen auch einen höheren Trainingsbedarf mit sich bringen. Der positive Einfluss von Offenheit lässt sich hingegen nicht so einfach erklären. Eine Möglichkeit ist, dass Berufe mit einer zunehmenden Anforderung an Offenheit und Kundenorientierung, wie beispielsweise im Verkauf, auch eine stärkere Tendenz haben, neuere IT-Techniken einzuführen. Diese neuen Anforderungen verschmelzen auch die Welten von Vertreter*innen im Außendienst und Beschäftigten, die hauptsächlich per Internet oder Telefon verkaufen (vgl. Zoltners et al. 2019). Dies würde implizieren, dass Beschäftigte in diesen Berufen wahrscheinlicher an IT-Weiterbildung teilnehmen. Wir erforschen diese Hypothese genauer weiter unten. Ein anderer möglicher Erklärungsansatz ist, dass Personen in Berufen, die viel Offenheit erfordern, neugieriger sind und eine geringere Hemmschwelle haben, an Weiterbildungsmaßnahmen teilzunehmen.

Zweitens werden Beschäftigte vor allem in Berufen mit zunehmenden Anforderungen an kognitive Fähigkeiten verpflichtet, an Weiterbildungsmaßnahmen teilzunehmen (Spalte 2). Dies impliziert, dass Arbeitgeber wahrscheinlich mehr in vorhandene Beschäftigte investieren, um

⁵⁷ Siehe hierzu auch die Vorhersagen des Bureau of Labor Statistics in den USA, verfügbar unter <https://www.bls.gov/emp/>.

deren Humankapital zu erhöhen, anstatt diese durch andere Beschäftigte mit höheren kognitiven Fähigkeiten zu ersetzen. Ein Grund hierfür könnte sein, dass Firmen durch gezieltes und verpflichtendes Training besser beobachten können, wie sich die Fähigkeiten der Beschäftigten entwickeln, besonders in Bereichen, wo Fähigkeiten im Allgemeinen für den Arbeitgeber nicht einfach beobachtbar sind.

Drittens finden wir keine Indizien dafür, dass veränderte Tätigkeitsprofile oder Fähigkeitsanforderungen dazu führen, dass Beschäftigte ihre Kurse vermehrt selbst finanzieren (Spalte 3). Gewissermaßen spiegelt dies auch die Ergebnisse in Spalte (2) wider. Eine Implikation daraus ist, dass Beschäftigte sich nicht oder nur in sehr geringem Maße von sich aus auf eine veränderte Berufslandschaft einstellen.

Tabelle 4-6

Einfluss von Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen auf die Partizipation an Training und die Finanzierung von Training

	Trainingspartizipation	Verpflichtendes Training	Selbstfinanziertes Training
	(1)	(2)	(3)
Veränderung kognitive Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	-0,05 (0,04)	-0,18 (0,17)	-0,11 (0,15)
Veränderung manuelle Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	-0,04 (0,06)	0,19 (0,28)	0,37 (0,24)
Veränderung manuelle Nicht-Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	0,13 ^a (0,06)	-0,01 (0,28)	-0,27 (0,25)
Veränderung analytische Nicht-Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	0,05 (0,04)	-0,01 (0,18)	0,03 (0,16)
Veränderung interaktive Nicht-Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	-0,01 (0,03)	0,12 (0,12)	-0,07 (0,11)
Veränderung Anforderung kognitive Fähigkeiten (Std.Abw.)	0,08 (0,07)	0,59 ^a (0,29)	-0,11 (0,30)
Veränderung Anforderung Verträglichkeit (Std.Abw.)	0,00 (0,22)	-1,41 ^b (0,84)	-0,10 (0,83)
Veränderung Anforderung Gewissenhaftigkeit (Std.Abw.)	-0,01 (0,26)	0,23 (0,96)	0,85 (0,93)
Veränderung Anforderung Extraversion (Std.Abw.)	-0,43 (0,10)	0,49 (0,44)	0,97 (0,43)
Veränderung Anforderung Emotionale Stabilität (Std.Abw.)	-0,28 (0,54)	1,41 (2,05)	1,38 (1,98)
Veränderung Anforderung Offenheit (Std.Abw.)	0,47 ^a (0,14)	0,55 (0,59)	-0,78 (0,57)
Beobachtungen	7.234	1.025	1,025
R ²	0,14	0,03	0,03

OLS Querschnittsregressionen über 65 Berufsgruppen der KldB Berufsklassifikation (vgl. Anhang 5) basierend auf Daten der Erwerbstätigenbefragungen sowie des SOEP. Die Ergebnisvariablen sind Partizipation in Trainingsmaßnahmen (Spalte 1), Verpflichtendes Training (Spalte 2) und Selbstfinanziertes Training (Spalte 3). Die Veränderung der kognitiven Fähigkeitsanforderungen und Big 5 wurden mit 100 multipliziert für bessere Lesbarkeit. Cluster-robuste Standardfehler in Klammern. ^a p<0,05, ^b p<0,1.

Lesebeispiel: Die Ergebnisse in Spalte (1) geben an, dass eine Zunahme der Intensität manueller Nicht-Routinetätigkeiten um einen Prozentpunkt im Durchschnitt zu einer Erhöhung der Trainingspartizipation um ca. 13 Prozentpunkte führt. Eine Veränderung der Anforderungen für Offenheit um 10% erhöht die Trainingspartizipation um ca. 4,7 Prozentpunkte.

Quelle: ADIAB-NEPS-SC-6, BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Tabelle 4-7

Einfluss von Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen auf die Partizipation an Spezialtraining

	IT	Service	Sozial
	(1)	(2)	(3)
Veränderung kognitive Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	-0,12 (0,12)	-0,09 ^b (0,05)	-0,07 (0,13)
Veränderung manuelle Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	0,10 (0,18)	0,14 (0,09)	-0,15 (0,22)
Veränderung manuelle Nicht-Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	0,10 (0,17)	-0,05 (0,09)	0,44 ^b (0,25)
Veränderung analytische Nicht-Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	0,35 ^a (0,13)	0,02 (0,07)	0,00 (0,14)
Veränderung interaktive Nicht-Routinetätigkeiten (Std.Abw.)	-0,17 ^b (0,09)	0,02 (0,04)	-0,09 (0,10)
Veränderung Anforderung kognitive Fähigkeiten (Std.Abw.)	0,41 ^a (0,20)	0,06 (0,08)	-0,37 ^b (0,22)
Veränderung Anforderung Verträglichkeit (Std.Abw.)	-0,95 ^a (0,44)	-0,57 ^a (0,26)	2,04 ^a (0,67)
Veränderung Anforderung Gewissenhaftigkeit (Std.Abw.)	2,16 ^a (0,50)	0,43 (0,29)	-3,61 ^a (0,80)
Veränderung Anforderung Extraversion (Std.Abw.)	-0,79 ^a (0,31)	0,01 (0,16)	-0,03 (0,35)
Veränderung Anforderung Emotionale Stabilität (Std.Abw.)	4,06 ^a (1,09)	1,23 ^b (0,64)	-6,51 ^a (1,70)
Veränderung Anforderung Offenheit (Std.Abw.)	0,90 ^a (0,39)	0,05 (0,22)	-0,32 (0,48)
Beobachtungen	1.025	1.025	1.025
R ²	0,06	0,02	0,04

OLS Querschnittsregressionen über 65 Berufsgruppen der KldB Berufsklassifikation (vgl. Anhang 5) basierend auf Daten der Erwerbstätigenbefragungen sowie des SOEP. Die Ergebnisvariablen sind Partizipation in IT-Trainingsmaßnahmen (Spalte 1), Service-Trainingsmaßnahmen (2), und Sozial-Trainingsmaßnahmen (3). Die Veränderung der kognitiven Fähigkeitsanforderungen und Big 5 wurden mit 100 multipliziert für bessere Lesbarkeit. Cluster-Robuste Standardfehler in Klammern. ^a $p < 0,05$, ^b $p < 0,1$.

Lesebeispiel: Die Ergebnisse in Spalte (1) geben an, dass eine Erhöhung der Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten um einen Prozentpunkt, im Durchschnitt zu einer Erhöhung der Wahrscheinlichkeit, an IT-Training teilzunehmen, um ca. 35 Prozentpunkte führt. Eine Erhöhung der Anforderungen an kognitive Fähigkeiten um 10% hat die Wahrscheinlichkeit, an IT-Training teilzunehmen, um ca. 4,1 Prozentpunkte erhöht.

Quelle: ADIAB-NEPS-SC-6, BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen

Als letzten Schritt untersuchen wir, ob veränderte Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen zur Teilnahme an Kursen in bestimmten Bereichen geführt haben (Tabelle 4-7). Die Ergebnisse in Spalte (1) zeigen, dass Beschäftigte in Berufen mit stark zunehmender Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten im Durchschnitt besonders wahrscheinlich an IT-Kursen teilnehmen. Angesichts der bisherigen Ergebnisse dieses Kapitel sowie der Ergebnisse von Kapitel 2 deutet dies darauf hin, dass IT-Kurse dazu beitragen, dass Veränderungen bei den analytischen Nicht-Routinetätigkeiten von den beschäftigten besonders produktiv genutzt werden können. Interessanterweise nehmen Beschäftigte in Berufen mit zunehmender Intensität interaktiver Nicht-Routinetätigkeiten allerdings weniger wahrscheinlich an IT-Kursen teil. Wenn, wie weiter oben diskutiert, die Kombination von analytischen und interaktiven Tätigkeiten immer wichtiger werden, könnte dies langfristig einen Nachteil für Beschäftigte mit sich bringen.

Wir finden des Weiteren einen starken und hoch-signifikanten Einfluss zunehmender beruflicher Anforderungen an Offenheit auf die Wahrscheinlichkeit, an IT-Training teilzunehmen. Dies deutet auf eine steigende Komplementarität zwischen einer offenen Persönlichkeit und IT-Kenntnissen hin. Interessanterweise finden wir nicht, dass sich dies auch in höherem Arbeitsmarkterfolg widerspiegelt (vgl. Tabelle 4-1).

Des Weiteren ist an den Ergebnissen in Tabelle 4-7 interessant, dass Beschäftigte in Berufen mit einer stärker zunehmenden Intensität manueller Nicht-Routinetätigkeiten signifikant wahrscheinlicher an Weiterbildungen im Sozial- und Gesundheitsbereich teilnehmen. Dies deutet darauf hin, dass Beschäftigte in diesem Tätigkeitsbereich mit verstärkten Investitionen in Humankapital auf einen sich wandelnden Arbeitsmarkt reagieren. Wie weiter oben bereits beschrieben, sind Tätigkeiten beispielsweise in Alten- und Pflegeheimen über die Zeit immer komplexer geworden, was einen erhöhten Trainingsbedarf mit sich bringt.

Die Ergebnisse zeigen auch einen positiven Effekt von zunehmenden Anforderungen an Verträglichkeit auf die Teilnahme an Training im Sozialbereich. Dagegen scheinen zunehmende Anforderungen an Gewissenhaftigkeit und Emotionale Stabilität die Teilnahmewahrscheinlichkeit zu verringern. Diese Effekte könnten auch damit zusammenhängen, dass zunehmende individuelle Defizite von Beschäftigten im Sozialbereich bei diesen Persönlichkeitsmerkmalen ein Hemmnis für die Teilnahme an berufsspezifischer Weiterbildung darstellen, dass hierin also eine tendenzielle Selbstselektion in die Nicht-Teilnahme zum Ausdruck kommt.⁵⁸

4.5 Zusammenfassung

Die Veränderungen der Tätigkeitsprofile weisen nur in der Periode 1999-2006 einen statistisch signifikanten Zusammenhang mit dem Arbeitsmarkterfolg (Beschäftigung, Löhne) auf. In dieser Periode sind die stärksten Veränderungen bei den Tätigkeitsprofilen zu beobachten. Eine Ausnahme bilden die analytischen Nicht-Routinetätigkeiten, deren Zunahme mit einem langfristigen Lohnwachstum im Zusammenhang steht. Der Anstieg von kognitiven Routinetätigkeiten führt sogar zu einem niedrigeren Lohnwachstum. Einerseits kann dies durch eine niedrigere Matcheffizienz erklärt werden, d.h. die entsprechenden Beschäftigten finden keine Stelle, die besonders gut zu ihnen passt. Andererseits ist es wahrscheinlich, dass viele kognitive Routinetätigkeiten mit geringerer Produktivität und niedrigem Lohn extern vergeben werden können, z.B. durch „Outsourcing“ (s. Schmidpeter und Winter-Ebmer 2020, Faia et al. 2020). Dies stärkt die Verhandlungsmacht der Arbeitgeberinnen und Arbeitgeber deutlich und kann somit Lohnerhöhungen verhindern.

Höheres Lohnwachstum ist vor allem in Berufen erkennbar, die einen starken Anstieg an kognitiven Fähigkeiten sowie an Offenheit, Kooperationswillen und Emotionaler Stabilität aufweisen. Dies steht im Einklang mit einer Reihe von wissenschaftlichen Untersuchungen für die

⁵⁸ Einen weiteren Hinweis hierauf liefert die Studie von Tamm (2018), der findet, dass die Teilnahme an bestimmten Arten von Weiterbildung zu einer höheren Intensität von nicht-routine kognitiven Fähigkeiten führt. Wie bereits mehrfach erwähnt ist eine kausale Interpretation der Ergebnisse nur unter sehr starken Annahmen möglich.

USA, die sozialen Fähigkeiten eine wichtige Rolle für den Arbeitsmarkterfolg bescheinigen (z.B. Deming 2017).

Auf die erstmalige Berufswahl junger Berufseinsteiger haben Veränderungen von Tätigkeitsprofilen innerhalb der Berufe und von Fähigkeiten der in diesen Berufen Beschäftigten zwar einen statistisch signifikanten Einfluss. Ihre ökonomische Signifikanz ist allerdings gering. Nur wenige Zehntel oder sogar nur wenige Hundertstel der Berufseinsteiger hätten sich für einen anderen Beruf entschieden, wenn beispielsweise die Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten oder die Emotionale Stabilität der Beschäftigten in dem von ihnen präferierten Beruf nicht gestiegen wäre.

Was die Teilnahme an Weiterbildungsmaßnahmen betrifft, so gehen veränderte Tätigkeitsprofile mit einer (komplementären) Teilnahme an speziellen Trainingsmaßnahmen einher. Ein stärkerer Anstieg analytischer Nicht-Routinetätigkeiten in einem Beruf führt zu einer höheren Wahrscheinlichkeit, an IT-Kursen teilzunehmen. Dies lässt sich durch die stetig steigenden Anforderungen in diesen Berufen erklären, gut mit dem Computer und spezifischen Computerprogrammen umzugehen. Ein ähnlicher Sachverhalt zeigt sich bei Berufen mit einem besonders starken Wachstum an manuellen Nicht-Routinetätigkeiten. Dies führt zu einer höheren Wahrscheinlichkeit, an Kursen im Bereich Soziales, Bildung, und Gesundheit teilzunehmen. Dies ist vermutlich darauf zurückzuführen, dass die Berufe in diesen Bereichen, z.B. Pflegeberufe, mit der Zeit immer komplexer werden, was entsprechende Weiterbildungen notwendig macht.

Bei den Weiterbildungsmaßnahmen ist letztlich zu beobachten, dass höhere berufliche Anforderungen an Verträglichkeit und Emotionale Stabilität mit einer höheren Wahrscheinlichkeit einhergehen, an einer Weiterbildung in den Bereichen Soziales, Bildung und Gesundheit teilzunehmen. Dieses Ergebnis deutet auf eine starke Selbstselektion sowohl in die entsprechenden Berufe als auch in die dort angebotenen Weiterbildungen hin.

5 Zusammenfassung und Schlussfolgerungen

Die vorliegende Studie untersucht die Auswirkungen des technologischen Wandels auf den Arbeitsmarkt im Zeitraum 1999-2018. Hierbei liegt der Fokus auf dem Wandel der Tätigkeitsprofile und dem Bedarf an kognitiven und nicht-kognitiven Fähigkeiten sowie deren Effekte auf individuelle Arbeitsmarktergebnisse (Beschäftigung, Löhne), auf die Teilnahme an beruflicher Weiterbildung und auf die Berufswahl. Die wichtigsten Ergebnisse werden im Folgenden kurz zusammengefasst.

Hinsichtlich der generellen Entwicklung der Tätigkeitsprofile wurde in der wissenschaftlichen Literatur bisher konstatiert, dass es in Deutschland in den 1980er und 1990er Jahren zu einem Rückgang der Routinetätigkeiten und zu einem Anstieg der Nicht-Routinetätigkeiten kam; dies war nahezu ausschließlich auf Veränderungen innerhalb von Berufen zurückzuführen (Spitz-Oener 2006). Die vorliegenden Analysen zeigen, dass sich diese Entwicklung noch bis zur Mitte der 2000er Jahre fortgesetzt hat, dass sich aber danach sowohl der Rückgang von Routinetätigkeiten, als auch der Anstieg von nicht-Routinetätigkeiten deutlich verlangsamt haben. Zudem sind die Veränderungen verstärkt auf Verschiebungen von Beschäftigungsanteilen zwischen Berufen zurückzuführen, und weniger auf Veränderungen innerhalb von Berufen. Diese Abschwächung des Wandels der Tätigkeitsprofile steht im Einklang mit dem Auslaufen der Phase beschleunigter Digitalisierung (Gordon und Sayed 2020). Sie findet sich auch in einigen Studien zur zeitlichen Entwicklung von Tätigkeitsprofilen in Deutschland seit der Mitte der 2000er Jahre (Bachmann et al. 2019, Fedorets 2019, Storm 2020), wird dort aber nicht explizit thematisiert.⁵⁹

Im Detail lassen sich Veränderungen bei den fünf untersuchten Tätigkeitskategorien wie folgt zusammenfassen:

- Die Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten ist zwar ab Mitte der 2000er Jahre weiterhin gestiegen, aber deutlich langsamer als zuvor. Diese Tätigkeiten weisen nach wie vor deutliche Komplementaritäten mit digitalen Technologien auf, insbesondere mit PCs. Mit dem Anstieg der Intensität dieser Tätigkeiten ist auch der berufliche Bedarf an höheren Kompetenzen vor allem bei formaler Bildung, kognitiven Kompetenzen und Offenheit für Neues (neugierige, fantasievolle Persönlichkeit) gestiegen.
- Die Intensität interaktiver Nicht-Routinetätigkeiten hat ebenfalls nur noch leicht zugenommen, vor allem aufgrund des Strukturwandels hin zu Berufen, in denen diese Tätigkeiten eine größere Rolle spielen. Auch diese Tätigkeiten weisen nach wie vor deutliche Komplementaritäten mit digitalen Technologien und insbesondere PCs auf. Da die Intensität dieser Tätigkeiten innerhalb von Berufen insgesamt kaum gestiegen ist, ist auch der berufliche Bedarf an Verträglichkeit und Extraversion, die unter den Big Five besonders eng mit sozialen Kompetenzen assoziiert sind, kaum gestiegen.
- Die Intensität kognitiver Routinetätigkeiten ist nach einem vorübergehenden, deutlichen Anstieg in den frühen 2000er Jahren wieder tendenziell zurückgegangen. Entspre-

⁵⁹ Auf eine ähnliche Abschwächung des Wandels der Tätigkeitsprofile auch in den USA gegen Ende der 2000er Jahre deutet Deming (2017, Figure III) hin. Diese Daten reichen allerdings nur bis 2012.

chend ist von ihnen auch insgesamt kein zunehmender Bedarf an Fachkräften mehr ausgegangen.

