

Arntz, Melanie; Gregory, Terry; Zierahn, Ulrich; Lehmer, Florian; Matthes, Britta

Research Report

Digitalisierung und die Zukunft der Arbeit: Makroökonomische Auswirkungen auf Beschäftigung, Arbeitslosigkeit und Löhne von morgen

ZEW-Gutachten

Provided in Cooperation with:

ZEW - Leibniz Centre for European Economic Research

Suggested Citation: Arntz, Melanie; Gregory, Terry; Zierahn, Ulrich; Lehmer, Florian; Matthes, Britta (2018) : Digitalisierung und die Zukunft der Arbeit: Makroökonomische Auswirkungen auf Beschäftigung, Arbeitslosigkeit und Löhne von morgen, ZEW-Gutachten, Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung (ZEW), Mannheim

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/179119>

Standard-Nutzungsbedingungen:

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

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

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

Terms of use:

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

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

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

Digitalisierung und die Zukunft der Arbeit: Makroökonomische Auswirkungen auf Beschäftigung, Arbeitslosigkeit und Löhne von morgen.

Dr. Melanie Arntz

Dr. Terry Gregory

Dr. Ulrich Zierahn

Mannheim, 18. April 2018

Danksagung: Wir danken dem Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) für die finanzielle Förderung des Projektes. Teile dieser Arbeit beruhen auf Zusammenarbeit mit Florian Lehmer und Britta Matthes vom Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung.

ZEW

Zentrum für Europäische
Wirtschaftsforschung GmbH

Ansprechpartnerin

Dr. Melanie Arntz (ZEW)

L 7, 1 · 68161 Mannheim

Postfach 10 34 43

68034 Mannheim

E-Mail arntz@zew.de

Telefon +49 621-1235-159

Telefax +49 621-1235-225

Inhalt

Inhalt	i
1 Einleitung	1
2 Stand der Literatur und Forschungsfragen.....	6
2.1 Stand der Literatur und Forschungslücken.....	6
2.1.1 Effekte der Digitalisierung auf die Lohn- und Beschäftigungsstruktur...6	
2.1.2 Effekte der Digitalisierung auf die Gesamtbeschäftigung	7
2.1.3 Abschätzungen über zukünftige Auswirkungen der Digitalisierung.....	10
2.2 Forschungsfragen	12
3 Schaffung einer geeigneten Datenbasis	14
3.1 IAB-ZEW Arbeitswelt 4.0 Betriebsbefragung.....	14
3.2 Verknüpfung mit administrativen Betriebs- und Beschäftigtendaten .	18
4 Die Diffusion digitaler Technologien in die betriebliche Praxis.....	19
4.1 Arbeitsmittel in deutschen Betrieben nach Automatisierungs- und Digitalisierungsgrad	19
4.2 Vergleich zwischen Industrien.....	22
4.3 Vergleich zwischen Betrieben	25
4.4 Chancen und Risiken neuer Technologien	27
5 Entwicklung eines strukturellen Modells des technologischen Wandels	31
5.1 Arbeitsnachfrage	31
5.1.1 Arbeitsnachfrage der Firmen.....	32
5.1.2 Arbeitsnachfrage der Sektoren.....	34

5.2	Produktnachfrage	36
5.3	Arbeitsmarktfriktionen	37
5.4	Arbeitsangebot	38
5.5	Zerlegung der Gesamtbeschäftigungseffekte	39
6	Analyse des technologischen Wandels auf Betriebsebene	41
6.1	Aggregierte Arbeitsnachfrage	41
6.2	Tätigkeitsspezifische Arbeitsnachfrage	44
7	Makroökonomische Beschäftigungs- und Lohnveränderungen	47
7.1	Datenbasis	47
7.1.1	IAB-ZEW-Arbeitswelt-4.0 Betriebsbefragung	47
7.1.2	SIAB-R7514	48
7.1.3	World Input-Output Database (WIOD)	51
7.2	Empirische Schätzung des strukturellen Modells	52
7.2.1	Arbeitsnachfrage	52
7.2.2	Alternative Arbeitsnachfrage-Schätzung	57
7.2.3	Produktnachfrage	59
7.2.4	Arbeitsmarktfriktionen	62
7.2.5	Arbeitsangebot	65
7.3	Zerlegung der makroökonomischen Effekte	66
7.3.1	Vergangener technologischer Wandel	66
7.3.2	Aktueller technologischer Wandel	70