- Manuelle Routinetätigkeiten haben tendenziell weiter an Bedeutung verloren, was insbesondere dem strukturellen Wandel zwischen Berufen geschuldet ist. Dieser strukturelle Wandel weg von Berufen mit höherer Intensität manueller Routinetätigkeiten wurde – ähnlich wie in den 1980er und 1990er Jahren – durch die Automatisierung forciert. Allerdings bringt der zunehmende Einsatz von Robotern auch einen zunehmenden Bedarf an Arbeitskräften mit sich, die diese steuern und überwachen.
- Manuelle Nicht-Routinetätigkeiten haben wieder an Bedeutung verloren, nachdem ihre Intensität in den 1980er und 1990er Jahren angestiegen war (Spitz-Oener 2006). Im Gegensatz zu den anderen Tätigkeiten erfolgte dieser Rückgang vor allem durch Veränderungen der Tätigkeitsprofile innerhalb von Berufen und weniger durch den Strukturwandel zwischen Berufen. Digitalisierung und Automatisierung hatten hierauf keinen nennenswerten Einfluss.

Die beschriebene Entwicklung der kognitiven Routinetätigkeiten ist besonders interessant, da es sich hierbei einerseits um Routinetätigkeiten handelt, die tendenziell an Bedeutung verlieren, andererseits um kognitive Tätigkeiten, die tendenziell an Bedeutung gewinnen. Bei diesen Tätigkeiten hat der Bedarf an Beschäftigten mit hohem Bildungsstand (Akademiker) und hoher Offenheit Anfang der 2000er Jahre vorübergehend zugenommen, obwohl diese Tätigkeiten in den vorangegangenen Dekaden eher eine Domäne von Beschäftigten mit mittlerem Bildungsstand (Fachkräfte) waren. Zudem hat sich die Relation dieser Tätigkeiten zu Computern umgekehrt: Während sie in den 1980er und 1990er Jahren in erheblichem Umfang durch Computer ersetzt wurden, sind sie seit den 2000er Jahren komplementär zu Computern: Ihre Intensität steigt mit zunehmendem Einsatz von Computern an, statt abzunehmen.⁶⁰ In der Literatur wurde diese Veränderung bisher weder thematisiert, noch finden sich dort einschlägige Erklärungsversuche. Eine mögliche Erklärung könnte sein, dass die zunehmende Automatisierung der Prüf- und Qualitätssicherungsverfahren, die den Kern dieser Tätigkeiten ausmachen, auch einen zusätzlichen Bedarf an Arbeitskräften schafft, die diese automatisierten Verfahren begleiten. Die Etablierung und Optimierung solcher automatisierter Verfahren könnte zudem vorübergehend höhere Qualifikationen erfordert haben.

Der verstärkte Einsatz Maschinellen Lernens hat grundsätzlich die Intensitäten der Ausführung aller fünf Tätigkeiten erhöht. Es hat dabei überwiegend den Strukturwandel zwischen Berufen beeinflusst, besonders in den 2010er Jahren. Die Tätigkeitsprofile innerhalb von Berufen hat es dagegen kaum beeinflusst. Der in der vorliegenden Studie identifizierte positive Einfluss Maschinellen Lernens auf alle Tätigkeitsintensitäten sollte allerdings aus mindestens zwei Gründen vorsichtig interpretiert werden. Zum einen ist der hier verwendete Index von Brynjolfsson et al. (2018) zwar momentan noch alternativlos, aber nur bedingt geeignet, den Einfluss von Maschinellen Lernen auf Tätigkeitsprofile abzubilden. Die dem Index zugrundeliegenden Fra-

⁶⁰ Teilweise ist auch ein Zusammenhang dieser Entwicklung mit der Zunahme an Maschinellen Lernen (ML) zu erkennen. Dieses Ergebnis ist jedoch mit Vorsicht zu interpretieren, da es stark von der Definition des verwendeten ML-Index und der durch ML theoretisch ersetzbaren Tätigkeiten abhängt. Generell ist der messbare Einfluss von Maschinellen Lernen bisher gering.

gen zielen vor allem darauf ab, zu ermitteln, wie schnell und detailliert Rückmeldungen zu den Ergebnissen der Tätigkeit benötigt werden. Dies führt dazu, dass nicht nur komplexe Tätigkeiten, sondern auch manche Routinetätigkeiten, z.B. „messen und überprüfen“, als schwer ersetzbar eingestuft werden. Dies führt dazu, dass Maschinelles Lernen nicht nur mit analytischen Nicht-Routinetätigkeiten, sondern auch mit Routinetätigkeiten positiv korreliert ist. Um ein differenzierteres Bild zu erhalten, sind verbesserte Erhebungen notwendig. Zum zweiten gibt es bisher nur wenig Evidenz zu den ökonomischen Auswirkungen Maschinellen Lernens. Es herrscht noch kein breiter Konsens darüber, welche Tätigkeiten durch Maschinelles Lernen besonders stark betroffen sein werden. Daher sind auch Vorhersagen über die Auswirkungen Maschinellen Lernen auf den Arbeitsmarkt mit hoher Unsicherheit behaftet (Brynjolfsson und Mitchell 2017). Oftmals wird vereinfachend unterstellt, dass diese Auswirkungen auf Beschäftigte und Tätigkeiten ähnlich derer der Automatisierung sein werden. Dies kann aber zu falschen Schlussfolgerungen führen (Agrawal et al. 2019b). So findet beispielsweise Webb (2020), dass künstliche Intelligenz nicht nur Beschäftigte in Routinetätigkeiten, sondern vor allem in überwiegend analytischen und hochbezahlten Berufen betreffen wird.

Der Wandel der Tätigkeitsprofile seit Anfang der 2000er Jahre hat den beruflichen Bedarf an verschiedenen Fähigkeitsmerkmalen der Beschäftigten sehr unterschiedlich beeinflusst. In der vorliegenden Studie wird nicht nur der Einfluss auf den Bedarf an formaler (schulischer und beruflicher) Bildung untersucht, der auch in früheren Studien (z.B. Spitz-Oener 2006) im Vordergrund stand. Zusätzlich wird auch der Einfluss auf den Bedarf an kognitiven sowie nicht-kognitiven Fähigkeiten (Big Five Persönlichkeitsmerkmale: Verträglichkeit, Gewissenhaftigkeit, Extraversion, Emotionale Stabilität und Offenheit für Neues) untersucht, für den bisher kaum empirische Evidenz vorliegt. Die Studie zeigt, dass der Bedarf an hoher formaler Bildung (Hochschulabsolventen) infolge des Wandels der Tätigkeitsprofile weiter zugenommen hat. Anders als in den 1980er und 1990er Jahren wurde dieser zunehmende Bedarf allerdings fast ausschließlich durch die weiter steigende Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten induziert. Von den interaktiven Nicht-Routinetätigkeiten ging dagegen kein wesentlicher zusätzlicher Bedarf mehr aus, weil deren Intensität kaum noch gestiegen ist. Parallel zum Bedarf an hoher formaler Bildung hat auch der Bedarf an hohen kognitiven Fähigkeiten und hoher Offenheit für Neues zugenommen – ebenfalls vor allem induziert durch die steigende Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten. Der Bedarf an den übrigen nicht-kognitiven Fähigkeiten hat sich dagegen kaum verändert. Dies liegt einerseits daran, dass keine spezifischen Anforderungen von Tätigkeiten an diese Persönlichkeitsmerkmale identifiziert werden, wie es etwa bei Emotionaler Stabilität der Fall ist. Andererseits liegt es daran, dass sich die Intensitäten der Tätigkeiten, die spezifische Anforderungen stellen, im Untersuchungszeitraum kaum verändert haben. Letzteres trifft insbesondere auf Verträglichkeit und Extraversion zu, die soziale Kompetenzen bedingen und Beschäftigte zur Ausführung interaktiver Nicht-Routinetätigkeiten befähigen.

Unter den Berufsgruppen (1-Steller der ISCO-08 Klassifikation) sind seit Anfang der 2000er Jahre vor allem die Kompetenzanforderungen an Handwerks- und Dienstleistungsberufe sowie an Landwirtschaftliche Fachkräfte und Bediener von Anlagen und Maschinen (inkl. Montageberufe) gestiegen. Hierfür zeichnet wiederum in erster Linie die zunehmende Intensität analy-

tischer Nicht-Routinetätigkeiten verantwortlich. Entsprechend hat in diesen Berufsgruppen vor allem der Bedarf an formaler Bildung, kognitiven Fähigkeiten und Offenheit zugenommen.

Bei der Untersuchung der Auswirkungen des Wandels der Tätigkeitsprofile und der Fähigkeitsanforderungen auf den Arbeitsmarkterfolg (Beschäftigung, Löhne) zeigt sich ein statistisch signifikanter Zusammenhang nur für die frühen 2000er Jahre, in denen sich die Tätigkeitsprofile noch vergleichsweise stark verändert haben. Eine Ausnahme bilden die analytischen Nicht-Routinetätigkeiten, deren Zunahme auch danach noch mit einem Lohnwachstum einhergegangen ist. Der Anstieg der Intensität kognitiver Routinetätigkeiten ging in den frühen 2000er Jahren sogar mit einem niedrigeren Lohnwachstum einher. Dieser negative Zusammenhang kann einerseits durch eine niedrigere Matcheffizienz erklärt werden, d.h. die entsprechenden Beschäftigten finden keine Stelle, die besonders gut zu ihnen passt. Andererseits ist es wahrscheinlich, dass viele kognitive Routinetätigkeiten mit geringer Produktivität und entsprechend niedriger Entlohnung extern vergeben werden können, etwa durch „Outsourcing“ (siehe Schmidpeter und Winter-Ebmer 2020, Faia et al. 2020). Diese Option stärkt die Verhandlungsmacht der Arbeitgeberinnen und Arbeitgeber deutlich und kann somit Lohnerhöhungen verhindern.

Höheres Lohnwachstum ist vor allem in Berufen erkennbar, die einen starken Anstieg der Anforderungen an kognitive Fähigkeiten sowie an Offenheit, Kooperationswillen und Emotionale Stabilität aufweisen. Dies steht im Einklang mit wissenschaftlichen Untersuchungen für die USA, die sozialen Fähigkeiten eine wichtige Rolle für den Arbeitsmarkterfolg bescheinigen (z.B. Deming 2017). Dabei ist allerdings auch zu beachten, dass wichtige Faktoren, welche die Auswirkungen veränderter Tätigkeitsprofile verstärken können, wie zum Beispiel die Rolle von Arbeitgebern (z.B. Cortes et al. 2020), in der vorliegenden Studie nicht betrachtet werden.

Auf die erstmalige Berufswahl junger Berufseinsteiger haben die Veränderungen von Tätigkeitsprofilen und Fähigkeitsanforderungen innerhalb der Berufe zwar einen statistisch signifikanten Einfluss. Die ökonomische Signifikanz dieser Einflüsse, die bisher in der Literatur kaum untersucht wurden, ist allerdings gering. So ergeben die Schätzungen, dass sich nur wenige Zehntel oder sogar nur wenige Hundertstel der Berufseinsteiger für einen anderen Beruf entschieden hätten, wenn sich beispielsweise die Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten oder die Anforderungen an Emotionale Stabilität in dem von ihnen präferierten Beruf nicht verändert hätte.

Die Untersuchung der Teilnahme an Weiterbildungsmaßnahmen zeigt, dass veränderte Tätigkeitsprofile mit (komplementären) Teilnahmen an speziellen Trainingsmaßnahmen einhergehen. So geht ein stärkerer Anstieg von analytischen Nicht-Routinetätigkeiten in einem Beruf mit einer höheren Wahrscheinlichkeit einher, an IT-Kursen teilzunehmen. Dies lässt sich durch die steigenden Anforderungen in diesen Berufen erklären, gut mit dem Computer und spezifischen Computerprogrammen umzugehen. Beide Faktoren bedingen sich hier offenbar gegenseitig: So findet Tamm (2018), dass eine Teilnahme an EDV-Weiterbildungskursen zu einer höheren Intensität von Tätigkeiten in diesen Bereichen führt. Ein ähnlicher Sachverhalt zeigt sich bei Berufen mit einem besonders starken Wachstum der Intensität manueller Nicht-Routinetätigkeiten. Dieses führt zu einer höheren Wahrscheinlichkeit, an Kursen in den Bereichen Soziales, Bildung, und Gesundheit teilzunehmen. Dies ist vermutlich darauf zurückzuführen,

dass die Komplexität von Berufen in diesen Bereichen, darunter Pflegeberufe, mit der Zeit zugenommen hat, was entsprechende Weiterbildungen notwendig macht. Die Ergebnisse deuten auch darauf hin, dass zunehmende Anforderungen an Emotionale Stabilität und abnehmende Anforderungen an Verträglichkeit mit einer geringeren Wahrscheinlichkeit einhergehen, an Weiterbildung in den Bereichen Soziales, Bildung und Gesundheit teilzunehmen. Dieses überraschende Ergebnis deutet auf eine Selbstselektion von Beschäftigten sowohl in die entsprechenden Berufe als auch in die für diese Berufe angebotenen Weiterbildungen hin.

Aus diesen Ergebnissen ergeben sich verschiedene Schlussfolgerungen für die Wirtschaftspolitik und für weitere empirische Untersuchungen.

Erstens kann man für das vergangene Jahrzehnt eine „technologische Verschnaufpause“ konstatieren, da sich der Wandel der Tätigkeitsprofile im Vergleich zum Zeitraum vor Mitte der 2000er Jahre deutlich abgeschwächt hat. Möglicherweise ist der Einfluss von mittlerweile etablierten Technologien wie Computern und Robotern zurückgegangen, während neue Technologien wie Maschinelles Lernen ihre Wirkkraft noch nicht entfaltet haben (Agrawal et al. 2019a). In welchem Ausmaß die letztgenannten Technologien zukünftig auf den Arbeitsmarkt einwirken werden, ist kaum abzuschätzen. Eine erneute Beschleunigung der Veränderung der Tätigkeitsprofile ist jedoch nicht auszuschließen. Diese Entwicklung sollte daher weiterhin genau beobachtet werden.

Zweitens zeigen die Erfahrungen insbesondere bis zur Mitte der 2000er Jahre, dass sich die Tätigkeitsprofile in allen Berufen gewandelt haben. Von diesen Auswirkungen des technologischen Wandels können sich weder einzelne Berufe noch die darin Beschäftigten abschirmen. Der beruflichen Weiterbildung kommt in diesem Zusammenhang eine wichtige Bedeutung zu. Dies gilt insbesondere für die Beschäftigten, die sich am Arbeitsmarkt einer abnehmenden Nachfrage nach ihren bisher verrichteten Tätigkeiten oder ihren bisher eingesetzten Fähigkeiten gegenübersehen (u.a. geringqualifizierte oder auf Routinetätigkeiten spezialisierte Beschäftigte, Beschäftigte mit geringen sozialen Kompetenzen). Für diese Menschen ist es besonders wichtig, „Lebenslanges Lernen“ mit Substanz zu füllen – auch und gerade, wenn sie als „nicht weiterbildungsaffin“ gelten (Kramer und Tamm 2018). Da sich ohne verstärkte Eigeninitiative keine Kultur des lebenslangen Lernens etablieren kann, kommt es insbesondere darauf an, die Motivation zur Teilnahme an Weiterbildungsmaßnahmen zu stärken. Zudem sind innovative Weiterbildungsformate notwendig, um die Attraktivität der Teilnahme zu erhöhen (Bode und Gold 2018). Auch eine intensive Berufsberatung, die jungen Menschen hilft, die Kriterien ihrer Berufswahl zu schärfen und die Herausforderungen des Berufslebens aktiv anzunehmen, kann einen Beitrag dazu leisten, nachhaltige berufliche Karrieren zu ermöglichen.

Drittes kommt der Bildung eine Schlüsselrolle zu. Der Wandel der Tätigkeiten verstärkt den Bedarf an hohen Qualifikationen. Hier ist zum einen das schulische Bildungssystem gefordert, jungen Menschen eine möglichst gute Grundausbildung zu gewährleisten, ihre sozialen und digitalen Kompetenzen zu fördern, benachteiligten Schülern möglichst gute soziale Aufstiegschancen zu verschaffen und Frauen die möglichst vollständige Ausschöpfung ihrer Potenziale zu ermöglichen. Gefordert ist auch die Hochschulausbildung, wobei auch hier – neben der För-

derung der Kompetenzen zur Lösung komplexer Probleme – die Weiterentwicklung von sozialen Kompetenzen in Verbindung mit fachlicher Kompetenz berücksichtigt werden sollte.

Anhänge

Anhang 1: Anhang zu Kapitel 2

Umschlüsselungen

*Umschlüsselung des ML-Index von O*Net auf ISCO*

Um den bestehenden ML-Index, welcher auf dem 6-Steller O*NET SOC Code basiert, auf unsere 57 Berufsgruppen umzuschlüsseln, verwenden wir zwei Datensätze, bereitgestellt vom Bureau of Labor Statistic (BLS): SOC-ISCO-08 Crosswalk und U.S. Beschäftigungszahlen nach SOC im Jahre 2010 (Occupation Employment Statistics).⁶¹ In einem ersten Schritt verknüpfen wir den SOC-ISCO Crosswalk mit den U.S. Beschäftigungszahlen. Dann benutzen wir den Crosswalk, um von den 6-Steller O*NET SOC Code auf 4-Steller ISCO-08 umzuschlüsseln. In einem zweiten Schritt gewichten wir jeden Beruf mit der U.S. Beschäftigungsanzahl, um auf ISCO-08 3-Steller zu aggregieren. In einem letzten Schritt aggregieren wir manuell auf unsere 57 Berufsgruppen.

Umschlüsselung der Automatisierungswahrscheinlichkeiten

Wir verwenden eine ähnliche Vorgehensweise wie mit unserem ML-Index, um die Berufe von SOC auf ISCO-08 für Automatisierungswahrscheinlichkeiten umzuschlüsseln. Als erstes verknüpfen wir wieder den SOC-ISCO Crosswalk mit den U.S. Beschäftigungszahlen des BLS. Danach gewichten wir jeden Beruf mit der U.S. Beschäftigungsanzahl, um erst auf ISCO-08 3-Steller zu aggregieren und dann weiter auf unsere 57 Berufsgruppen.