8	Simulation zukünftiger technologieinduzierter Beschäftigungs- und Lohnveränderungen	87
8.1	Technologische Investitionen	88
8.2	Moderierende Faktoren	96
8.3	Vergleich zu anderen Studien.....	102
9	Fazit.....	105
9.1	Kernergebnisse	105
(1)	Langsame, aber sich beschleunigende Verbreitung von 4.0 Technologien	106
(2)	Wachsende technologische Kluft in der deutschen Betriebslandschaft.....	106
(3)	Schwach positive Gesamtbeschäftigungseffekte	106
(4)	Starke Struktureffekte auf Berufs- und Branchenebene.....	107
(5)	Wachsende Beschäftigungs- und Lohnungleichheit.....	108
(6)	Mobilität hilft den Arbeitskräften, hat aber kaum Beschäftigungseffekte	109
(7)	4.0 Technologien haben in der mittleren First eher investiven Charakter	109
9.2	Politikimplikationen.....	110
10	Literaturverzeichnis	113
11	Anhang.....	119
11.1	Strukturelles Modell	119
11.1.1	Arbeitsnachfrage – Hauptvariante	119
11.1.2	Arbeitsnachfrage – Alternative Variante.....	120
11.1.3	Produktnachfrage	121
11.1.4	Kapitalproduzierender Sektor	122
11.1.5	Arbeitsmarktfriktionen	122

11.1.6	Arbeitsangebot	123
11.1.7	Zerlegung	124
11.2	Durchschnittliche Anteil Produktionsarbeiter im Betrieb	125
11.3	Schätzung in Abbildung 7: Technologieinvestitionen und Veränderungen der tätigkeitsspezifischen Arbeitsnachfrage (2011- 2016)	126
11.4	Weitere Ergebnisse der Szenarien	127
11.4.1	Technologie-Szenarien	127
11.4.2	Szenarien zu moderierenden Faktoren	131

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Nutzung von 4.0-Technologien in deutschen Betrieben	20
Abbildung 2: Anteil der Arbeitsmittel nach Einsatzbereich und Technologiestufe im Zeitablauf	21
Abbildung 3: Kapitalanteile in 2016 nach Technologiestufen und Industrien der WZ93, in Prozent	23
Abbildung 4: Veränderung der Anteile der Technologiestufen am Kapitalstock zwischen 2011 und 2016 nach Branchen, in Prozentpunkten	24
Abbildung 5: Erwartete Veränderung der Anteile der Technologien am Kapitalstock zwischen 2016 und 2021 nach Branchen, in Prozentpunkten	24
Abbildung 6: Chancen und Herausforderungen neuer Technologien	29
Abbildung 7: Technologieinvestitionen und Veränderungen der tätigkeitsspezifischen Arbeitsnachfrage (2011-2016)	45
Abbildung 8: Zerlegung für ausgewählte Segmente, 1995-2010	67
Abbildung 9: Beschäftigungseffekte nach Berufsgruppen, 1995-2010.....	68
Abbildung 10: Beschäftigungseffekte nach Sektoren, 1995-2010	69
Abbildung 11: Netto-Beschäftigungseffekte, 1995-2010.....	70
Abbildung 12: Beschäftigungsentwicklung nach Branchen, 2010-2014	71
Abbildung 13: Veränderung des Kapitalstocks nach Technologie und Branche, 2011-2016.....	72
Abbildung 14: Automatisierungspotentiale im Vergleich zu Industrie 1.0/2.0.....	74
Abbildung 15: Beschäftigungseffekte nach Berufen, 2011-2016.....	75
Abbildung 16: Beschäftigungseffekte nach Sektoren, 2011-2016	76
Abbildung 17: Netto-Beschäftigungseffekte, 2011-2016.....	77
Abbildung 18: Marginale Effekte der Technologien, 2011-2016	78