Methodik

Um die Rolle dieser vier Indikatoren auf die Veränderung der Tätigkeitsprofile über die Zeit zu analysieren, schätzen wir ein einfaches Regressionsmodell. Dazu „stapeln“ (stack) wir für jede Welle 2006, 2012, und 2018 drei Differenzregressionen (First-Difference) der Form:

$$dY_{jbt}^K = \beta_{j1}dPC_{bt} + \beta_{j2}dRob_{bt} + \beta_{j3}SML_{bx}t + \beta_{j4}FO_{bx}t + t + \varepsilon_{jbt},$$

Hierbei ist dY_{jbt}^K die Veränderung der Komponente k , wobei k entweder für die Gesamtveränderungen, die idiosynkratischen Veränderungen oder die strukturellen Veränderungen der Tätigkeitsprofile zwischen Wellen $t - 1$ und t steht. dPC und $dRob$ sind die Veränderung des Einsatzes von PCs und Robotern zwischen zwei Wellen. Da weder unser ML-Index noch die Automatisierungswahrscheinlichkeiten über die Zeit variieren, interagieren wir diese mit Indikatorvariablen für die verschiedenen Befragungswellen. Um mögliche Korrelationen des Stör-

⁶¹ Der BLS SOC-ISCO-08 Crosswalk ist verfügbar unter <https://www.bls.gov/soc/soccrosswalks.htm>. Die U.S. Beschäftigungszahlen unter <https://www.bls.gov/oes/tables.htm>.

terms innerhalb von Berufen über die Zeit zu berücksichtigen, weisen wir Cluster-robuste Standardfehler auf Ebene der Berufsgruppen aus.⁶²

Vergleichbarkeit ISCO - KldB

Die in Kapitel 4 verwendeten NEPS-IAB Daten (ADIAB-NEPS) beinhalten nur Informationen über Berufe auf der Klassifikation der Berufe 2010 (KldB) 3-Steller Ebene. Da die relevanten Crosswalks zwischen KldB und ISCO-08 nur auf der KldB 2010 5-Steller Ebene existieren ist deshalb eine Umschlüsselung ohne arbiträre Annahmen nicht möglich. Um dennoch den Einfluss von veränderten Tätigkeitsprofilen auf Löhne und Beschäftigung zu untersuchen, werden die Daten der Erwerbstätigenbefragungen ähnlich wie zuvor mit Hilfe der KldB 2010 3-Steller aggregiert.

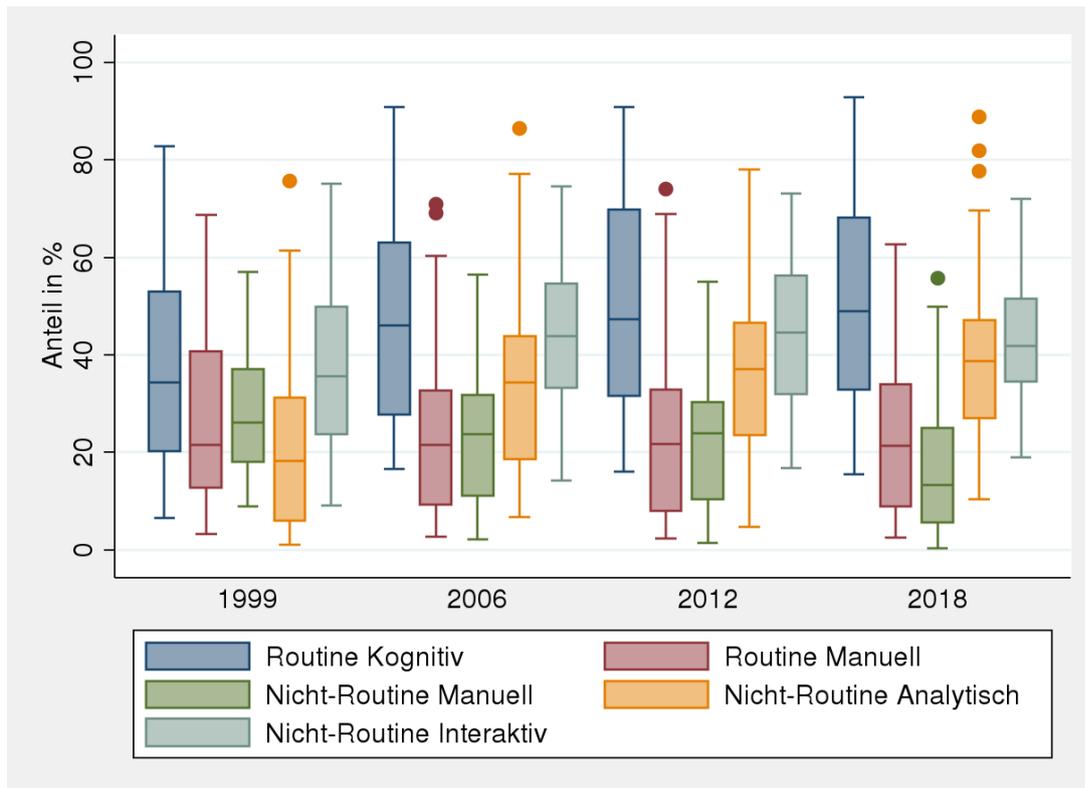
Um eine Vergleichbarkeit zwischen den Kapiteln 2 und 4 zu gewährleisten, soll hier gezeigt werden, dass unsere Aggregation auf Basis von ISCO und KldB zu ähnlicher Veränderung der Tätigkeitsprofile führt.

Abbildung A1-1 zeigt, ähnlich wie Abbildung 2.1 in Kapitel 2, den Anteil der fünf Tätigkeiten für die Wellen 1998/99, 2005/06, 2011/12 und 2018. Die zugrundeliegenden Daten sind nun 65 Berufsgruppen, abgeleitet aus den Erwerbstätigenbefragungen unter zu Hilfenahme der KldB (vgl. Anhang 5). Es ist offensichtlich von der Abbildung, dass die berechneten Tätigkeitsprofile basierend auf unseren aggregierten KldB Klassifizierungen sehr ähnlich zu denen sind, die wir auf Basis der aggregierten ISCO Klassifizierung berechnet haben.

Um die Vergleichbarkeit noch genauer zu untersuchen, stellt Abbildung A1-2 die Veränderung über die Zeit dar, ähnlich wie Abbildung 2-2. Wie bereits zuvor sind die berechneten Veränderungen auf Basis der KldB sehr ähnlich denen, die auf Basis der ISCO Klassifizierung erstellt wurden. Eine Ausnahme stellen dabei die Ausreißer in manchen Tätigkeiten dar. Zum Beispiel ergibt sich bei analytische Nicht-Routinetätigkeiten eine maximale Veränderung zwischen 1998/99 und 2006 von ca. 3 Punkten, wenn wir die KldB Klassifizierung als Grundlage verwenden. Auf Basis der ISCO Klassifizierung erhalten wir einen maximalen Wert von knapp 2 Punkten. Trotz dieser Unterschiede sind wir aber zuversichtlich, dass unsere Aggregationen zwischen den einzelnen Klassifizierungen vergleichbar sind.

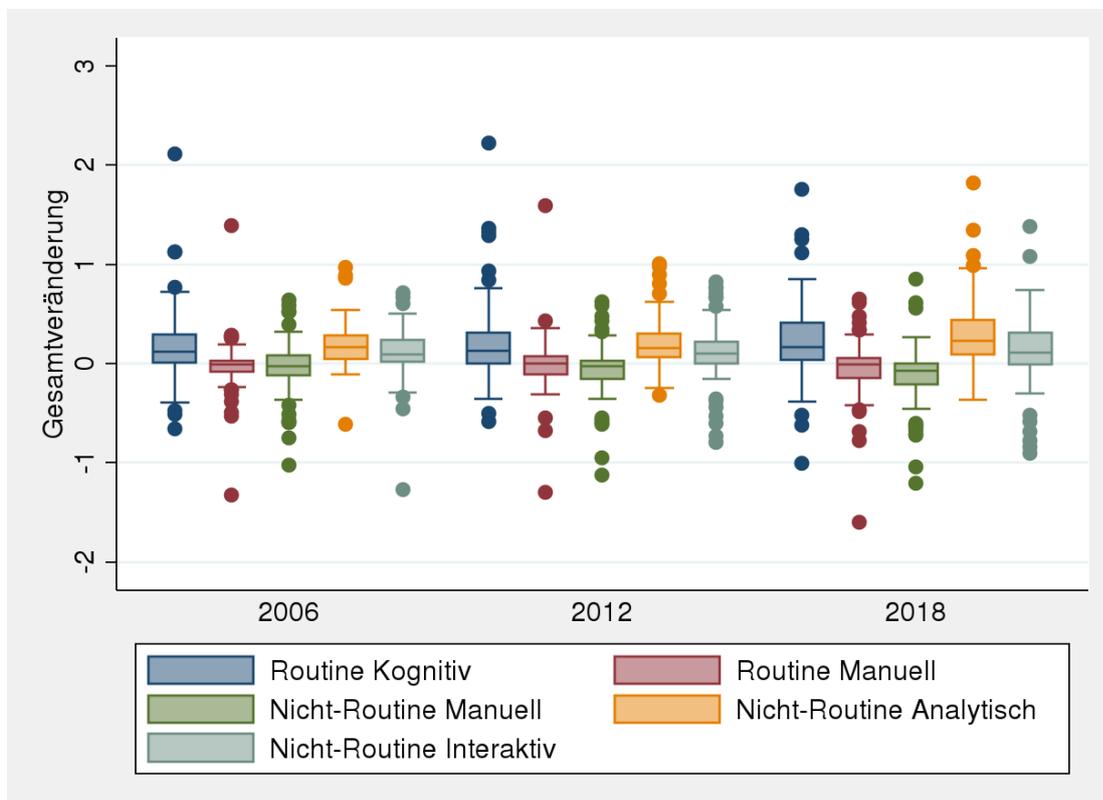
⁶² Die präsentierten Ergebnisse sind ähnlich, wenn für andere Kontrollvariablen, zum Beispiel die Veränderung des Anteils hochqualifizierter Arbeitnehmerinnen, kontrolliert wird. Da diese Kontrollvariablen aber wahrscheinlich endogen sind, präferieren wir eine Spezifikation ohne diese Variablen. Detaillierte Ergebnisse mit Kontrollvariablen können von den Autoren erfragt werden.

Abb. A1-1
Intensitäten der ausgeübten Tätigkeiten 1999-2018



Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), eigene Berechnungen.

Abb. A1-2
Veränderungen der Intensitäten der ausgeübten Tätigkeiten 1999-2018



Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), eigene Berechnungen.

In Tabelle A1-1 werden die (mit 100 multiplizierten) Veränderungen der einzelnen Komponenten je Periode und Tätigkeit nach unserer KldB Klassifizierung dargestellt. Vergleicht man die Ergebnisse der Shift-Share Dekomposition unter Verwendung der KldB Klassifizierung mit der auf Basis der ISCO Klassifizierung in Tabelle A1-1, so kann man sehen, dass die Größen der einzelnen Komponenten sehr ähnlich sind. Zum Beispiel beträgt die gemessene Gesamtveränderung an kognitiven Routinetätigkeiten zwischen 1998/99 und 2005/06 18,41 in KldB und 21,55 in der ISCO Klassifizierung. In beiden Klassifikationen sind ungefähr 97% dieser Gesamtveränderung auf Veränderungen der idiosynkratischen Komponente zurückzuführen.

Tabelle A1-1

Idiosynkratische und strukturelle Komponenten der Veränderungen der Tätigkeitsprofile – Berufsgruppen nach KldB 2010

	Routine Kognitiv	Routine Manuell	Nicht-Routine Manuell	Nicht-Routine Analytisch	Nicht-Routine Interaktiv
2006					
Gesamte Veränderung	18,41	-2,66	-4,59	19,02	10,99
Idiosynk. Veränderung	17,85	-4,07	-5,25	19,08	12,39
Strukturelle Veränderung	0,56	1,41	0,66	-0,07	-1,41
2012					
Gesamte Veränderung	4,12	1,45	-1,38	2,57	-0,07
Idiosynk. Veränderung	1,57	-0,04	-1,52	1,71	0,41
Strukturelle Veränderung	2,55	1,49	0,14	0,86	-0,47
2018					
Gesamte Veränderung	-1,80	-3,76	-7,66	8,16	1,27
Idiosynk. Veränderung	2,35	-0,52	-8,08	5,34	-1,32
Strukturelle Veränderung	-4,15	-3,24	0,43	2,82	2,60

Shift-Share Dekomposition auf Basis der Erwerbstätigenbefragungen. Alle Veränderungen sind ausgedrückt in Prozentpunkte x 100.

Lesebeispiel: Zwischen 2012 und 2018 hat sich die Intensität analytischer Nicht-Routinetätigkeiten im Durchschnitt um 8,16 Punkte (oder ca. 0,08 Prozentpunkte) erhöht. Zu dieser gesamten Veränderung tragen die idiosynkratische Veränderung gut 5 Punkte (oder 0,05 Prozentpunkte) und die strukturelle Veränderung knapp 3 Punkte (oder 0,03 Prozentpunkte) bei.

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Anhang 2: Sozio-oekonomisches Panel (SOEP)

Die Daten des SOEP (SOEP 2019) werden in der vorliegenden Studie in den Kapiteln 3 und 4.3 verwandt. In Kapitel 3 dienen sie zur Schätzung des Einflusses der Veränderungen der beruflichen Tätigkeitsprofile auf die beruflichen Anforderungen an kognitive und nicht-kognitive Fähigkeiten, in Kapitel 4.3 zur Schätzung der Veränderungen der beruflichen Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen auf die Berufswahl junger Menschen.

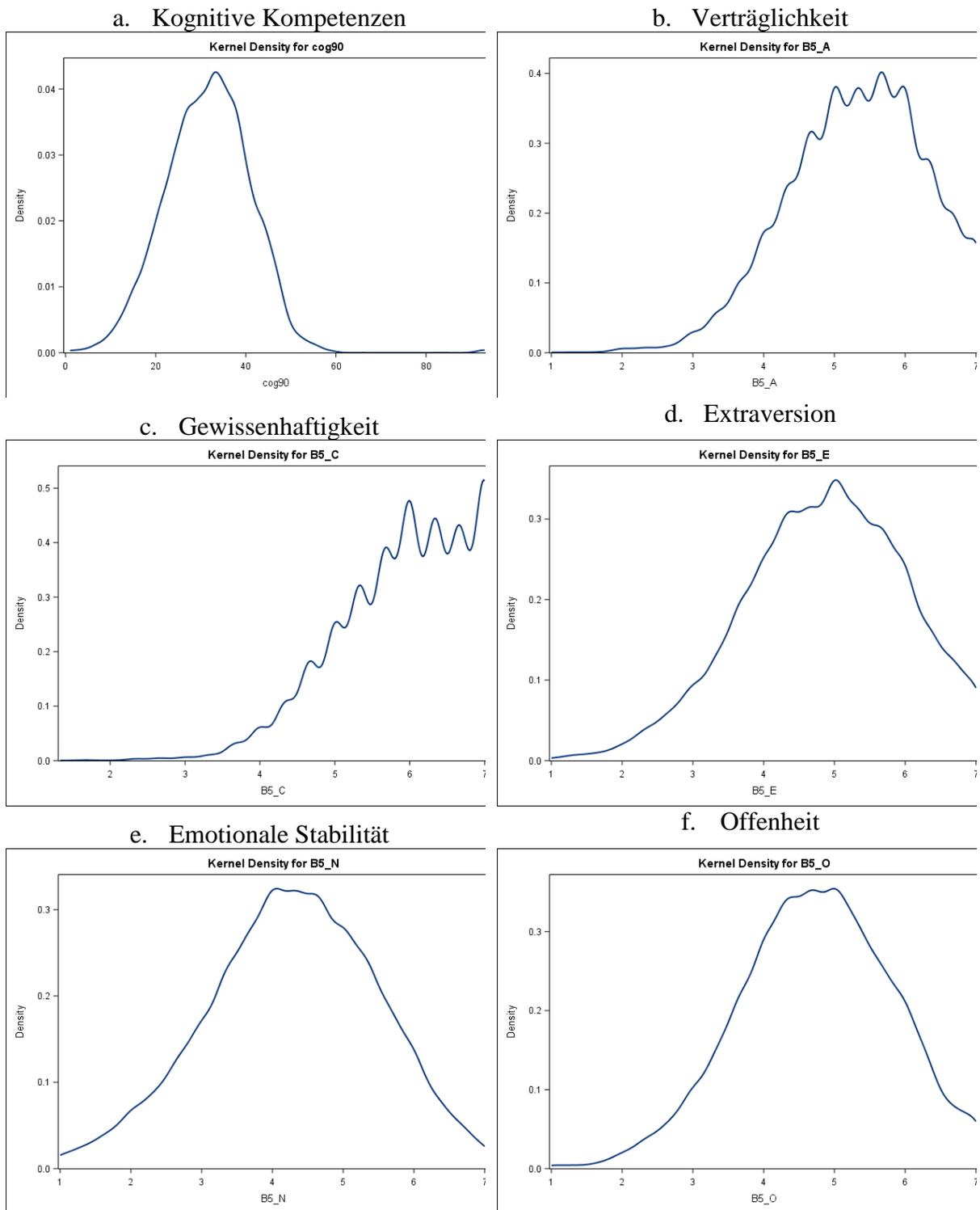
Daten zu *kognitiven Fähigkeiten* liegen im SOEP für die Wellen der Jahre 2006, 2012 und 2016 vor. In jeder dieser Wellen wurden zwei Intelligenz-Schnelltests vorgenommen, ein Tiere-Nennen-Test und einem Zeichen-Zahlen Test (Schupp et al. 2008). Beim Tiere-Nennen-Test sollen die Teilnehmer innerhalb von 90 Sekunden möglichst viele verschiedene Tiere benennen. Beim Zeichen-Zahlen Test, der zur Ermittlung der Wahrnehmungsgeschwindigkeit dient, besteht die Ausgabe darin, auf der Grundlage eines vorgegebenen Satzes an Kombinationen von Zeichen und Zahlen (0-9) den auf einem Bildschirm eingeblendeten Zeichen jeweils die richtige Zahl zuzuordnen. Jeder Test dauert insgesamt 90 Sekunden, erfasst werden aber die Zahlen der richtigen Antworten auch nach 30 und 60 Sekunden. Somit liegen für jeden Test drei Items vor: Die Anzahl der genannten Tiere (ohne Wiederholungen und unklare Nennungen) und die Anzahl der richtig zugeordneten Zahlen jeweils nach 30, 60 und 90 Sekunden. Für die vorliegende Untersuchung wird der Mittelwert der richtigen Antworten in beiden Tests nach 90 Sekunden verwendet.⁶³ Die Verteilung der Scores (Abb. A2-1a) legt nahe, die Grenzen zwischen geringen und mittleren bzw. mittleren und hohen Kompetenzniveaus bei 20 bzw. 40 richtigen Antworten zu ziehen, so dass im Durchschnitt über die drei Jahre jeweils rund 15% der Beobachtungen als gering- und hochqualifiziert eingestuft werden. Robustness-Checks mit engeren Grenzen (15 bzw. 45), bei denen nur noch rund 5% als gering- und hochqualifiziert eingestuft werden, und mit weiteren Grenzen (25 bzw. 35), bei denen rund 35% als gering- und rund 30% als hochqualifiziert eingestuft werden, kommen zu qualitativ vergleichbaren Ergebnissen.

Als Indikatoren für die *nicht-kognitiven Fähigkeiten* werden die Big Five Persönlichkeitsmerkmale verwandt: Verträglichkeit, Gewissenhaftigkeit, Extraversion, Emotionale Stabilität und Offenheit für Neues (Costa und McCrae 1992). Die Daten basieren auf Selbsteinschätzungen der Befragten des SOEP und sind von daher mit einer gewissen Unsicherheit behaftet. Die Erhebungen fanden in den Jahren 2005 (hier dem Jahr 2006 zugeordnet), 2013 (hier 2012) und 2017 (hier 2018) statt. Das SOEP verwendet einen Schnelltest mit 16 Items, von denen jeweils drei Items eine der fünf Facetten der Big Five abdecken (Offenheit: 4 Items). Die Einschätzungen erfolgen auf einer 7 Punkte Likert-Skala, die von 1: „Trifft überhaupt nicht zu“ bis 7: „Trifft voll zu“ reicht. In der vorliegenden Untersuchung wird der Mittelwert der drei bzw. vier Items pro Persönlichkeitsmerkmal als Indikatoren verwandt.