Abbildung 19: Marginale Effekte der Technologien nach Berufsgruppen, 2011-2016	79
Abbildung 20: Beschäftigungseffekte nach Technologie, 2011-2016	80
Abbildung 21: Arbeitsangebotseffekte nach Berufen, 2011-2016	81
Abbildung 22: Arbeitsangebotseffekte nach Sektoren, 2011-2016	82
Abbildung 23: Lohneffekte nach Berufen, 2011-2016	83
Abbildung 24: Lohneffekte nach Sektoren, 2011-2016	83
Abbildung 25: Arbeitslosigkeitseffekte, 2011-2016	84
Abbildung 26: Beschäftigungspolarisierung, 2011-2016	85
Abbildung 27: Lohnpolarisierung, 2011-2016	86
Abbildung 28: Gesamteffekte für drei Technologie-Szenarien, 2016-2021	89
Abbildung 29: Beschäftigungseffekte im Basisszenario nach Technologien, 2016-2021	90
Abbildung 30: Beschäftigungseffekte für drei Technologie-Szenarien nach Berufen, 2016-2021	91
Abbildung 31: Beschäftigungseffekte für drei Technologie-Szenarien nach Sektoren, 2016-2021	92
Abbildung 32: Lohneffekte für drei Technologie-Szenarien, 2016-2021	93
Abbildung 33: Arbeitslosigkeitseffekte für drei Technologie-Szenarien, 2016-2021	94
Abbildung 34: Beschäftigungspolarisierung im Basisszenario, 2016-2021	95
Abbildung 35: Lohnpolarisierung im Basisszenario, 2016-2021	96
Abbildung 36: Beschäftigungseffekte für Szenarien zu moderierenden Faktoren, 2016-2021	97
Abbildung 37: Beschäftigungseffekte nach Berufen für Szenarien zu moderierenden Faktoren, 2016-2021	98
Abbildung 38: Beschäftigungseffekte nach Sektoren für Szenarien zu moderierenden Faktoren, 2016-2021	99

Abbildung 39: Lohneffekte nach Berufen für Szenarien zu moderierenden Faktoren, 2016-2021	100
Abbildung 40: Arbeitsangebotseffekte nach Berufen für Szenarien zu moderierenden Faktoren, 2016-2021	101
Abbildung 41 - Durchschnittliche Anteil Produktionsarbeiter im Betrieb in 2011	125
Abbildung 42: Lohneffekte für drei Technologieszenarien nach Berufen, 2016-2021	127
Abbildung 43: Arbeitsangebotseffekte für drei Technologieszenarien nach Berufen, 2016-2021	128
Abbildung 44: Lohneffekte für drei Technologieszenarien nach Sektoren, 2016-2021	129
Abbildung 45: Arbeitsangebotseffekte für drei Technologie-Szenarien, 2016-2021	130
Abbildung 46: Lohneffekte für Szenarien zu moderierenden Faktoren, 2016-2021	131
Abbildung 47: Lohneffekte für Szenarien zu moderierenden Faktoren nach Sektoren, 2016-2021	132
Abbildung 48: Arbeitsangebotseffekte für Szenarien zu moderierenden Faktoren nach Sektoren, 2016-2021	133
Abbildung 49: Arbeitslosigkeitseffekte für Szenarien zu moderierenden Faktoren nach Sektoren, 2016-2021	134

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Verteilung der Beobachtungen über die Schichtungsmerkmale .	15
Tabelle 2: Klassifikation der Arbeitsmittel nach Technologiestufen	17
Tabelle 3: Vergleich von Betriebsmerkmalen zwischen Technologievorreitern und -nachzüglern	26
Tabelle 4: Beschäftigtenstruktur von Technologievorreitern und - nachzüglern im Vergleich	27
Tabelle 5: Technologieinvestitionen und betriebliche Gesamtbeschäftigungs- veränderungen zwischen 2011 und 2016	43
Tabelle 6: Schätzergebnisse für die Aggregierte Arbeitsnachfrage.....	53
Tabelle 7: Schätzergebnisse für die Beschäftigungsanteile.....	56
Tabelle 8: Schätzergebnisse für die Alternative Arbeitsnachfrage.....	58
Tabelle 9: Schätzergebnisse für ε	60
Tabelle 10: Schätzergebnisse für σ	62
Tabelle 11: Schätzergebnisse für die Lohnkurve	64
Tabelle 12: Schätzergebnisse für das Arbeitsangebot.....	66

1 Einleitung

In der öffentlichen Debatte wird häufig die Befürchtung geäußert, dass zunehmend Arbeitsplätze durch den Einsatz von digitalen Technologien gefährdet sind. Ob fahrerlose Autos, fliegende Paketdrohnen, oder Algorithmen zur automatischen Generierung von Sport- und Börsennachrichten, der technologische Wandel (TW) dringt immer stärker in Tätigkeitsbereiche vor, die bislang dem Menschen vorbehalten schienen (Brynjolfsson und McAfee 2013, 2017; Kurz und Rieger 2013). Ökonomisch betrachtet bedeutet dies, dass TW die Kosten des Kapitaleinsatzes für bestimmte Tätigkeiten gegenüber den Arbeitskosten senkt, und Kapital Arbeit in diesen Bereichen immer stärker verdrängt. Eine Studie von Frey und Osborne (2017), wonach 47 Prozent aller Jobs in den USA in naher Zukunft durch Computertechnologie gefährdet sind, skizziert in diesem Zusammenhang ein düsteres Bild der Zukunft der Arbeit.

Es ist jedoch keineswegs gesichert, dass ein zunächst arbeitssparender TW insgesamt zu Beschäftigungsverlusten führt. So steigert die Substitution von Arbeit durch Maschinen möglicherweise auch die Nachfrage nach Arbeit in den Sektoren, die diese Maschinen produzieren. Sinkende Preise aufgrund einer gestiegenen Produktivität können zudem die Konsumnachfrage stimulieren sowie zu einer Rückverlagerung von Produktionsprozessen aus Niedriglohnländern führen, was der in der heimischen Produktion eingesetzten Arbeit zugutekommt. Ferner entstehen durch neue Technologien neue Märkte und Beschäftigungsmöglichkeiten. Laut einer Studie der EU (2014) sind allein aus der App-Industrie seit ihrer Entstehung ca. 1 Millionen Arbeitsplätze hervorgegangen. Solche makroökonomischen Anpassungs- und Kompensationsmechanismen bleiben jedoch meist unberücksichtigt.

Die Abschätzung zukünftiger Beschäftigungsveränderungen unter Berücksichtigung der makroökonomischen Anpassungsmechanismen ist jedoch von zentraler Bedeutung für die Wirtschafts- und Arbeitsmarktpolitik. Dies gilt insbesondere für führende Technologiestandorte wie Deutschland. Erstens können solche Abschätzungen Einblicke in die Chancen des technologischen Wandels geben. Bisherige Studien untersuchen vor allem die zerstörerische und weniger die schöpferische Kraft neuer Technologien auf dem Arbeitsmarkt. Zweitens können Arbeitsmarktgruppen identifiziert werden, die von dem Wandel besonders positiv oder negativ betroffen sind. Die Ergebnisse können unter anderem

als Grundlage dafür dienen, die Beschäftigungsfähigkeit von Risikogruppen in der Gesellschaft zu erhalten und zu erhöhen und somit der Gefahr technologischer Arbeitslosigkeit zu begegnen. Die Studie ist somit auch für die Bildungspolitik von großer Relevanz.