⁶³ Da die Verteilungen der Scores (Mittelwert, Standardabweichung, Minimum, Maximum) für beide Tests sehr ähnlich sind, wird auf eine z-Standardisierung der beiden Tests vor der Aggregation verzichtet. Allerdings werden Beobachtungen ausgeschlossen, bei denen selbst nach 90 Sekunden kein einziges Tier genannt oder keine einzige Zahl zugeordnet wurde. Diese Beobachtungen kommen bei der erstmaligen Durchführung des Tests im Jahr 2006 in rund 25% der Fälle, in den nachfolgenden Jahren aber in deutlich weniger als einem Prozent der Fälle vor. Ihre Einbeziehung würde die Ergebnisse der vorliegenden Untersuchung stark verfälschen.

Abb. A2-1

Verteilung der Scores für kognitive und nicht-kognitive Fähigkeiten in SOEP



Kernschätzer basierend auf den über die drei Befragungsjahre (2005, 2013 und 2017) gepoolten Daten des SOEP.

Kognitive Fähigkeiten: Mittelwert der Anzahl der richtigen Antworten bei Tiere-Nennen-Test und Zeichen-Zahlen Test nach 90 Sekunden. Verträglichkeit, Gewissenhaftigkeit, Extraversion, Emotionale Stabilität und Offenheit: Mittelwerte der Antworten auf die drei Fragen (Offenheit: vier Fragen) zu dem jeweiligen Persönlichkeitsmerkmal (7-Punkte Likert-Skala). Die Kernschätzer für die Big Five sind „oversmoothed“. Die dennoch bestehenden welligen Verläufe einiger Dichtefunktionen (v.a. bei Verträglichkeit und Gewissenhaftigkeit) resultieren daraus, dass sich diese Mittelwerte auf spezielle Werte konzentrieren, typischerweise im Abstand von einem Drittel Punkt. Dies deutet darauf hin, dass die Antworten auf die drei Fragen ähnlich hoch sind.

Quelle: SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Dem üblichen Vorgehen bei der Festlegung von Grenzen zwischen den drei Kompetenzgruppen gering/mittel/hoch könnten Werte bis 2 als niedrig und Werte ab 6 als hoch eingestuft werden. Allerdings ist eine solche symmetrische Abgrenzung der Kompetenzgruppen im vorliegenden Fall nicht praktikabel. Wie die Dichtefunktionen in Abbildung A2-1b-f zeigen, sind die Verteilungen der Scores der meisten Big Five Persönlichkeitsmerkmale linksschief. Die Zahl der Befragten, die ihre Kompetenzen bei den Big Five als gering einschätzen, ist zum Teil deutlich niedriger als die Zahl der Befragten, die ihre Kompetenzen hoch einschätzen. Besonders gravierend ist diese Linksschiefe bei Gewissenhaftigkeit (Grafik c). Nur sehr wenige der Befragten schätzen ihre eigene Gewissenhaftigkeit mit Werten von 3 oder weniger ein.

Um aussagekräftige Ergebnisse zu erzielen, muss dem unterschiedlichen Ausmaß der Linksschiefe bei den Big Five in der vorliegenden Studie Rechnung getragen werden. Dies geschieht derart, dass die Grenzen zwischen geringem und mittlerem Kompetenzniveau bei jedem Persönlichkeitsmerkmal individuell so festgelegt werden, dass jede Kompetenzklasse in jedem der drei Jahre zumindest mit einer kleinen Zahl von Beobachtungen besetzt ist. Die Grenze zwischen mittlerem und hohem Kompetenzniveau wird dagegen einheitlich bei einem Wert von 6 gesetzt. Tabelle A2-1 listet die gewählten Grenzen zwischen geringem und mittlerem Kompetenzniveau für die fünf Persönlichkeitsmerkmale auf, anhand derer bewertet wird, wie sensitiv die Schätzergebnisse auf Veränderungen der gewählten Grenzen reagieren. Beim Persönlichkeitsmerkmal „Emotionale Stabilität“ (B5_N) wird die Grenze auf 2 gesetzt, weil die Verteilung eine nur geringe Linksschiefe aufweist (vgl. Abb. A2-1e oben). Bei Gewissenhaftigkeit (B5_C, Abb. A2-1c) dagegen wird eine besonders hohe Grenze von 4,5 gewählt, weil dort die Linksschiefe besonders stark ausgeprägt ist. Die Sensitivitätstests unter Verwendung der alternativen Grenzen ergeben für alle fünf Persönlichkeitsmerkmale keine grundlegend abweichenden Ergebnisse. Robustness-Tests mit engeren und weiteren Grenzen führen bei allen fünf Persönlichkeitsmerkmalen zu qualitativ unveränderten Ergebnissen.

Tabelle A2-1
Gewählte Grenzen zwischen den Kompetenzniveaus bei den Big Five

Persönlichkeitsmerkmal	Grenze gering / mittel	Grenze mittel / hoch
Verträglichkeit (B5_A)	3,5	6
Gewissenhaftigkeit (B5_C)	4,5	6
Extraversion (B5_E)	3	6
Emotionale Stabilität (B5_N)	2	6
Offenheit (B5_O)	3	6

Quelle: Eigene Festlegungen.

Anhang 3: Anhang zu Kapitel 3

Zur Schätzung des Einflusses der Veränderungen der Tätigkeitsprofile auf den Bedarf an Fähigkeiten in den Fähigkeitsmerkmalen formaler Bildungsstand sowie kognitive und nicht-kognitive Fähigkeiten wird der Ansatz von Spitz-Oener (2006) verwandt, der wiederum auf Autor et al. (1998) und Autor et al. (2003) basiert. Dieser Ansatz besteht aus zwei Schritten:

Im ersten Schritt wird für jeden Beruf b ($b = 1, \dots, B$) geschätzt, wie stark sich die Veränderungen der Tätigkeitsprofile in einem bestimmten Zeitraum – gemessen als Veränderungen der Intensitäten der Tätigkeiten – auf die Beschäftigung von Arbeitskräften mit verschiedenen Qualifikationen in diesem Beruf ausgewirkt hat:

$$\Delta \hat{l}_{zbt}^q = \sum_j \beta_{zjt-x}^q \Delta T_{jbt}, \quad q = HQ, GQ, \quad (\text{A3-1})$$

Dabei bezeichnet ΔT_{jbt} die aus den Daten der Erwerbstätigenbefragung in Kapitel 2 berechnete Veränderung der durchschnittlichen Intensität von Tätigkeit j (hier: j = Nicht-Routine analytisch, Nicht-Routine interaktiv, Routine kognitiv, Routine manuell) in Beruf b und Zeitraum $t - x$ bis t (hier: $t = 2006, 2012, 2018$) und $\Delta \hat{l}_{zbt}^q$ ist die geschätzte, durch diese Veränderungen induzierte Änderung (in Prozentpunkten) des Anteils der Arbeitskräfte mit hohem und mittlerem Qualifikationsniveau q ($q = HQ, GQ$)⁶⁴ bei Fähigkeitsmerkmal z (z = Bildungsniveau, kognitive Fähigkeiten, nicht-kognitive Fähigkeiten) im gleichen Beruf und Zeitraum. Die Parameter $\beta_{zjt-x}^q (= \partial l_{zjt-x}^q / \partial T_{jbt-x})$, die den marginalen Einfluss der Tätigkeiten auf die Qualifikationen widerspiegeln, sind unbekannt und müssen zuvor geschätzt werden. Dies erfolgt mit Hilfe einer einfachen Querschnittsregression der qualifikationsspezifischen Beschäftigtenanteile auf die Tätigkeitsprofile:

$$l_{zbt-x}^q = \alpha_{zt-x} + \sum_j \beta_{zjt-x}^q T_{jbt-x} + \varepsilon_{zbt-x}^q \quad (\text{A3-2})$$

die separat für jedes Fähigkeitsmerkmal (z), jedes Qualifikationsniveau (q) und jedes Anfangsjahr ($t - x = 1999, 2006, 2012$) durchgeführt wird. α_{zt-x} ist eine Konstante und ε_{zbt-x}^q der Störterm, für den angenommen wird, dass er nicht mit den Tätigkeitsprofilen korreliert ist. Die β_{zjt-x}^q spiegeln damit den marginalen Zusammenhang zwischen Qualifikationsstruktur und Tätigkeitsprofilen über alle Berufe im Jahr $t - x$ wider.

Aus den in Gleichung (A3-1) geschätzten, durch die Veränderungen der Tätigkeitsprofile induzierten Änderungen der Anteile der Arbeitskräfte mit hohem und mittlerem Qualifikationsniveau kann die hypothetische Qualifikationsstruktur in jedem Beruf b abgeleitet werden, die sich eingestellt hätte, wenn die Veränderungen der Qualifikationsstruktur allein durch die Veränderungen der Tätigkeitsprofile getrieben worden wären:

$$\hat{l}_{zbt}^q = l_{zbt-x}^q + \Delta \hat{l}_{zbt}^q, \quad q = HQ, GQ$$

⁶⁴ Um Simultanitätsprobleme zu vermeiden, dienen der Anteil geringqualifizierter Arbeitskräfte und manuelle Nicht-Routinetätigkeiten als Referenzen.

$$\hat{l}_{zbt}^{GQ} = 1 - \hat{l}_{zbt}^{HQ} - \hat{l}_{zbt}^{MQ}. \quad (\text{A3-3})$$

Berufe bzw. Perioden, in denen die geschätzten Anteilswerte außerhalb des zulässigen Wertebereichs ($0 \leq \hat{l}_{zbt}^{HQ}, \hat{l}_{zbt}^{MQ}, \hat{l}_{zbt}^{GQ} \leq 1$) liegen, werden von der weiteren Analyse ausgeschlossen.

Im Text werden ausschließlich die Ergebnisse für das Aggregat über alle Berufe sowie für 1-Steller Berufsgruppen und 2-Steller Berufe der jeweiligen Berufsklassifikation (hier: ISCO-08) diskutiert. Die tatsächlichen Beschäftigtenanteile in diesen aggregierten Berufen ergeben sich als mit den Stichprobengewichten gewogenen Summen der Beschäftigtenanteile in den einzelnen Berufen:

$$l_{zgt}^q = \sum_{b \in BG} \frac{w_{bt}}{\sum_{b \in BG} w_{bt}} l_{zbt}^q,$$

wobei g das jeweilige Berufsaggregat indiziert und der Satz aller Berufe in dem jeweiligen Berufsaggregat vereinfachend als BG bezeichnet wird. Die hypothetischen Beschäftigtenanteile der Berufsaggregate, die sich eingestellt hätten, wenn die Veränderungen der Qualifikationsstruktur allein durch die Veränderungen der Tätigkeitsprofile getrieben worden wären, werden analog zu Gleichung (A3-1) berechnet, wobei die Tätigkeitsintensitäten der Berufsaggregate als mit den Stichprobengewichten gewogene Summen der Tätigkeitsintensitäten der einzelnen Berufe in der Erwerbstätigenbefragung abgeleitet werden.

Im zweiten Schritt werden die geschätzten tätigkeitsinduzierten Veränderungen der beruflichen Qualifikationsanforderungen um die Einflüsse von Änderungen der relativen Tätigkeitspreise auf die Nachfrage nach Tätigkeiten während der jeweiligen Periode bereinigt. Da die tätigkeitsinduzierten Veränderungen in (A3-1) mit Hilfe der beobachteten Veränderungen der Tätigkeitsintensitäten berechnet werden, können sie durch Änderungen der relativen Preise für die Tätigkeiten beeinflusst sein.

Steigt beispielsweise die Lohnprämie für hohe relative zu geringer Qualifikation, so sinkt die Nachfrage nach Tätigkeiten, die einen relativ intensiven Einsatz hoher Qualifikation erfordern, während die Nachfrage nach Tätigkeiten steigt, die einen relativ intensiven Einsatz geringer Qualifikation erfordern. Die Veränderung des tätigkeitsinduzierten Bedarfs an hoher Qualifikation wird anhand der beobachteten Veränderungen der Tätigkeitsprofile entsprechend unterschätzt, während die des Bedarfs an geringer Qualifikation unterschätzt wird. Für diese Bereinigung wird, Spitz-Oener (2006) folgend, auf ein einfaches theoretisches Modell von Autor et al. (1998) zurückgegriffen. Dieses Modell impliziert, dass die qualifikatorische Lohnprämie, also das Verhältnis der Lohnsätze von Hoch- und Geringqualifizierten, im Arbeitsmarktgleichgewicht Diskrepanzen zwischen dem relativen Angebot an und der relativen Nachfrage nach Hochqualifizierten zum Ausgleich bringt. Im Modell wird angenommen, dass es nur zwei (statt drei) Qualifikationsgruppen gibt (gering- und hochqualifizierte Arbeit), und dass diese bei der Produktion von Fertigprodukten unvollkommene Substitute (CES) sind. Es wird ferner angenommen, dass alle Arbeitskräfte nach ihrem Wertgrenzprodukt entlohnt werden. Die Relation der Optimalitätskriterien erster Ordnung für die Produktion ergibt

$$\ln(w^{HQ}/w^{GQ}) = (1/\sigma)[D - \ln(L^{HQ}/L^{GQ})] \quad (\text{A3-4})$$

(Autor et al. 1998: eq. 3), wobei w^{HQ}/w^{GQ} die Relation der Grenzproduktivitäten (=Lohnsätze) für Hoch- und Geringqualifizierte ist und L^{HQ}/L^{GQ} die entsprechende Relation der Beschäftigten im Arbeitsangebot (HQ : Hochqualifizierte, GQ : Geringqualifizierte). σ ist die Substitutionselastizität zwischen Hoch- und Geringqualifizierten, und die Größe D , deren Veränderung mit dem hier verwandten Absatz geschätzt werden soll, ist eine Funktion von Parametern der CES-Produktionsfunktion, die die faktorspezifischen Produktivitäten determinieren. D spiegelt eine breite Palette von externen Einflüssen wider, darunter qualifikationsspezifischen und qualifikationsneutralen technischen Fortschritt. Sie ist umso höher, je höher die technologischen Parameter der Arbeitsproduktivität der Hochqualifizierten relativ zu denen der Geringqualifizierten sind. Die relative Lohngleichung (A3-4) besagt, dass die Qualifikationsprämie für Hochqualifizierte (w^{HQ}/w^{GQ}) im Produktionsoptimum die relative Nachfrage nach und das relative Angebot an Qualifikationen zum Ausgleich bringt. Die optimale relative Nachfrage, D , ergibt sich dabei aus den technologischen Parametern der Arbeitsproduktivität. Wenn diese, etwa aufgrund von Fachkräftemangel, nicht durch das Angebot befriedigt werden kann, werden die Lohnsätze für eine Angleichung sorgen. Bei Fachkräftemangel ($D > \ln(L^{HQ}/L^{GQ})$) wird der Lohnsatz für Hochqualifizierte steigen und/oder der für Geringqualifizierte sinken müssen.

Die zeitliche Veränderung dieser Größe, ΔD_t , ist das theoretische Pendant zu der bereinigten Veränderung der tätigkeitsbedingten Nachfrage nach hoher (bzw. mittlerer Qualifikation), die hier geschätzt werden soll. Sie gibt an, wie sich die Qualifikationsstruktur der Beschäftigten verändert hätte, wenn das Arbeitsangebot die technologisch bedingte Veränderung der optimalen relativen Nachfrage vollständig akkommodiert hätte, wenn also Diskrepanzen zwischen den Veränderungen der produktionstechnisch optimalen Qualifikationsstruktur und des Arbeitsangebots keine Anpassung der Lohnprämie für höhere Qualifikation (w^{HQ}/w^{GQ}) erfordert hätten. Um das theoretische Modell in das hier benötigte empirische Modell zu überführen, wird die erste Differenz von (A3-4) in der Zeit für jeden Beruf, jedes Fähigkeitsmerkmal und jedes Qualifikationsniveau (hoch: HQ , mittel: MQ) nach ΔD_t aufgelöst:

$$\Delta D_{zbt}^q = \Delta \ln \left(\frac{L_{zbt}^q}{L_{zbt}^{GQ}} \right) + \sigma \Delta \ln \left(\frac{w_{zbt}^q}{w_{zbt}^{GQ}} \right), \quad q = HQ, MQ, \quad (A3-5)$$

wobei unterstellt wird, dass die Qualifikationsprämien im Lohnsatz für alle Berufe gleichhoch sind. Auf die Schätzung dieser Qualifikationsprämien wird weiter unten genauer eingegangen. Wird die Veränderung der Qualifikationsstruktur der Beschäftigten in (A3-5), $\Delta \ln(L_{zbt}^q/L_{zbt}^{GQ})$, durch die entsprechende in den Daten beobachtete Veränderung quantifiziert,⁶⁵ so kann ΔD_{zbt}^q als hypothetische Veränderung der Qualifikationsstruktur interpretiert werden, die sich infolge *aller* Veränderungen der technologischen Produktionsbedingungen eingestellt hätte, wenn diese vollständig durch entsprechende Veränderungen des Arbeitsangebots akkommodiert worden wäre:

⁶⁵ Bei dieser Approximation wird unterstellt, dass die Qualifikationsstruktur des *Arbeitsangebots* im theoretischen Modell (L^{HQ}/L^{GQ}) der Qualifikationsstruktur im *Marktgleichgewicht* entspricht. Dies erfordert die zusätzliche Annahme, dass das Arbeitsangebot unabhängig von Veränderungen der Qualifikationsprämien ist.

$$\Delta \ln \left(\frac{L_{zbt}^q}{L_{zbt}^{GQ}} \right)^{*,\text{tot}} = \Delta \ln \left(\frac{L_{zbt}^q}{L_{zbt}^{GQ}} \right) + \sigma \Delta \ln \left(\frac{w_{zt}^q}{w_{zt}^{GQ}} \right), \quad q = HQ, MQ, \quad (\text{A3-6})$$

wobei $L_{zbt}^q/L_{zbt}^{GQ} = l_{zbt}^q/l_{zbt}^{GQ}$. Wird sie dagegen durch die im ersten Schritt geschätzte Veränderung quantifiziert, die auf die Veränderung der Tätigkeitsprofile zurückzuführen ist ($\Delta \ln(\hat{l}_{zbt}^q/\hat{l}_{zbt}^{GQ})$; vgl. Gleichung A3-3), so kann ΔD_{zbt}^q als hypothetische Veränderung der Qualifikationsstruktur interpretiert werden, die sich allein infolge der Veränderung der Tätigkeitsprofile eingestellt hätte, wenn diese vollständig durch entsprechende Veränderungen des Arbeitsangebots akkommodiert worden wäre:

$$\Delta \ln \left(\frac{L_{zbt}^q}{L_{zbt}^{GQ}} \right)^{*,\text{tasks}} = \Delta \ln \left(\frac{\hat{l}_{zbt}^q}{\hat{l}_{zbt}^{GQ}} \right) + \sigma \Delta \ln \left(\frac{w_{zt}^q}{w_{zt}^{GQ}} \right), \quad q = HQ, MQ. \quad (\text{A3-7})$$

Der einzige Unterschied zwischen (A3-6) und (A3-7) besteht darin, dass in (A3-6) die beobachtete Beschäftigung (L_{zbt}^q, L_{zbt}^{GQ}) eingeht, in (A3-7) aber die geschätzte, durch Veränderungen der Tätigkeitsprofile induzierte ($\hat{L}_{zbt}^q, \hat{L}_{zbt}^{GQ}$). Ein Vergleich von (A3-6) und (A3-7) ermöglicht mithin Aussagen darüber, welcher Teil der durch die Veränderungen der technologischen Produktionsbedingungen insgesamt induzierten Veränderungen der Qualifikationsstruktur den Veränderungen der Tätigkeitsprofile zugerechnet werden kann.