In der wissenschaftlichen Literatur gibt es bislang jedoch nur wenige Studien, die versuchen, die Gesamteffekte auf Beschäftigung und Löhne abzuschätzen (vgl. Kap. 2.1). Dabei ist jedoch keine der existierenden Studien in der Lage, die makroökonomischen Effekte des tatsächlichen Einsatzes digitaler Technologien in ihrer gesamten Breite zu quantifizieren und dabei die verschiedenen Wirkungskanäle zu identifizieren. Vielmehr schätzen die vorhandenen Ansätze den Zusammenhang oftmals in einer sogenannten reduzierten Form, der keine Zerlegung des Effektes in die Teilmechanismen erlaubt (z.B. Autor und Dorn 2013). Zudem beruhen bisherige Studien zumeist auf der Annahme, dass Kapital Arbeit in subjektiv definierten Routinetätigkeiten ersetzt. Diese Ergebnisse hängen jedoch von der subjektiven Tätigkeitsklassifikation ab (vgl. Rohrbach-Schmidt und Tiemann 2013). Auch wird der eigentliche Adaptionsprozess technischer Möglichkeiten in Form einer sich verändernden Arbeitsteilung zwischen Mensch und Maschine auf der Ebene der Betriebe dabei vernachlässigt. So werden Studien wie die von Frey und Osborne (2017) oftmals so interpretiert, dass technische Möglichkeiten auch unmittelbar umgesetzt werden und zu entsprechenden Beschäftigungsverlusten führen. Der tatsächliche, oftmals deutlich verzögerte Einsatz dieser Technologien in den Betrieben wird daher vielfach gar nicht herangezogen. Wenn Studien wiederum die Wirkungen des tatsächlichen Technologieeinsatzes untersuchen, so beschränkt sich dieser bisher auf spezifische Technologien wie z.B. den Einsatz von Industrierobotern (vgl. Graetz und Michaels 2015, Acemoglu und Restrepo 2017).

Die vorliegende Studie schließt diese Forschungslücken und trägt somit zu einem besseren Verständnis der Zukunft der Arbeit bei. Insbesondere werden die Auswirkungen der Digitalisierung auf die Gesamtbeschäftigung sowie die Bedeutung makroökonomischer Anpassungs- und Kompensationsmechanismen analysiert. Dabei leistet die Studie drei wesentliche Beiträge zur wissenschaftlichen Literatur und schafft damit auch für die Politik eine wichtige Grundlage zur Gestaltung der Zukunft der Arbeit:

Zum einen zielt die Studie auf eine differenzierte und möglichst vollständige Erfassung des TWs, indem eine Betriebsbefragung durchgeführt wird, um den tatsächlich stattfindenden Einsatz von einfachen Technologien (Industrie 1.0/2.0), computergestützten Technologien (Industrie 3.0) sowie digital vernetzten Technologien (Industrie 4.0) zu erfassen. Der TW wird somit sowohl für Produktions- als auch Dienstleistungsbetriebe anhand ihrer tatsächlichen Betriebspraxis erhoben und erlaubt es, den substituierenden oder auch komplementären Charakter dieser Technologien für verschiedene Tätigkeitsfelder abzuschätzen. Eine solche Datenbasis war bislang nicht vorhanden und konnte durch die Förderung im Rahmen dieser Studie erstmalig geschaffen werden. Die Studie trägt somit maßgeblich zum Verständnis des tatsächlichen Wandels der Arbeitsteilung zwischen Mensch und Maschine bei.

Zweitens verfolgt die Studie das Ziel, die Gesamteffekte dieses tatsächlich in den Betrieben stattfindenden TW auf die Beschäftigung und andere Arbeitsmarktindikatoren abzuschätzen und die zugrundeliegenden Mechanismen offenzulegen. Zu diesem Zweck entwickeln wir ein strukturelles Modell des TW mit endogener Arbeitsnachfrage und einem endogenem Arbeitsangebot. Dabei werden auch die Nachfrageeffekte berücksichtigt, die unmittelbar durch die Herstellung der neuen Technologien als auch deren Produktivitätswirkungen entstehen. Die ökonomischen Zusammenhänge des Modellrahmens werden anschließend unter Verwendung der Informationen aus der Betriebsbefragung und einer Reihe weiterer Datensätze empirisch geschätzt. Im Ergebnis ist es möglich, nicht nur die Veränderungen der Beschäftigungs- und Lohnstruktur im Zuge des TWs abzuschätzen, sondern auch die bisher nur unzureichend adressierten Fragen bzgl. der Gesamtbeschäftigungseffekte zu beantworten.

Drittens bildet die Abschätzung der Effekte für die Vergangenheit die Grundlage dafür, die entsprechenden Veränderungen in der näheren Zukunft (etwa fünf Jahre) zu prognostizieren. Dazu werden in der Betriebsbefragung auch die Einschätzungen der Betriebe zum zukünftigen Einsatz von Maschinen und Kapital erhoben. Die auf Basis der Vergangenheit empirisch geschätzten Zusammenhänge können somit genutzt werden, um die Auswirkungen dieser zukünftig erwarteten Arbeitsteilung auf die Arbeitsmarktentwicklung der näheren Zukunft unter bestimmten Annahmen abzuleiten. Dabei werden verschiedene Szenarien betrachtet, um Einblicke in die Bedeutung verschiedener Anpassungs- und

Kompensationsmechanismen zu erhalten und der Politik damit Handlungsfelder für eine positive Gestaltung des TW aufzuzeigen. So kann einer Beschäftigungs- und Lohnpolarisierung im Fall eingeschränkter beruflicher oder sektoraler Mobilität durch bildungs- und arbeitsmarktpolitische Maßnahmen begegnet werden, welche die Beschäftigten in die Lage versetzen, ihre Fähigkeiten dem strukturellen Wandel anzupassen. Bildungs- und arbeitsmarktpolitische Reaktionen reichen jedoch kaum aus, falls die Beschäftigungs- und Lohneffekte durch eine langsame Anpassung der Wirtschaftsstrukturen an die sich verändernde Güter- und Dienstleistungsnachfrage zustande kommen. In diesem Fall ist es vielmehr wichtig, die Mechanismen zu verstehen, die über das Ausmaß der Gesamtbeschäftigungseffekte entscheiden.

Die vorliegende Forschungsarbeit liefert somit wichtige Erkenntnisse für die Gestaltung der Zukunft der Arbeit, indem die Gesamtwirkungen des TW auf der Basis der tatsächlichen Diffusion neuer Technologien in die betriebliche Praxis mittels eines strukturellen Modells geschätzt werden, das mit relativ wenig Annahmen auskommt und die Zerlegung der Wirkungen in verschiedene Mechanismen ermöglicht. Zudem werden die darauf aufbauenden Simulationen zukünftiger Arbeitsmarktentwicklungen durch den von den Betrieben erwarteten zukünftigen Technologieeinsatz empirisch gestützt.

Die Studie gliedert sich wie folgt. Abschnitt 2 gibt einen Überblick über den Stand der Literatur sowie die in dieser Studie adressierten Forschungsfragen. Abschnitt 3 beschreibt die Konzeption und Durchführung der Betriebsbefragung zur Erfassung des Technologieeinsatzes in Deutschland. Abschnitt 4 analysiert auf Basis dieser Befragung die in Deutschland stattfindende Diffusion neuer digitaler Technologien. Abschnitt 5 stellt das theoretische Modell zur Abschätzung der Gesamteffekte auf Beschäftigung und Löhne vor, indem die verschiedenen, in das strukturelle Modell einfließenden ökonomischen Zusammenhänge vorgestellt werden. Abschnitt 6 betrachtet nun zunächst die Auswirkungen eines sich verändernden Technologieeinsatzes in den Betrieben auf die betriebliche Arbeitsteilung zwischen Mensch und Maschine, bevor Abschnitt 7 die empirische Abschätzung der einzelnen, in das strukturelle Modell einfließenden ökonomischen Zusammenhänge und deren Datenbasis erläutert sowie die darauf beruhenden Gesamteffekte des TW vorstellt. Zudem wird dieser Gesamteffekt in verschiedene Mechanismen zerlegt. Zuletzt beschreibt Abschnitt 8 die