Die Schätzung der Qualifikationsprämie für Hoch- und Mittelqualifizierte (w^{HQ}/w^{GQ} , w^{MQ}/w^{GQ}) erfolgt, ebenso wie bei Spitz-Oener (2006), dadurch, dass in mikroökonomischen Lohnregressionen der individuelle logarithmierte Stundenlohn⁶⁶ separat für jedes Stichjahr (1999, 2006, 2012) auf (i) zwei Dummies für Qualifikationsniveaus (hoch-, mittelqualifiziert), (ii) ein Polynom 4. Grades der Berufserfahrung sowie Dummies für (iii) Geschlecht (Frau = 1), Teilzeitbeschäftigte (≤ 30 Wochenstunden = 1), Beruf (jeweilige Klassifikation) und Wirtschaftszweig (2-Steller der NACE Rev. 2) regressiert wird.⁶⁷ Die durch diese Lohnregressionen erklärten Teile der Stundenlöhne werden dann über Qualifikationsgruppen gemittelt, um die durchschnittlichen Löhne für Hoch- ($\ln w^{HQ}$), Mittel- ($\ln w^{MQ}$) und Geringqualifizierte ($\ln w^{GQ}$) zu schätzen. $\Delta \ln(w_{zt}^q/w_{zt}^{GQ})$ wird hieraus als durchschnittliche jährliche Veränderung berechnet. Als Daten werden die jeweils im ersten Schritt verwandten Datensätze (Erwerbstätigenbefragung oder SOEP) verwandt, wobei das in die Schätzungen eingehende Sample nach den gleichen Kriterien wie in Stufe 1 selektiert wird.

⁶⁶ Aus den Daten des SOEP wird der Stundenlohn als monatliches Bruttoerwerbseinkommen berechnet, dividiert durch das 4,33-fache der tatsächlichen Wochenarbeitszeit. In der Erwerbstätigenbefragung ist der monatliche Bruttoverdienst nach 18 Einkommensklassen differenziert. Die Mittelwerte dieser Klassen werden durch das 4,33-fache der tatsächlichen Wochenarbeitszeit dividiert.

⁶⁷ Alle Regressionen erfolgen ungewichtet. Die Gewichtung mit Stichprobengewichten Regressionen hat keinen Einfluss auf die zentralen Ergebnisse der Analysen.

Tabelle A3-1

Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an das Bildungsniveau 1999-2018: Ranking von Berufen

Nr.	Beruf	Hoch	Mittel
		Wachstumskoeffizient	
71	Bau- und Ausbaufachkräfte sowie verwandte Berufe, ausgenommen Elektriker	28,99	16,48
74	Elektriker und Elektroniker	25,13	14,85
26	Juristen, Sozialwissenschaftler und Kulturberufe	24,24	19,01
51	Berufe im Bereich personenbezogener Dienstleistungen	21,43	10,45
53	Betreuungsberufe	16,33	-0,33
31	Ingenieurtechnische und vergleichbare Fachkräfte	16,04	10,32
60	Fachkräfte in der Landwirtschaft	15,78	8,98
75	Berufe in der Nahrungsmittelverarbeitung, Holzverarbeitung und Bekleidungs-herstellung und verwandte handwerkliche Fachkräfte	15,73	6,19
43	Bürokräfte im Finanz- und Rechnungswesen, in der Statistik und in der Materi-alwirtschaft	13,89	9,52
14	Führungskräfte in Hotels und Restaurants, im Handel und in der Erbringung sonstiger Dienstleistungen	13,15	3,76
83	Fahrzeugführer und Bediener mobiler Anlagen	12,21	2,92
96	Abfallentsorgungsarbeiter und sonstige Hilfsarbeitskräfte	12,15	1,50
91	Reinigungspersonal und Hilfskräfte	10,39	0,19
92	Hilfsarbeiter in der Land- und Forstwirtschaft und Fischerei	10,00	0,38
44	Sonstige Bürokräfte und verwandte Berufe	8,64	4,84
81	Bediener stationärer Anlagen und Maschinen	8,63	0,57
33	Nicht akademische betriebswirtschaftliche und kaufmännische Fachkräfte und Verwaltungsfachkräfte	8,11	4,16
24	Betriebswirte und vergleichbare akademische Berufe	5,62	1,93
54	Schutzkräfte und Sicherheitsbedienstete	2,19	1,66
35	Informations- und Kommunikationstechniker	-0,24	-3,80

2-Steller Berufe der ISCO-08 Klassifikation (20/33 Berufen, 13 Berufe wurden wegen fehlender Daten nicht einbezogen). Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Punkte x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Gruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1).

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Tabelle A3-2

Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an kognitiven Kompetenzen 1999-2018: Ranking von Berufen

Nr.	Beruf	Hoch	Mittel
		Wachstumskoeffizient	
51	Berufe im Bereich personenbezogener Dienstleistungen	10,28	-0,27
83	Fahrzeugführer und Bediener mobiler Anlagen	5,89	-0,82
44	Sonstige Bürokräfte und verwandte Berufe	4,47	-1,63
72	Metallarbeiter, Mechaniker und verwandte Berufe	3,27	2,56
11	Geschäftsführer, Vorstände, leitende Verwaltungsbedienstete und Angehörige gesetzgebender Körperschaften	2,12	3,39
53	Betreuungsberufe	2,09	-0,36
25	Akademische und vergleichbare Fachkräfte in der Informations- und Kommunikationstechnologie	0,70	1,71
34	Nicht akademische juristische, sozialpflegerische, kulturelle und verwandte Fachkräfte	0,44	-0,23
24	Betriebswirte und vergleichbare akademische Berufe	0,43	0,49
91	Reinigungspersonal und Hilfskräfte	0,20	-0,49
...			
32	Assistenzberufe im Gesundheitswesen	0,05	-1,43
60	Fachkräfte in der Landwirtschaft	-0,14	0,78
21	Naturwissenschaftler, Mathematiker und Ingenieure	-0,28	-1,08
33	Nicht akademische betriebswirtschaftliche und kaufmännische Fachkräfte und Verwaltungsfachkräfte	-0,29	-0,78
23	Lehrkräfte	-0,49	-2,88
31	Ingenieurtechnische und vergleichbare Fachkräfte	-0,65	1,26
52	Verkaufskräfte	-0,98	-0,60
71	Bau- und Ausbaufachkräfte sowie verwandte Berufe, ausgenommen Elektriker	-1,43	0,30
42	Bürokräfte mit Kundenkontakt	-2,00	-0,75
35	Informations- und Kommunikationstechniker	-10,60	-7,50

2-Steller Berufe der ISCO-08 Klassifikation (20/33 Berufen, 12 Berufe wurden wegen fehlender Daten nicht einbezogen). Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Punkte x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Gruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1).

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Tabelle A3-3

Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Verträglichkeit 2006-2018: Ranking von Berufen

Nr.	Beruf	Hoch	Mittel
		Wachstumskoeffizient	
81	Bediener stationärer Anlagen und Maschinen	4,16	2,65
26	Juristen, Sozialwissenschaftler und Kulturberufe	2,40	2,25
74	Elektriker und Elektroniker	1,95	0,85
25	Akademische und vergleichbare Fachkräfte in der Informations- und Kommunikationstechnologie	1,83	0,21
12	Führungskräfte im kaufmännischen Bereich	1,26	0,10
11	Geschäftsführer, Vorstände, leitende Verwaltungsbedienstete und Angehörige gesetzgebender Körperschaften	0,97	0,16
13	Führungskräfte in der Produktion und bei speziellen Dienstleistungen	0,93	-0,36
60	Fachkräfte in der Landwirtschaft	0,74	0,74
72	Metallarbeiter, Mechaniker und verwandte Berufe	0,66	0,17
31	Ingenieurtechnische und vergleichbare Fachkräfte	0,60	0,04
	...		
51	Berufe im Bereich personenbezogener Dienstleistungen	-0,47	0,23
42	Bürokräfte mit Kundenkontakt	-0,49	-1,00
52	Verkaufskräfte	-0,51	-0,46
92	Hilfsarbeiter in der Land- und Forstwirtschaft und Fischerei	-0,58	0,00
32	Assistenzberufe im Gesundheitswesen	-0,69	-0,33
83	Fahrzeugführer und Bediener mobiler Anlagen	-1,02	0,47
23	Lehrkräfte	-1,12	-0,86
34	Nicht akademische juristische, sozialpflegerische, kulturelle und verwandte Fachkräfte	-2,11	-2,05
96	Abfallentsorgungsarbeiter und sonstige Hilfsarbeitskräfte	-2,65	-0,77
44	Sonstige Bürokräfte und verwandte Berufe	-3,15	-1,64

2-Steller Berufe der ISCO-08 Klassifikation (20/33 Berufen, 6 Berufe wurden wegen fehlender Daten nicht einbezogen). Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Punkte x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Gruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1).

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Tabelle A3-4

Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Gewissenhaftigkeit 2006-2018: Ranking von Berufen

Nr.	Beruf	Hoch	Mittel
		Wachstumskoeffizient	
91	Reinigungspersonal und Hilfskräfte	7,45	8,07
22	Akademische und verwandte Gesundheitsberufe	2,59	2,05
74	Elektriker und Elektroniker	2,16	2,96
60	Fachkräfte in der Landwirtschaft	1,74	1,81
72	Metallarbeiter, Mechaniker und verwandte Berufe	1,21	1,00
13	Führungskräfte in der Produktion und bei speziellen Dienstleistungen	1,16	1,64
35	Informations- und Kommunikationstechniker	1,11	1,47
81	Bediener stationärer Anlagen und Maschinen	0,94	1,57
31	Ingenieurtechnische und vergleichbare Fachkräfte	0,79	1,24
71	Bau- und Ausbaufachkräfte sowie verwandte Berufe, ausgenommen Elektriker	0,65	1,52
	...		
21	Naturwissenschaftler, Mathematiker und Ingenieure	-0,20	0,13
26	Juristen, Sozialwissenschaftler und Kulturberufe	-0,40	-0,43
96	Abfallentsorgungsarbeiter und sonstige Hilfsarbeitskräfte	-0,40	-1,86
32	Assistenzberufe im Gesundheitswesen	-0,66	-0,89
51	Berufe im Bereich personenbezogener Dienstleistungen	-0,71	-0,50
43	Bürokräfte im Finanz- und Rechnungswesen, in der Statistik und in der Materialwirtschaft	-0,73	-0,06
73	Präzisionshandwerker, Drucker und kunsthandwerkliche Berufe	-1,11	-1,11
23	Lehrkräfte	-1,34	-1,15
53	Betreuungsberufe	-1,52	-1,19
44	Sonstige Bürokräfte und verwandte Berufe	-2,01	-2,43

2-Steller Berufe der ISCO-08 Klassifikation (20/33 Berufen, 2 Berufe wurden wegen fehlender Daten nicht einbezogen). Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Punkte x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Gruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1).

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Tabelle A3-5

Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Extraversion 2006-2018: Ranking von Berufen

Nr.	Beruf	Wachstumskoeffizient	
		Hoch	Mittel
53	Betreuungsberufe	3,79	3,81
14	Führungskräfte in Hotels und Restaurants, im Handel und in der Erbringung sonstiger Dienstleistungen	3,47	3,33
91	Reinigungspersonal und Hilfskräfte	3,29	3,37
13	Führungskräfte in der Produktion und bei speziellen Dienstleistungen	2,70	2,18
92	Hilfsarbeiter in der Land- und Forstwirtschaft und Fischerei	1,77	1,62
60	Fachkräfte in der Landwirtschaft	1,13	0,51
12	Führungskräfte im kaufmännischen Bereich	0,89	0,69
22	Akademische und verwandte Gesundheitsberufe	0,61	-0,03
83	Fahrzeugführer und Bediener mobiler Anlagen	-0,51	-0,15
32	Assistenzberufe im Gesundheitswesen	-0,64	-0,16
	...		
74	Elektriker und Elektroniker	-2,04	-2,15
35	Informations- und Kommunikationstechniker	-2,43	1,48
42	Bürokräfte mit Kundenkontakt	-2,52	-2,04
43	Bürokräfte im Finanz- und Rechnungswesen, in der Statistik und in der Materialwirtschaft	-3,02	-1,66
81	Bediener stationärer Anlagen und Maschinen	-3,34	-3,91
24	Betriebswirte und vergleichbare akademische Berufe	-3,35	-2,93
96	Abfallentsorgungsarbeiter und sonstige Hilfsarbeitskräfte	-3,94	-1,09
26	Juristen, Sozialwissenschaftler und Kulturberufe	-4,61	-3,90
51	Berufe im Bereich personenbezogener Dienstleistungen	-4,68	-4,12
34	Nicht akademische juristische, sozialpflegerische, kulturelle und verwandte Fachkräfte	-5,57	-4,34

2-Steller Berufe der ISCO-08 Klassifikation (20/33 Berufen, 2 Berufe wurden wegen fehlender Daten nicht einbezogen). Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Punkte x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Gruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1).

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Tabelle A3-6

Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Emotionaler Stabilität 2006-2018: Ranking von Berufen

Nr.	Beruf	Hoch	Mittel
		Wachstumskoeffizient	
74	Elektriker und Elektroniker	14,36	13,79
12	Führungskräfte im kaufmännischen Bereich	5,41	5,40
60	Fachkräfte in der Landwirtschaft	4,56	2,66
81	Bediener stationärer Anlagen und Maschinen	3,82	-0,86
43	Bürokräfte im Finanz- und Rechnungswesen, in der Statistik und in der Materialwirtschaft	3,00	1,28
83	Fahrzeugführer und Bediener mobiler Anlagen	2,68	2,19
31	Ingenieurtechnische und vergleichbare Fachkräfte	1,53	0,85
71	Bau- und Ausbaufachkräfte sowie verwandte Berufe, ausgenommen Elektriker	1,27	0,84
91	Reinigungspersonal und Hilfskräfte	0,37	0,49
75	Berufe in der Nahrungsmittelverarbeitung, Holzverarbeitung und Bekleidungsherstellung und verwandte handwerkliche Fachkräfte	0,32	0,26
	...		
92	Hilfsarbeiter in der Land- und Forstwirtschaft und Fischerei	-1,05	-0,43
44	Sonstige Bürokräfte und verwandte Berufe	-1,47	-0,33
21	Naturwissenschaftler, Mathematiker und Ingenieure	-1,49	-0,82
51	Berufe im Bereich personenbezogener Dienstleistungen	-1,52	-1,05
32	Assistenzberufe im Gesundheitswesen	-1,52	-0,48
26	Juristen, Sozialwissenschaftler und Kulturberufe	-2,23	-1,26
11	Geschäftsführer, Vorstände, leitende Verwaltungsbedienstete und Angehörige gesetzgebender Körperschaften	-2,26	-1,73
23	Lehrkräfte	-2,50	-0,56
13	Führungskräfte in der Produktion und bei speziellen Dienstleistungen	-2,50	-2,27
35	Informations- und Kommunikationstechniker	-3,10	-0,53

2-Steller Berufe der ISCO-08 Klassifikation (20/33 Berufen, 4 Berufe wurden wegen fehlender Daten nicht einbezogen). Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Punkte x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Gruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kasten 3-1).

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Tabelle A3-7

Tätigkeitsinduzierte Veränderungen des Bedarfs an Offenheit 2006-2018: Ranking von Berufen

Nr.	Beruf	Hoch	Mittel
		Wachstumskoeffizient	
74	Elektriker und Elektroniker	10,68	8,15
35	Informations- und Kommunikationstechniker	8,64	-1,78
25	Akademische und vergleichbare Fachkräfte in der Informations- und Kommunikationstechnologie	5,57	1,61
22	Akademische und verwandte Gesundheitsberufe	5,08	5,18
24	Betriebswirte und vergleichbare akademische Berufe	4,63	4,40
54	Schutzkräfte und Sicherheitsbedienstete	4,10	-0,04
71	Bau- und Ausbaufachkräfte sowie verwandte Berufe, ausgenommen Elektriker	3,78	1,38
13	Führungskräfte in der Produktion und bei speziellen Dienstleistungen	3,72	0,89
91	Reinigungspersonal und Hilfskräfte	3,47	0,24
31	Ingenieurtechnische und vergleichbare Fachkräfte	3,16	2,65
...			
33	Nicht akademische betriebswirtschaftliche und kaufmännische Fachkräfte und Verwaltungsfachkräfte	0,86	0,50
92	Hilfsarbeiter in der Land- und Forstwirtschaft und Fischerei	0,39	0,11
43	Bürokräfte im Finanz- und Rechnungswesen, in der Statistik und in der Materialwirtschaft	-0,08	-0,57
52	Verkaufskräfte	-0,09	-0,08
83	Fahrzeugführer und Bediener mobiler Anlagen	-0,14	-0,74
51	Berufe im Bereich personenbezogener Dienstleistungen	-0,92	0,69
32	Assistenzberufe im Gesundheitswesen	-1,16	-0,86
14	Führungskräfte in Hotels und Restaurants, im Handel und in der Erbringung sonstiger Dienstleistungen	-4,77	-9,64
44	Sonstige Bürokräfte und verwandte Berufe	-5,09	-2,08
23	Lehrkräfte	-14,92	-15,79

2-Steller Berufe der ISCO-08 Klassifikation (20/33 Berufen, 2 Berufe wurden wegen fehlender Daten nicht einbezogen). Wachstumskoeffizient: Durchschnittliche jährliche Veränderung des Verhältnisses von Beschäftigten mit hohem bzw. mittlerem zu geringem Kompetenzniveau (Log-Punkte x 100), bereinigt um Einflüsse von Veränderungen relativer Knappheiten in den jeweiligen Gruppen. Zur Methodik und Interpretation vgl. Anhang 3 und Kästen 3-1).

Quelle: BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Anhang 4: Anhang zu Kapitel 4.3

Tabelle A4-1
Deskriptive Statistiken für die Variablen zur Berufswahl

	Mittelwert	Stand. Abw.	Minimum	Maximum
Berufsebene				
Veränderungen der Tätigkeitsintensitäten				
Nicht-Routine analytisch	0,94	0,92	-2,03	3,76
Nicht-Routine interaktiv	0,56	0,82	-1,63	3,24
Nicht-Routine manuell	-0,10	1,11	-3,44	2,28
Routine kognitiv	1,21	1,09	-1,45	4,39
Routine manuell	-0,19	0,54	-2,33	1,79
Veränderungen der Fähigkeiten				
Kognitive Fähigkeiten	30,19	19,24	-13,01	90,92
Verträglichkeit	-4,84	8,89	-50,80	40,06
Gewissenhaftigkeit	-7,01	7,96	-49,04	25,50
Extraversion	1,59	8,12	-41,36	49,43
Emotionale Stabilität	11,29	9,63	-15,50	67,30
Offenheit	21,87	12,52	-5,11	78,71
Beschäftigungswachstum	0,02	0,02	-0,04	0,14
Individualebene				
Hohes Bildungsniveau	0,04	0,19	0,00	1,00
Mittleres Bildungsniveau	0,43	0,49	0,00	1,00
Verträglichkeit	5,32	0,91	1,67	7,00
Gewissenhaftigkeit	5,25	1,01	1,00	7,00
Extraversion	4,96	1,13	1,00	7,00
Emotionale Stabilität	4,13	1,19	1,00	7,00
Offenheit	4,75	1,00	1,33	7,00
Alter	20,47	2,02	16,00	25,00
Alter**2	423,07	85,30	256,00	625,00
Frau	0,46	0,50	0,00	1,00
Migrationshintergrund	0,30	0,46	0,00	1,00

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Tabelle A4-2

Korrelationsmatrix für die Variablen zur Berufswahl

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	
Berufsebene																							
Veränderungen Tätigkeiten																							
1	Nicht-Routine analytisch	1																					
2	Nicht-Routine interaktiv	0,02	1																				
3	Nicht-Routine manuell	0,09	0,27	1																			
4	Routine kognitiv	-0,32	0,04	0,22	1																		
5	Routine manuell	0,41	0,07	0,14	0,06	1																	
Veränderungen Fähigkeiten (hoch/gering)																							
6	Kognitiv	0,00	-0,26	0,22	0,31	0,40	1																
7	Verträglichkeit	-0,32	0,02	-0,32	-0,01	-0,58	-0,42	1															
8	Gewissenhaft.	-0,02	0,06	-0,20	-0,17	-0,26	-0,21	0,45	1														
9	Extraversion	-0,08	0,51	0,00	-0,13	-0,40	-0,62	0,44	0,24	1													
10	Emotionale Stabilität	-0,38	0,05	-0,30	0,04	-0,71	-0,68	0,64	0,14	0,55	1												
11	Offenheit	-0,19	-0,21	-0,25	-0,31	-0,62	-0,42	0,66	0,56	0,16	0,45	1											
12	Beschäftigungswachstum	0,01	0,37	0,06	-0,19	-0,17	-0,48	0,20	0,18	0,44	0,32	0,23	1										
Individualebene																							
13	Hohes Bildungsniveau	0,04	0,03	-0,02	0,01	0,01	0,00	-0,01	0,03	0,02	-0,01	-0,01	0,01	1									
14	Mittl. Bildungsniveau	-0,02	-0,01	0,01	0,00	0,00	-0,01	0,00	0,00	-0,01	0,00	0,00	0,00	-0,22	1								
15	Verträglichkeit	0,00	0,01	-0,01	0,00	0,01	-0,01	-0,01	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02	1							
16	Gewissenhaft.	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01	0,02	0,00	0,00	0,01	0,04	-0,04	0,27	1						
17	Extraversion	-0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,01	0,00	0,00	0,00	0,09	0,01	0,00	0,07	1					
18	Emotionale Stabilität	0,01	0,00	0,01	0,00	-0,02	0,00	0,02	0,00	0,02	0,00	0,01	0,00	0,10	-0,06	0,13	0,10	0,23	1				
19	Offenheit	0,01	0,02	0,00	0,01	-0,01	-0,01	0,01	0,00	-0,01	0,00	0,01	0,00	0,05	0,06	0,09	0,21	0,29	0,00	1			
20	Alter	0,00	0,03	0,00	0,01	0,01	-0,02	0,00	0,01	0,01	-0,01	0,00	0,00	0,38	0,28	0,09	0,11	0,03	0,05	0,16	1		
21	Alter**2	0,00	0,03	0,00	0,01	0,01	-0,02	0,00	0,01	0,01	-0,01	0,00	0,00	0,39	0,27	0,09	0,10	0,03	0,05	0,16	1	1	
22	Frau	0,02	0,01	-0,03	-0,01	0,03	0,00	-0,02	0,03	-0,01	-0,01	-0,01	0,00	0,04	0,09	0,17	0,17	-0,03	-0,34	0,06	-0,03	-0,03	1
23	Migrationshintergrund	0,00	-0,01	-0,03	0,00	0,00	0,00	-0,01	0,00	-0,02	0,01	-0,01	0,02	-0,01	-0,05	0,06	0,12	0,07	0,01	0,13	0,08	0,08	0,01

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Tabelle A4-3

Einfluss von Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen auf die Berufswahl: Kontrollvariablen

Variable (Wertebereich)	Schätzung (4): Tätigkeiten & Fähigkeiten 2013-2017							
	Führungs- kräfte	Akademi- sche Berufe	Technische Berufe	Büroberufe	Dienstleist- ungsberufe	Landwirt. Fachkräfte	Handwerks- berufe	Maschinen- führung
Hohes Bildungsniveau (0/1)	16,14 (14,37)	4,09 ^a (1,06)	2,60 ^a (0,85)	1,59 (1,07)	1,80 ^a (0,92)	-12,69 ^a (1,09)	0,98 (0,96)	-4,05 ^b (2,12)
Mittleres Bildungsniveau (0/1)	14,26 (14,25)	1,72 ^a (0,52)	0,79 ^a (0,25)	1,24 ^b (0,64)	0,51 (0,35)	-0,47 (0,57)	0,10 (0,28)	0,20 (0,76)
Verträglichkeit (1-7)	-1,28 ^a (0,26)	0,16 (0,24)	-0,04 (0,14)	-0,58 ^a (0,28)	-0,27 (0,25)	-0,07 (0,27)	-0,01 (0,15)	-0,51 ^a (0,25)
Gewissenhaftigkeit (1-7)	0,15 (0,30)	-0,14 (0,19)	-0,06 (0,12)	-0,07 (0,22)	0,10 (0,21)	0,34 ^b (0,19)	0,05 (0,15)	0,52 (0,69)
Extraversion (1-7)	0,30 ^a (0,15)	0,01 (0,17)	0,02 (0,09)	0,12 (0,17)	0,15 (0,20)	-0,18 (0,21)	-0,07 (0,11)	-0,19 (0,37)
Emotionale Stabilität (1-7)	-0,16 (0,37)	-0,023 (0,18)	-0,05 (0,10)	-0,09 (0,14)	-0,05 (0,13)	-0,13 (0,19)	-0,01 (0,10)	0,03 (0,18)
Offenheit (1-7)	0,24 (0,58)	0,24 (0,18)	0,05 (0,12)	-0,37 ^b (0,22)	-0,35 (0,32)	-0,08 (0,21)	0,05 (0,15)	-0,20 (0,36)
Alter (16-25)	9,99 ^a (4,11)	-4,62 ^b (2,42)	-1,99 ^b (1,13)	-3,70 (2,70)	1,14 (2,01)	1,06 (2,44)	-2,33 ^b (1,23)	0,69 (3,41)
Alter quadriert	-0,23 ^a (0,097)	0,11 ^b (0,06)	0,043 (0,03)	0,081 (0,063)	-0,03 (0,05)	-0,04 (0,06)	0,05 ^b (0,03)	-0,01 (0,08)
Frau (0/1)	0,46 (0,41)	-0,23 (0,42)	0,88 ^a (0,26)	0,28 (0,38)	-0,21 (0,54)	-0,96 ^b (0,51)	-0,57 ^b (0,32)	-5,12 ^a (2,20)
Migrationsstatus (0/1)	-0,98 ^a (0,42)	-1,21 ^a (0,42)	-1,00 ^a (0,24)	-0,41 (0,51)	-0,57 (0,39)	-1,81 ^a (0,61)	-1,16 ^a (0,25)	-0,94 (0,88)
Konstante	-125,3 ^a (47,81)	40,03 (25,06)	26,05 ^a (11,99)	50,63 ^b (30,23)	-3,47 (21,15)	-24,85 (25,43)	33,19 ^a (12,98)	-7,12 (37,00)
Beschäftigungsentwicklung					-4,84 (6,60)			

Mixed Multinomial Logit-Regression, 9 Berufsgruppen, Referenz: Hilfsarbeitskräfte. Für die berufsspezifischen Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeiten vgl. Tabelle 4-3, Spalte (4). Robuste Standardabweichungen in Klammern. ^a prob<0,05, ^b prob<0,10.

Lesebeispiel: Der positive Parameter des hohen Bildungsniveaus für Technische Berufe (2,6) besagt, dass Berufseinsteiger mit hohem Bildungsniveau mit höherer Wahrscheinlichkeit einen Technischen Beruf als einen Beruf als Hilfsarbeitskraft (Referenzberuf) gewählt haben. Die Höhe der Parameter ist keiner direkten Interpretation zugänglich.

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Tabelle A4-4

Einfluss von Veränderungen der Tätigkeitsprofile und Fähigkeitsanforderungen auf die Berufswahl: Ergänzende Ergebnisse

	Tätigkeiten & Fähigkeiten 2013-2017 (4)	Ohne Hochschulreife 2013-2017 (5)	Incl. Beruf der Eltern 2013-2017 (6)
Veränderungen von Tätigkeiten			
Nicht-Routine analytisch	-2,21 ^a (0,95)	-2,39 ^a (0,84)	-2,39 ^a (0,71)
Nicht-Routine interaktiv	13,98 ^a (2,45)	15,05 ^a (2,76)	14,91 ^a (2,50)
Nicht-Routine manuell	-6,65 ^a (1,66)	-6,76 ^a (1,80)	-6,77 ^a (1,40)
Routine kognitiv	-2,88 ^a (1,36)	-3,48 ^a (1,45)	-2,90 ^a (1,39)
Routine manuell	-1,09 (1,14)	-1,14 (1,61)	-1,63 (1,65)
Veränderungen von Fähigkeiten			
Hohe/geringe kognitive Fähigkeiten	0,08 ^a (0,02)	0,09 ^a (0,01)	0,11 ^a (0,02)
Hohe/geringe Verträglichkeit	-0,17 ^a (0,05)	-0,18 ^a (0,07)	-0,19 ^a (0,09)
Hohe/geringe Gewissenhaftigkeit	0,05 (0,06)	0,03 (0,09)	0,08 (0,07)
Hohe/geringe Extraversion	0,02 (0,06)	0,01 (0,08)	-0,03 (0,07)
Hohe/geringe Emotionale Stabilität	0,63 ^a (0,10)	0,66 ^a (0,12)	0,71 ^a (0,17)
Hohe/geringe Offenheit	0,22 ^a (0,04)	0,19 ^a (0,05)	0,22 ^a (0,05)
Anzahl Personen	1.074	991	741
Log Likelihood	-523	-457	-296

Mixed Multinomial Logit-Regressionen, 9 Berufsgruppen. Dargestellt sind nur die geschätzten Effekte der berufs-spezifischen Determinanten. Alle Regressionen enthalten darüber hinaus Kontrollvariablen für die persönlichen Eigenschaften, die nach Berufen differenziert geschätzt werden. Veränderungen von Tätigkeiten: Idiosynkratische Komponenten der Shift-Share-Zerlegung in Kapitel 2. Veränderungen von Fähigkeiten: Wachstumskoeffizienten für die tatsächliche Beschäftigungsentwicklung in Kapitel 3 vor Bereinigung durch Veränderungen der Lohnprämien. Spalte (4) ist identisch mit Spalte (4) in Tabelle 6-3. Robuste Standardabweichungen darunter in Klammern. ^a prob<0,05, ^b prob<0,10.

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Tabelle A4-5

Einfluss von Veränderungen interaktiver Nicht-Routinetätigkeiten auf die Berufswahl: Marginale Effekte

	Marginal höhere Veränderung interaktiver Nicht-Routinetätigkeiten in Beruf ...								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
verändert Wahrscheinlichkeit der Wahl von Beruf ... um ... Prozentpunkte									
1 Führungskräfte	2,53	-0,37	-1,23	-0,10	-0,09	-0,04	-0,15	-0,07	-0,49
2 Akademische Berufe	-0,37	39,86 ^a	-19,70 ^a	-1,52 ^a	-1,61 ^a	-1,90 ^a	-6,19 ^a	-0,94 ^a	-7,63 ^a
3 Technische Berufe	-1,23	-19,70 ^a	87,43 ^a	-6,07 ^a	-5,42 ^b	-7,66 ^a	-17,88 ^a	-2,17 ^a	-27,30 ^a
4 Büroberufe	-0,10	-1,52 ^a	-6,07 ^a	14,84 ^a	-0,60 ^a	-0,98 ^a	-2,13 ^a	-0,36 ^a	-3,07 ^a
5 Dienstleistungsberufe	-0,09	-1,61 ^a	-5,42 ^b	-0,60 ^a	14,26 ^a	-0,98 ^a	-2,10 ^b	-0,38 ^b	-3,09 ^a
6 Landwirt. Fachkräfte	-0,04	-1,90 ^a	-7,66 ^a	-0,98 ^a	-0,98 ^a	21,67 ^a	-5,33 ^a	-0,65 ^b	-4,13 ^a
7 Handwerksberufe	-0,15	-6,19 ^a	-17,88 ^a	-2,13 ^a	-2,10 ^b	-5,33 ^a	46,62 ^a	-1,51 ^a	-11,32 ^a
8 Maschinenführung	-0,07	-0,94 ^a	-2,17 ^a	-0,36 ^a	-0,38 ^b	-0,65 ^b	-1,51 ^a	8,56 ^a	-2,49 ^a
9 Hilfsarbeitskräfte	-0,49	-7,63 ^a	-27,30 ^a	-3,07 ^a	-3,09 ^a	-4,13 ^a	-11,32 ^a	-2,49 ^a	59,50 ^a
Summe	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Geschätzte durchschnittliche marginale Effekte auf der Grundlage von Tabelle 4-3, Regression (4). Die Tabelle ist spaltenweise zu lesen.
^a prob<0,05, ^b prob<0,10.

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Tabelle A4-6

Einfluss von Veränderungen manueller Routinetätigkeiten auf die Berufswahl: Marginale Effekte

	Marginal höhere Veränderung manueller Routinetätigkeiten in Beruf ...								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
verändert Wahrscheinlichkeit der Wahl von Beruf ... um ... Prozentpunkte									
1 Führungskräfte	-0,20	0,03	0,10	0,01	0,01	0,00	0,01	0,01	0,04
2 Akademische Berufe	0,03	-3,10	1,53	0,12	0,13	0,15	0,48	0,07	0,59
3 Technische Berufe	0,10	1,53	-6,80	0,47	0,42	0,60	1,39	0,17	2,12
4 Büroberufe	0,01	0,12	0,47	-1,15	0,05	0,08	0,17	0,03	0,24
5 Dienstleistungsberufe	0,01	0,13	0,42	0,05	-1,11	0,08	0,16	0,03	0,24
6 Landwirt. Fachkräfte	0,00	0,15	0,60	0,08	0,08	-1,68	0,41	0,05	0,32
7 Handwerksberufe	0,01	0,48	1,39	0,17	0,16	0,41	-3,62	0,12	0,88
8 Maschinenführung	0,01	0,07	0,17	0,03	0,03	0,05	0,12	-0,67	0,19
9 Hilfsarbeitskräfte	0,04	0,59	2,12	0,24	0,24	0,32	0,88	0,19	-4,63
Summe	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Geschätzte durchschnittliche marginale Effekte auf der Grundlage von Tabelle 4-3, Regression (4). Die Tabelle ist spaltenweise zu lesen.
^a prob<0,05, ^b prob<0,10.

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Tabelle A4-7

Einfluss von Veränderungen kognitiver Routinetätigkeiten auf die Berufswahl: Marginale Effekte

	Marginal höhere Veränderung kognitiver Routinetätigkeiten in Beruf ...								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
verändert Wahrscheinlichkeit der Wahl von Beruf ... um ... Prozentpunkte									
1 Führungskräfte	-0,52	0,08	0,25	0,02	0,02	0,01	0,03	0,01	0,10
2 Akademische Berufe	0,08	-8,22 ^a	4,06 ^a	0,31 ^b	0,33 ^a	0,39 ^b	1,28 ^b	0,19	1,57 ^a
3 Technische Berufe	0,25	4,06 ^a	-18,03 ^a	1,25 ^a	1,12 ^a	1,58 ^a	3,69 ^b	0,45 ^b	5,63 ^a
4 Büroberufe	0,02	0,31 ^b	1,25 ^a	-3,06 ^a	0,12 ^a	0,20 ^b	0,44	0,07	0,63 ^b
5 Dienstleistungsberufe	0,02	0,33 ^a	1,12 ^a	0,12 ^a	-2,94 ^a	0,20 ^b	0,43	0,08	0,64 ^b
6 Landwirt. Fachkräfte	0,01	0,39 ^b	1,58 ^a	0,20 ^b	0,20 ^b	-4,47 ^a	1,10	0,13	0,85 ^b
7 Handwerksberufe	0,03	1,28 ^b	3,69 ^b	0,44	0,43	1,10	-9,62 ^b	0,31	2,34
8 Maschinenführung	0,01	0,19	0,45 ^b	0,07	0,08	0,13	0,31	-1,77	0,51
9 Hilfsarbeitskräfte	0,10	1,57 ^a	5,63 ^a	0,63 ^b	0,64 ^b	0,85 ^b	2,34	0,51	-12,27 ^a
Summe	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Geschätzte durchschnittliche marginale Effekte auf der Grundlage von Tabelle 4-3, Regression (4). Die Tabelle ist spaltenweise zu lesen.
^a prob<0,05, ^b prob<0,10.

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Tabelle A4-8

Einfluss von Veränderungen der Anforderungen an kognitive Fähigkeiten auf die Berufswahl: Marginale Effekte

	Marginal höhere Veränderung des Wachstumskoeffizienten für hohe/geringe kognitive Fähigkeiten in Beruf ...								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
verändert Wahrscheinlichkeit der Wahl von Beruf ... um ... Prozentpunkte									
1 Führungskräfte	0,014 ^b	-0,002 ^a	-0,007 ^b	-0,001 ^b	0,000	0,000	-0,001	0,000	-0,003 ^a
2 Akademische Berufe	-0,002 ^a	0,220 ^a	-0,109 ^a	-0,008 ^b	-0,009 ^a	-0,010 ^a	-0,034 ^a	-0,005 ^a	-0,042 ^a
3 Technische Berufe	-0,007 ^b	-0,109 ^a	0,482 ^a	-0,033 ^b	-0,030 ^b	-0,042 ^a	-0,099 ^a	-0,012 ^a	-0,150 ^a
4 Büroberufe	-0,001 ^b	-0,008 ^b	-0,033 ^b	0,082 ^a	-0,003 ^b	-0,005 ^a	-0,012 ^b	-0,002 ^b	-0,017 ^a
5 Dienstleistungsberufe	0,000	-0,009 ^a	-0,030 ^b	-0,003 ^b	0,079 ^a	-0,005 ^a	-0,012 ^b	-0,002 ^b	-0,017 ^a
6 Landwirt. Fachkräfte	0,000	-0,010 ^a	-0,042 ^a	-0,005 ^a	-0,005 ^a	0,119 ^a	-0,029 ^a	-0,004 ^b	-0,023 ^a
7 Handwerksberufe	-0,001	-0,034 ^a	-0,099 ^a	-0,012 ^b	-0,012 ^b	-0,029 ^a	0,257 ^a	-0,008 ^a	-0,062 ^a
8 Maschinenführung	0,000	-0,005 ^a	-0,012 ^a	-0,002 ^b	-0,002 ^b	-0,004 ^b	-0,008 ^a	0,047 ^a	-0,014 ^a
9 Hilfsarbeitskräfte	-0,003 ^a	-0,042 ^a	-0,150 ^a	-0,017 ^a	-0,017 ^a	-0,023 ^a	-0,062 ^a	-0,014 ^a	0,328 ^a
Summe	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Geschätzte durchschnittliche marginale Effekte auf der Grundlage von Tabelle 4-3, Regression (4). Die Tabelle ist spaltenweise zu lesen.
^a prob<0,05, ^b prob<0,10.

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Tabelle A4-9

Einfluss von Veränderungen der Anforderungen an Verträglichkeit auf die Berufswahl: Marginale Effekte

	Marginal höhere Veränderung des Wachstumskoeffizienten für hohe/geringe Verträglichkeit in Beruf ...								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
verändert Wahrscheinlichkeit der Wahl von Beruf ... um ... Prozentpunkte									
1 Führungskräfte	-0,030	0,004	0,015	0,001	0,001	0,000	0,002	0,001	0,006
2 Akademische Berufe	0,004	-0,476 ^a	0,235 ^a	0,018	0,019 ^a	0,023 ^a	0,074 ^a	0,011 ^b	0,091 ^a
3 Technische Berufe	0,015	0,235 ^a	-1,045 ^a	0,073 ^b	0,065 ^a	0,092 ^a	0,214 ^a	0,026 ^a	0,326 ^a
4 Büroberufe	0,001	0,018	0,073 ^b	-0,177 ^b	0,007 ^a	0,012	0,025	0,004	0,037 ^b
5 Dienstleistungsberufe	0,001	0,019 ^a	0,065 ^a	0,007 ^a	-0,170 ^a	0,012 ^a	0,025 ^a	0,005 ^a	0,037 ^a
6 Landwirt. Fachkräfte	0,000	0,023 ^a	0,092 ^a	0,012	0,012 ^a	-0,259 ^a	0,064 ^a	0,008	0,049 ^a
7 Handwerksberufe	0,002	0,074 ^a	0,214 ^a	0,025	0,025 ^a	0,064 ^a	-0,557 ^a	0,018 ^b	0,135 ^a
8 Maschinenführung	0,001	0,011 ^b	0,026 ^a	0,004	0,005 ^a	0,008	0,018 ^b	-0,102 ^a	0,030 ^b
9 Hilfsarbeitskräfte	0,006	0,091 ^a	0,326 ^a	0,037 ^b	0,037 ^a	0,049 ^a	0,135 ^a	0,030 ^b	-0,711 ^a
Summe	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Geschätzte durchschnittliche marginale Effekte auf der Grundlage von Tabelle 4-3, Regression (4). Die Tabelle ist spaltenweise zu lesen.
^a prob<0,05, ^b prob<0,10.

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Tabelle A4-10

Einfluss von Veränderungen der Anforderungen an Offenheit auf die Berufswahl: Marginale Effekte

	Marginal höhere Veränderung des Wachstumskoeffizienten für hohe/geringe Offenheit in Beruf ...								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
verändert Wahrscheinlichkeit der Wahl von Beruf ... um ... Prozentpunkte									
1 Führungskräfte	0,039	-0,006	-0,019	-0,002	-0,001	-0,001	-0,002	-0,001	-0,008
2 Akademische Berufe	-0,006	0,617 ^a	-0,305 ^a	-0,024 ^b	-0,025 ^a	-0,029 ^a	-0,096 ^a	-0,01 ^b ^a	-0,118 ^a
3 Technische Berufe	-0,019	-0,305 ^a	1,354 ^a	-0,094 ^a	-0,084 ^a	-0,119 ^a	-0,277 ^a	-0,034 ^a	-0,423 ^a
4 Büroberufe	-0,002	-0,024 ^a	-0,094 ^a	0,230 ^a	-0,009 ^a	-0,015 ^b	-0,033 ^a	-0,006	-0,048 ^a
5 Dienstleistungsberufe	-0,001	-0,025 ^a	-0,084 ^a	-0,009 ^a	0,221 ^a	-0,015 ^a	-0,032 ^a	-0,006 ^a	-0,048 ^a
6 Landwirt. Fachkräfte	-0,001	-0,029 ^a	-0,119 ^a	-0,015 ^b	-0,015 ^a	0,336 ^a	-0,083 ^a	-0,010	-0,064 ^a
7 Handwerksberufe	-0,002	-0,096 ^a	-0,277 ^a	-0,033 ^a	-0,032 ^a	-0,083 ^a	0,722 ^a	-0,023 ^a	-0,175 ^a
8 Maschinenführung	-0,001	-0,014 ^a	-0,034 ^a	-0,006	-0,006 ^a	-0,010	-0,023 ^a	0,133 ^a	-0,038 ^a
9 Hilfsarbeitskräfte	-0,008	-0,118 ^a	-0,423 ^a	-0,048 ^a	-0,048 ^a	-0,064 ^a	-0,175 ^a	-0,038 ^a	0,922 ^a
Summe	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Geschätzte durchschnittliche marginale Effekte auf der Grundlage von Tabelle 4-3, Regression (4). Die Tabelle ist spaltenweise zu lesen.
^a prob<0,05, ^b prob<0,10.

Quelle: BIBB/IAB (1999), BIBB/BAuA (2006, 2012, 2018), SOEP (2019), eigene Berechnungen und Schätzungen.

Anhang 5: Verwendete Berufsgruppen

Tabelle A5-1

Verwendete Berufsgruppen und Berufe der internationalen ISCO-08 Berufsklassifikation

Nr.	Beschreibung
1	Führungskräfte
2	Akademische Berufe
3	Techniker und gleichrangige nichttechnische Berufe
4	Bürokräfte und verwandte Berufe
5	Dienstleistungsberufe und Verkäufer
6	Fachkräfte in Land- und Forstwirtschaft und Fischerei
7	Handwerks- und verwandte Berufe
8	Bediener von Anlagen und Maschinen und Montageberufe
9	Hilfsarbeitskräfte
11	Geschäftsführer, Vorstände, leitende Verwaltungsbedienstete und Angehörige gesetzgebender Körperschaften
12	Führungskräfte im kaufmännischen Bereich
13	Führungskräfte in der Produktion und bei speziellen Dienstleistungen
14	Führungskräfte in Hotels und Restaurants, im Handel und in der Erbringung sonstiger Dienstleistungen
21	Naturwissenschaftler, Mathematiker und Ingenieure
22	Akademische und verwandte Gesundheitsberufe
23	Lehrkräfte
24	Betriebswirte und vergleichbare akademische Berufe
25	Akademische und vergleichbare Fachkräfte in der Informations- und Kommunikationstechnologie
26	Juristen, Sozialwissenschaftler und Kulturberufe
31	Ingenieurtechnische und vergleichbare Fachkräfte
32	Assistenzberufe im Gesundheitswesen
33	Nicht akademische betriebswirtschaftliche und kaufmännische Fachkräfte und Verwaltungsfachkräfte
34	Nicht akademische juristische, sozialpflegerische, kulturelle und verwandte Fachkräfte
35	Informations- und Kommunikationstechniker
41	Allgemeine Büro- und Sekretariatskräfte
42	Bürokräfte mit Kundenkontakt
43	Bürokräfte im Finanz- und Rechnungswesen, in der Statistik und in der Materialwirtschaft
44	Sonstige Bürokräfte und verwandte Berufe
51	Berufe im Bereich personenbezogener Dienstleistungen
52	Verkaufskräfte
53	Betreuungsberufe
54	Schutzkräfte und Sicherheitsbedienstete
61	Fachkräfte in der Landwirtschaft
62	Fachkräfte in Forstwirtschaft, Fischerei und Jagd — Marktproduktion
63	Landwirte, Fischer, Jäger und Sammler für den Eigenbedarf
71	Bau- und Ausbaufachkräfte sowie verwandte Berufe, ausgenommen Elektriker
72	Metallarbeiter, Mechaniker und verwandte Berufe
73	Präzisionshandwerker, Drucker und kunsthandwerkliche Berufe
74	Elektriker und Elektroniker
75	Berufe in der Nahrungsmittelverarbeitung, Holzverarbeitung und Bekleidungsherstellung und verwandte handwerkliche Fachkräfte
81	Bediener stationärer Anlagen und Maschinen
82	Montageberufe
83	Fahrzeugführer und Bediener mobiler Anlagen
91	Reinigungspersonal und Hilfskräfte
92	Hilfsarbeiter in der Land- und Forstwirtschaft und Fischerei
93	Hilfsarbeiter im Bergbau, im Bau, bei der Herstellung von Waren und im Transportwesen

Fortsetzung Folgeseite

Fortsetzung Tabelle A5-1

Nr.	Beschreibung
94	Hilfskräfte in der Nahrungsmittelzubereitung
95	Straßenhändler und auf der Straße arbeitende Dienstleistungskräfte
96	Abfallentsorgungsarbeiter und sonstige Hilfsarbeitskräfte
110	11 (+100): Geschäftsführer und Vorstände, Leitende Bedienstete
121	121 (+120): Führungskräfte in der betrieblichen Verwaltung und in unternehmensbezogenen Dienstleistungen
122	122: Führungskräfte in Vertrieb, Marketing und Entwicklung
131	131-132 (+130): Führungskräfte in der Produktion
133	133-134: Führungskräfte in der Erbringung von Dienstleistungen
140	14: Führungskräfte in Hotels und Restaurants, im Handel und in der Erbringung sonstiger Dienstleistungen
211	211-213 (+200, 210): Naturwissenschaftler
214	214: Ingenieurwissenschaftler (ohne Elektrotechnik, Elektronik und Telekommunikation)
215	215: Ingenieure in den Bereichen Elektrotechnik, Elektronik und Telekommunikationstechnik
216	216: Architekten, Raum-, Stadt- und Verkehrsplaner, Vermessungsingenieure und Designer
221	221-223: Akademische und vergleichbare Berufe der Humanmedizin
224	224-226 (+220): Tierärzte, sonstige akademische und verwandte Gesundheitsberufe
231	231: Universitäts- und Hochschullehrer
232	232-233: Lehrkräfte im Bereich Berufsbildung und im Sekundarbereich
234	234: Lehrkräfte im Primar- und Vorschulbereich
235	235 (+230): Sonstige Lehrkräfte
241	241 (+240): Akademische und vergleichbare Fachkräfte im Bereich Finanzen
242	242: Akademische und vergleichbare Fachkräfte in der betrieblichen Verwaltung
243	243: Akademische und vergleichbare Fachkräfte in Vertrieb, Marketing und Öffentlichkeitsarbeit
250	25: Akademische und vergleichbare Fachkräfte in der Informations- und Kommunikationstechnologie
260	261-262 (+260): Juristen, Archiv-, Bibliotheks- und Museumswissenschaftler
263	263: Sozialwissenschaftler, Geistliche und Seelsorger
264	264: Autoren, Journalisten und Linguisten
265	265: Bildende und darstellende Künstler
311	311 (+300, 310): Material- und ingenieurtechnische Fachkräfte
312	312-315: Produktionsleiter, Techniker in der Prozesssteuerung, Biotechniker, Schiffsführer, Flugzeugführer
321	321: Medizinische und pharmazeutische Fachberufe
322	322-325 (+320): Sonstige Assistenzberufe im Gesundheitswesen
331	331 (+330): Nicht akademische Fachkräfte im Bereich Finanzen und mathematische Verfahren
332	332: Vertriebsagenten, Einkäufer und Handelsmakler
333	333: Fachkräfte für unternehmensbezogene Dienstleistungen
334	334: Sekretariatsfachkräfte
335	335: Fachkräfte in der öffentlichen Verwaltung
341	341 (+340): Nicht akademische juristische, sozialpflegerische und religiöse Berufe
342	342-343: Fachkräfte Sport, Fitness, Gestaltung und Kultur, Küchenchefs
350	35: Informations- und Kommunikationstechniker
420	42: Bürokräfte mit Kundenkontakt
430	41, 43: Allgemeine Büro- und Sekretariatskräfte, Bürokräfte in Finanz- und Rechnungswesen, Statistik und Materialwirtschaft
440	44 (+400): Sonstige Bürokräfte und verwandte Berufe
510	51 (+500): Berufe im Bereich personenbezogener Dienstleistungen
520	52: Verkaufskräfte
530	53: Betreuungsberufe
540	54: Schutzkräfte und Sicherheitsbedienstete
600	6: Fachkräfte in Land- und Forstwirtschaft und Fischerei

Fortsetzung Folgeseite

Fortsetzung Tabelle A5-1

Nr. Beschreibung

710	71 (+700): Bau- und Ausbaufachkräfte sowie verwandte Berufe, ausgenommen Elektriker
721	721 (+720): Blechkaltverformer, Baumetallverformer, Former (für Metallguss), Schweißer und verwandte Berufe
722	722: Grobschmiede, Werkzeugmechaniker und verwandte Berufe
723	723: Maschinenmechaniker und -schlosser
730	73: Präzisionshandwerker, Drucker und kunsthandwerkliche Berufe
741	741 (+740): Elektroinstallateure und -mechaniker
742	742: Installateure und Mechaniker für Elektronik und Telekommunikationstechnik
750	75: Berufe in der Nahrungsmittelverarbeitung, Holzverarbeitung und Bekleidungsherstellung und verwandte handwerkliche Fachkräfte
810	81-82 (+800): Bediener stationärer Anlagen und Maschinen, Montageberufe
830	83: Fahrzeugführer und Bediener mobiler Anlagen
910	91: Reinigungspersonal und Hilfskräfte
920	92-95: Sonstige Hilfsarbeitskräfte
960	96 (+900): Abfallentsorgungsarbeiter und sonstige Hilfsarbeitskräfte

Quelle: Eigene Abgrenzungen.

Tabelle A5-2

65 Berufsgruppen der deutschen KldB 2010 Berufsklassifikation

Nr.	Beschreibung
110	11 (+100): Land-, Tier- und Forstwirtschaftsberufe
120	12: Gartenbauberufe und Floristik
210	21, 28 (+200): Rohstoffgewinnung und -aufbereitung, Glas- und Keramikherstellung und -verarbeitung, Textil- und Lederberufe
220	22: Kunststoffherstellung und -verarbeitung, Holzbe- und -verarbeitung
230	23: Papier- und Druckberufe, technische Mediengestaltung
241	241-242 (incl. 240): Metallerzeugung, Metallbearbeitung
244	243-245: Metalloberflächenbehandlung, Metallbau und Schweißtechnik, Feinwerk- und Werkzeugtechnik
251	251 (incl. 250): Maschinenbau- und Betriebstechnik
252	252: Fahrzeug-, Luft-, Raumfahrt- und Schiffbautechnik
261	261-262 (incl. 260): Mechatronik und Automatisierungstechnik, Energietechnik
263	263: Elektrotechnik
271	271-272 (incl. 270): Technische Forschung und Entwicklung, Technisches Zeichnen, Konstruktion und Modellbau
273	273: Technische Produktionsplanung und -steuerung
292	291-292 (incl. 290): Getränkeherstellung, Lebensmittel- und Genussmittelherstellung
293	293: Speisenzubereitung
310	31 (incl. 300): Bauplanungs-, Architektur- und Vermessungsberufe
320	32: Hoch- und Tiefbauberufe
330	33: (Innen-)Ausbauberufe
341	341 (incl. 340): Gebäudetechnik
342	342: Klempnerei, Sanitär-, Heizungs- und Klimatechnik
343	343: Ver- und Entsorgung
410	41-42 (incl. 400): Mathematik-, Biologie-, Chemie-, Physik-, Geologie-, Geografie- und Umweltschutzberufe
431	431 (incl. 430): Informatik
432	432: IT-Systemanalyse, IT-Anwendungsberatung und IT-Vertrieb
433	433: IT-Netzwerktechnik, IT-Koordination, IT-Administration und IT-Organisation
434	434: Softwareentwicklung und Programmierung
513	511-513 (incl. 500,510): Lagerwirtschaft, Post und Zustellung, Güterumschlag, Technischer Betrieb, Infrastruktur
516	514-516: Kaufleute - Verkehr und Logistik, Servicekräfte im Personenverkehr, Überwachung und Steuerung des Verkehrsbetriebs
521	521: Fahrzeugführung im Straßenverkehr
525	522-525 (incl. 520): Sonstige Führer/innen von Fahrzeug- und Transportgeräten
531	531: Objekt-, Personen-, Brandschutz, Arbeitssicherheit
532	532-533 (incl. 530): Sonstige Schutz-, Sicherheits- und Überwachungsberufe
540	54: Reinigungsberufe
611	611 (incl. 600,610): Einkauf und Vertrieb
612	612: Handel
613	613: Immobilienwirtschaft und Facility-Management
620	62: Verkaufsberufe
633	632-633: Hotellerie, Gastronomie
634	631,634 (incl. 630): Sonstige Tourismus-, Hotel- und Gaststättenberufe
711	711-712 (incl. 700,710): Geschäftsführung und Vorstand, gesetzgebender Körperschaften, Leitung Interessenorganisationen
713	713: Unternehmensorganisation und -strategie
714	714: Büro und Sekretariat
715	715: Personalwesen und -dienstleistung
721	721 (incl. 720): Versicherungs- und Finanzdienstleistungen
722	722: Rechnungswesen, Controlling und Revision

Fortsetzung Folgeseite

Fortsetzung Tabelle A5-2

Nr. Beschreibung

723	723: Steuerberatung
730	73: Berufe in Recht und Verwaltung
811	811: Arzt- und Praxishilfe
813	813: Gesundheits- und Krankenpflege, Rettungsdienst und Geburtshilfe
814	814: Human- und Zahnmedizin
815	812, 815-816 (incl. 800,810): Sonstige Medizinische Gesundheitsberufe
817	817: Nicht ärztliche Therapie und Heilkunde
818	818: Pharmazie
821	821: Altenpflege
822	822-825 (incl. 820): Sonstige Nichtmedizinische Gesundheits-, Körperpflege- und Wellnessberufe, Medizintechnik
831	831: Erziehung, Sozialarbeit, Heilerziehungspflege
832	832-833 (incl. 830): Hauswirtschaft und Verbraucherberatung, Theologie und Gemeindegarbeit
841	841: Lehrtätigkeit an allgemeinbildenden Schulen
842	842: Lehrtätigkeit für berufsbildende Fächer, betriebliche Ausbildung und Betriebspädagogik
843	843: Lehr- und Forschungstätigkeit an Hochschulen
844	844-845 (incl. 840): Sonstige Lehrende und ausbildende Berufe
910	91 (incl. 900): Sprach-, literatur-, geistes-, gesellschafts- und wirtschaftswissenschaftliche Berufe
921	921: Werbung und Marketing
922	922-924 (incl. 920): Kaufmännische und redaktionelle Medienberufe
930	93-94: Künstlerische, darstellende und unterhaltende Berufe

Quelle: Eigene Abgrenzungen.

Literatur

- Agrawal, A., J. Gans und A. Goldfarb (eds.) (2019a). *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. University of Chicago Press, Chicago (<https://www.nber.org/books-and-chapters/economics-artificial-intelligence-agenda>).
- Agrawal, A., J. Gans und A. Goldfarb (2019b). Artificial Intelligence: The Ambiguous Labor Market Impact of Automation Prediction. *Journal of Economic Perspectives* 33(2): 31-50 (<https://doi.org/10.1257/jep.33.2.31>).
- Almlund, M., A. L. Duckworth, J. J. Heckman und T.D. Kautz (2011). *Personality Psychology and Economics*. In E.A. Hanushek, S. Machin and L. Wößmann (Hrsg.), *Handbook of the Economics of Education* (Volume 4). Elsevier, Amsterdam, S. 1–181 (2).
- Arntz, M., T. Gregory und U. Zierahn (2016). The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis. OECD Social, Employment and Migration Working Papers 189, OECD Publishing, Paris (<https://doi.org/10.1787/1815199X>).
- Atalay, E., P. Phongthientham, S. Seto und D. Tannenbaum (2020). The Evolution of Work in the United States. *American Economic Journal: Applied Economics* 12(2): 1–36 (<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/app.20190070>).
- Autor, D. H. (2019). Work of the Past, Work of the Future, *AEA Papers and Proceedings* 109: 1–32 (<https://doi.org/10.1257/pandp.20191110>).
- Autor, D. H., D. Dorn, G. H. Hanson und J. Song (2014). Trade Adjustment: Worker-Level Evidence. *Quarterly Journal of Economics* 129 (4): 1799–1860 (<https://doi.org/10.1093/qje/qju026>).
- Autor, D. H., F. Levy und R. Murnane (2003). The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *Quarterly Journal of Economics* 118(4): 1279–1333 (<https://doi.org/10.1162/003355303322552801>).
- Autor, D. H., L. F. Katz und A. B. Krueger (1998). Computing Inequality: Have Computers Changes the Labor Market? *Quarterly Journal of Economics* 113(4): 1169–1213 (<https://doi.org/10.1162/003355398555874>).
- Autor, D. H., L. F. Katz und M. Kearney (2006). The Polarization of the U.S. Labor Market. *American Economic Review* 96(2): 189–194 (<http://dx.doi.org/10.1257/000282806777212620>).
- Autor, D. H., und D. Dorn (2013). The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market. *American Economic Review* 103(5): 1553–1597 (<http://dx.doi.org/10.1257/aer.103.5.15531553>).
- Autor, D. H., und M. J. Handel (2013). Putting Tasks to the Test: Human Capital, Job Tasks, and Wages. *Journal of Labor Economics* 31(2): 59–96 (<http://dx.doi.org/10.1086/669332>).
- Bachbauer, N., und C. Wolf (2020). NEPS-SC6-Erhebungsdaten verknüpft mit administrativen Daten des IAB (NEPS-SC6-ADIAB). Forschungsdatenzentrum der Bundesagentur für Arbeit im Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung, Nürnberg.
- Bachmann, M., F. Bickenbach, E. Bode, D. Dohse, R. Gold, R. Grimmeiss, A. Hanley, J. Kirchherr, J. Klier, J. Lettner, W.-H. Liu, S. Pfülb, B. Saß, F.-O. Semrau, N.A. Sönmez, S. Stern, U. Stolzenburg, J. Vehrke und M. Wenserski (2020). Analyse der industrierelevanten wirtschaftlichen Rahmenbedingungen in Deutschland im internationalen Vergleich. Studie im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie. Institut für Weltwirtschaft und McKinsey & Company, Kiel (https://www.ifw-kiel.de/fileadmin/Dateiverwaltung/IfW-Publications/Dirk_Christian_Dohse/Analyse_der_industrie_relevanten_wirtschaftlichen_Rahmenbedingungen_in_Deutschland_im_internationalen_Vergleich/Finale_23.06.2020_komprimiert.pdf).
- Bachmann, R., M. Cim und C. Green (2019). Long-Run Patterns of Labour Market Polarization: Evidence from German Micro Data. *British Journal of Industrial Relations* 57(2): 350–376 (<https://doi.org/10.1111/bjir.12419>).
- Baumgarten, D., I. Geishecker und H. Görg (2013). Offshoring, Tasks, and the Skill-Wage Pattern. *European Economic Review* 61: 132–152 (<https://doi.org/10.1016/j.eurocorev.2013.03.007>).
- BIBB/BAuA (2006). BIBB/BAuA-Beschäftigtenbefragung 2006. Scientific Use File. Bundesinstitut für Berufsbildung, Bonn, und Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin, Dortmund (<https://doi.org/10.4232/1.11072>).
- BIBB/BAuA (2012). BIBB/BAuA-Beschäftigtenbefragung 2012 – Arbeit und Beruf im Wandel. Erwerb und Verwertung beruflicher Qualifikationen. Scientific Use File. Bundesinstitut für Berufsbildung, Bonn, und Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin, Dortmund (<https://doi.org/10.7803/501.12.1.1.50>).
- BIBB/BAuA (2018). BIBB/BAuA-Beschäftigtenbefragung 2018 – Arbeit und Beruf im Wandel. Erwerb und Verwertung beruflicher Qualifikationen. Scientific Use File. Bundesinstitut für Berufsbildung, Bonn, und Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin, Dortmund (<https://doi.org/10.7803/501.18.1.1.10>).

- BIBB/IAB (1999). BIBB/IAB Strukturerhebung 1998/99 – Erwerb und Verwertung beruflicher Qualifikationen von Beschäftigten. Scientific Use File. Bundesinstitut für Berufsbildung, Bonn, und Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung, Nürnberg (<https://doi.org/10.4232/1.12247>).
- Blossfeld, H.-P., H.-G. Roßbach und J. von Maurice (Hrsg.) (2011). Education as a Lifelong Process – The German National Educational Panel Study (NEPS). *Zeitschrift für Erziehungswissenschaft*, Sonderheft 14.
- Bloom, N., C. I. Jones, J. Van Reenen und M. Webb (2020). Are Ideas Getting Hard to Find? *American Economic Review* 110(4): 1104–1144 (<https://doi.org/10.1257/aer.20180338>).
- Bode, E., S. Brunow, I. Ott und A. Sorgner (2019). Worker Personality: Another Skill Bias beyond Education in the Digital Age. *German Economic Review* 20(4): e254–e294 (<https://doi.org/10.1111/geer.12165>).
- Bode, E., und L. Perez Villar (2017). Creativity, Education or What? On the Measurement of Regional Human Capital. *Papers in Regional Science* 96(S1): S51–S67 (<https://doi.org/10.1111/pirs.12180>).
- Bode, E., und R. Gold (2018). Adult Training in the Digital Age. *Economics: The Open-Access, Open-Assessment EJournal* 12(2018-36): 1–14 (<http://dx.doi.org/10.5018/economics-ejournal.ja.2018-36>).
- Bonin, H., T. Gregory und U. Zierahn (2015). Übertragung der Studie von Frey/Osborne (2013) auf Deutschland. ZEW Kurzexperte Nr. 57. Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung (ZEW). Mannheim.
- Borghans L., A. L. Duckworth, J. J. Heckman, und B. ter Weel (2008a). The Economics and Psychology of Personality Traits. *Journal of Human Resources* 43(4): 972–1059 (<https://doi.org/10.3368/jhr.43.4.972>).
- Borghans, L., B. ter Weel und B. A. Weinberg (2008b). Interpersonal Styles and Labor Market Outcomes. *Journal of Human Resources* 43(4): 815–858 (<https://doi.org/10.3368/jhr.43.4.815>).
- Borghans, L., B. H. H. Golsteyn, J. J. Heckman und H. Meijers (2009). Gender Differences in Risk Aversion and Ambiguity Aversion. *Journal of the European Economic Association* 7(2-3): 649–658 (<https://doi.org/10.1162/JEEA.2009.7.2-3.649>).
- Brunello, G., und M. Schlotter (2011). Non Cognitive Skills and Personality Traits: Labour Market Relevance and their Development in Education & Training Systems. IZA Discussion Paper 5743 (<http://ftp.iza.org/dp5743.pdf>).
- Brynjolfsson, E. und T. Mitchell (2017). What Can Machine Learning Do? Workforce Implications. *Science* 358(6370): 1530–1534 (<https://doi.org/10.1126/science.aap8062>).
- Brynjolfsson, E., T. Mitchell und D. Rock (2018). What Can Machines Learn and What Does It Mean for Occupations and the Economy? *AEA Papers and Proceedings* 108: 43–47 (<https://doi.org/10.1257/pandp.20181019>).
- Cobb-Clark, D. A., und M. Tan (2011). Noncognitive Skills, Occupational Attainment, and Relative Wages. *Labour Economics* 18: 1–13 (<https://doi.org/10.1016/j.labeco.2010.07.003>).
- Cortes, G. M. (2016). Where Have the Middle-Wage Workers Gone? A Study of Polarization Using Panel Data. *Journal of Labor Economics* 34(1): 63–105 (<http://dx.doi.org/10.1086/682289>).
- Cortes, G. M., N. Jaimovich und H. E. Siu (2018). The "End of Men" and Rise of Women in the High-Skilled Labor Market. NBER Working Paper 24274, Revised November 2018 (<http://dx.doi.org/10.3386/w24274>).
- Cortes, G.M., A. Lerche, U. Schönberg und J. Tschoop (2020). Technological Change, Firm Heterogeneity and Wage Inequality. Mimeo (https://www.dropbox.com/s/jcpm28binsgqhb/Draft_v1_0.pdf?dl=0).
- Costa, P.T., und R.R. McCrae (1992). *Revised NEO Personality Inventory (NEO-PI-R) and NEO Five-Factor Inventory (NEO-FFI) Professional Manual*. Psychological Assessment Resources, Odessa, FL.
- Cunha, F., J. J. Heckman und S. M. Schennach (2010). Estimating the Technology of Cognitive and Noncognitive Skill Formation. *Econometrica* 78(3): 883–931 (<https://doi.org/10.3982/ECTA6551>).
- Dauth, W., S. Findeisen, J. Südekum und N. Woessner (2019). The Adjustment of Labor Markets to Robots, mimeo.
- Deming, D. J. (2017). The Growing Importance of Social Skills in the Labor Market. *Quarterly Journal of Economics* 132(4): 1593–1640 (<https://doi.org/10.1093/qje/qjx022>).
- Deming, D. J., und L. B. Kahn (2018). Skill Requirements across Firms and Labor Markets: Evidence from Job Postings for Professionals. *Journal of Labor Economics* 36(S1): S337–S369 (<https://doi.org/10.1086/694106>).
- Ebenstein, A., A. Harrison, M. McMillan und S. Phillips (2014). Estimating the Impact of Trade and Offshoring on American Workers using Current Population Surveys. *Review of Economics and Statistics* 96(4): 581–595 (https://doi.org/10.1162/REST_a_00400).
- Edin, P.-A., P. Fredriksson, M. Nybom und B. Öckert (2017). The Rising Return to Non-Cognitive Skill. IZA Discussion Paper 10914. (<http://ftp.iza.org/dp10914.pdf>).

- Edin, P.-A., T. Evans, G. Graetz, S. Hernnäs und G. Michaels (2020). Individual Consequences of Occupational Decline. Mimeo.
- Faia, E., S. Laffitte, M. Mayer und G. Ottaviano (2020). Automation, Globalization and Vanishing Jobs: A Labor Market Sorting View. Mimeo.
- Fedorets, A. (2019). Changes in Occupational Tasks and Their Association with Individual Wages and Occupational Mobility. *German Economic Review* 20(4): e295–e328 (<https://doi.org/10.1111/geer.12166>).
- Florida, R., C. Mellander und K. Stolarick (2008). Inside the Black Box of Regional Development—Human Capital, the Creative Class and Tolerance. *Journal of Economic Geography* 8(5): 615–649 (<https://doi.org/10.1093/jeg/lbn023>).
- Frey, C. B., und M. A. Osborne (2017). The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerization? *Technological Forecasting and Social Change* 114: 254–280 (<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>).
- Gathmann, C., und U. Schönberg (2010). How General Is Human Capital? A Task-Based Approach. *Journal of Labor Economics* 28 (1): 1–49 (<https://doi.org/10.1086/649786>).
- Gensowski, M. (2018). Personality, IQ, and Lifetime Earnings. *Labour Economics* 51: 170–183 (<https://doi.org/10.1016/j.labeco.2017.12.004>).
- Goos, M., A. Manning und A. Salomons, (2009). Job Polarization in Europe. *American Economic Review* 99(2): 58–63. (<http://www.aeaweb.org/articles.php?doi=10.1257/aer.99.2.58>).
- Gordon, R. J., und H. Sayed (2020). *Transatlantic Technologies: The Role of ICT in the Evolution of U.S. and European Productivity Growth*. NBER Working Paper 27425 (<https://www.nber.org/papers/w27425.pdf>).
- Hanushek, E. A., und L. Wößmann (2008). The Role of Cognitive Skills in Economic Development. *Journal of Economic Literature* 46(3): 607–668 (<https://doi.org/10.1257/jel.46.3.607>).
- Heckman, J. J., J. Stixrud und S. Urzua (2006). The Effects of Cognitive and Noncognitive Abilities on Labor Market Outcomes and Social Behavior. *Journal of Labor Economics* 24(3): 411–482 (<https://doi.org/10.1086/504455>).
- Heckman, J. J., und Y. Rubinstein (2001). The Importance of Noncognitive Skills: Lessons from the GED Testing Program. *AER Papers & Proceedings* 91(2). 145–149 (<https://doi.org/10.1257/aer.91.2.145>).
- Hershbein, B., und L. B. Kahn (2018). Do Recessions Accelerate Routine Biased Technological Change? Evidence from Vacancy Postings. *American Economic Review* 108(7): 1737–1772 (<https://doi.org/10.1257/aer.20161570>).
- Humphries, J. E., und F. Kosse (2017). On the Interpretation of Non-cognitive Skills: What is Being Measured and Why it Matters. *Journal of Economic Behavior & Organization* 136: 174–185 (<https://doi.org/10.1016/j.jebo.2017.02.001>).
- IFR (2018), Installations and Operational Stock 1993-2017 for Industrial Robots. Datenlieferung. International Federation of Robotics, Frankfurt/Main.
- Jaimovich, N., und H. E. Siu (2020). Job Polarization and Jobless Recoveries. *Review of Economics and Statistics* 102(1): 129–147 (https://doi.org/10.1162/rest_a_00875).
- John, K., und S. L. Thomsen (2014). Heterogeneous Returns to Personality: The Role of Occupational Choice. *Empirical Economics* 47 (2): 553–592 (<https://doi.org/10.1007/s00181-013-0756-8>).
- Kautz, T., J.J. Heckman, R. Diris, B. ter Weel, and L. Borghans (2014). Fostering and Measuring Skills: Improving Cognitive and Non-cognitive Skills to Promote Lifetime Success. NBER Working Paper 20749 (<https://www.nber.org/papers/w20749>).
- Kopytov, A., N. Roussanov und M. Taschereau-Dumouchel (2018). Short-run pain, long-run gain? Recessions and Technological Transformation. *Journal of Monetary Economics* 97: 29–44 (<https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2018.05.011>).
- Kramer, A., und M. Tamm (2018). Does learning trigger learning throughout adulthood? Evidence from training participation of the employed population. *Economics of Education Review* 62: 82–90 (<https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2017.11.004>).
- Mellander, C., und R. Florida (2011). Creativity, Talent, and Regional Wages in Sweden. *Annals of Regional Science* 46(3): 637–660 (<https://doi.org/10.1007/s00168-009-0354-z>).
- Modestino, A. S, J. Balance und D. Shoag (2016). Upskilling: Do Employer Demand Greater Skill When Workers are Plentiful? *Review of Economics and Statistics* (https://doi.org/10.1162/rest_a_00835).
- Morandini, M. C., A. Thum-Thysen und A. Vandeplas (2020). Facing the Digital Transformation: Are Digital Skills Enough? European Commission Economic Brief 054. EU Kommission, Brüssel (https://ec.europa.eu/info/sites/info/files/economy-finance/eb054_en.pdf).

- Nieken, P., und S. Störmer (2010). Personality as Predictor of Occupational Choice: Empirical Evidence from Germany. University of Hamburg Discussion Paper 8/2010 (https://www.researchgate.net/profile/Petra_Nieken/publication/228313351_Personality_as_Predictor_of_Occupational_Choice_Empirical_Evidence_from_Germany/links/02e7e5231c8ea0eb10000000/Personality-as-Predictor-of-Occupational-Choice-Empirical-Evidence-from-Germany.pdf).
- OECD (2018). Moving Between Jobs: An Analysis of Occupation Distances and Skill Needs. OECD Science, Technology and Innovation Policy Papers 52. Organization for Economic Co-operation and Development, Paris (<https://doi.org/10.1787/d35017ee-en>).
- OECD (2019). Occupational Transitions: The Cost of Moving to a “Safe Haven”. OECD Science, Technology and Innovation Policy Papers 61. Organization for Economic Co-operation and Development, Paris (<https://doi.org/10.1787/6d3f9bff-en>).
- Schmidpeter, B., und R. Winter-Ebmer (2020). Automation, Offshoring, and the Role of Public Policies. Mimeo.
- Schmidt, F. L., und J. Hunter (2004). General Mental Ability in the World of Work: Occupational Attainment and Job Performance. *Journal of Personality and Social Psychology* 86 (1): 162–173 (<https://doi.org/10.1037/0022-3514.86.1.162>).
- Schupp, J., S. Herrmann, P. Jaensch und F. R. Lang (2008). Erfassung kognitiver Leistungspotentiale Erwachsener im Sozio-oekonomischen Panel (SOEP). Data Documentation 32. Deutsches Institut für Wirtschaftsforschung, Berlin (https://www.diw.de/documents/publikationen/73/diw_01.c.85173.de/diw_datadoc_2008-032.pdf).
- Sinn, H.W. (2003). *Ist Deutschland noch zu retten?* Econ-Verlag, München.
- SOEP (2019). Sozio-oekonomisches Panel: Daten für die Jahre 1984-2017, Version 34 (<https://doi.org/10.5684/soep.v34>).
- Sorgner, A., E. Bode und C. Krieger-Boden (2017). *The Effects of Digitalization on Gender Equality in the G20 Economies*. Women20 Study. E-Book, Institut für Weltwirtschaft, Kiel (https://www.ifw-kiel.de/fileadmin/Dateiverwaltung/IfW-Publications/Alina_Sorgner/the-effects-of-digitalization-on-gender-equality-in-the-g20-economies/digital_women-final_report.pdf).
- Sorrenti, G., U. Zöllitz, D. Ribeaud und M. Eisner (2020). The Causal Impact of Socio-Emotional Skills Training on Educational Success. Working Paper 343, University of Zurich (<http://www.econ.uzh.ch/static/wp/econwp343.pdf>).
- Speer, J. D. (2017). Pre-Market Skills, Occupational Choice, and Career Progression. *Journal of Human Resources* 52 (1): 187–246 (doi:10.3368/jhr.52.1.0215-6940R).
- Spitz-Oener, A. (2006). Technical Change, Job Tasks and Rising Educational Demands: Looking Outside the Wage Structure. *Journal of Labor Economics* 24(2): 235–270 (<https://www.jstor.org/stable/10.1086/499972>).
- Storm, E. (2020). Task Specialization and the Native-Foreign Wage Gap: Evidence from Worker-level Data. Mimeo (<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3636545>).
- Tamm, M. (2018). Training and Changes in Job Tasks. *Economics of Education Review* 67: 137–147 (<https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2018.09.007>).
- Webb, M. (2020). The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market. Mimeo (https://www.michael-webb.co/webb_ai.pdf).
- Weinberger, C. J. (2014). The Increasing Complementarity between Cognitive and Social Skills. *Review of Economics and Statistics* 96(5): 849–861 (https://doi.org/10.1162/REST_a_00449).
- Wells, R. R. Ham und P. N. Junankar (2016). An Examination of Personality in Occupational Outcomes: Antagonistic Managers, Careless Workers and Extraverted Salespeople. *Applied Economics* 48(7): 636–651 (<https://doi.org/10.1080/00036846.2015.1085636>).
- Zoltners, A. A., P. K. Sinha und S. E. Lorimer (2019). Technology Is Blurring the Line Between Field Sales and Inside Sales. *Harvard Business Review* (<https://hbr.org/2019/10/technology-is-blurring-the-line-between-field-sales-and-inside-sales>, abgerufen am 24.08.2020).