Simulationen der Arbeitsmarktentwicklung in der näheren Zukunft und diskutiert dafür verschiedene Szenarien. Abschnitt 9 schließt mit einem Fazit sowie Politikimplikationen.

2 Stand der Literatur und Forschungsfragen

2.1 Stand der Literatur und Forschungslücken

2.1.1 Effekte der Digitalisierung auf die Lohn- und Beschäftigungsstruktur

Die aktuelle Forschung zu den Folgen der Digitalisierung auf den Arbeitsmarkt fokussiert vor allem auf die induzierten Veränderungen der Lohn- und Beschäftigungsstruktur. Durch digitale Technologien können zunehmend sogenannte Routinetätigkeiten erbracht werden, da sich diese leicht kodifizieren und in Form von Routinen durch Computer automatisieren lassen. Solche Tätigkeiten werden häufig von mittleren Einkommensgruppen ausgeübt, wie beispielsweise von Buchhaltern, Sachbearbeitern, oder repetitiven Produktionsarbeitern. Nicht-routinetätigkeiten lassen sich dagegen bisher nicht durch Computer erbringen. Diese sind sowohl in hohen, als auch in niedrigen Einkommensgruppen anzutreffen und umfassen einerseits manuelle Tätigkeiten, welche komplexes, situationsangepasstes Verhalten voraussetzen (z.B. Frisöre, LKW-Fahrer oder Kellner). Andererseits betrifft es kognitive Tätigkeiten, welche Flexibilität, Kreativität oder Problemlösungskompetenz erfordern (z.B. Manager, Ärzte, Juristen). Dies führt zu einem Tätigkeitswandel, bei dem die Nachfrage nach menschlicher Arbeit in Routinetätigkeiten relativ zu menschlicher Arbeit in Nicht-routinetätigkeiten zurückgeht. Die Veränderung der Arbeitsnachfrage kann sowohl dazu führen, dass die Beschäftigung in Routine-Berufen relativ zu nicht-Routine-Berufen zurückgeht, als auch dazu, dass sich die Tätigkeitsstrukturen innerhalb der Berufe selbst verändern (Acemoglu und Autor 2011).

Der Tätigkeitswandel ist in vielen Ländern zu beobachten, wie etwa in den USA (Autor et al. 2003, 2006), Deutschland (Spitz-Oener 2006), Großbritannien (Green 2012, Goos und Manning 2007), verschiedenen europäischen Ländern (Goos et al. 2009, 2014, Oesch und Rodríguez Menés 2011), Schweden (Adermon und Gustavsson 2011) und Japan (Ikenega und Kambayashi 2010). Zwar findet dieser Wandel durch eine Veränderung der Anteile von Berufe mit unterschiedlichen Tätigkeitsstrukturen statt, zu einem großen Teil passen sich aber die Tätigkeitsstrukturen innerhalb der Berufe selbst an, wie Autor et al. (2003) für die USA und Spitz-Oener (2006) für Deutschland zeigen. Da Routinetätigkeiten vor allem in Berufen mit mittlerer Entlohnung relativ weit verbreitet sind,

kann es zu einer Beschäftigungs- und Lohnpolarisierung kommen. Bei der Beschäftigungspolarisierung sinkt der Anteil der Beschäftigten im mittleren Lohnsegment relativ zu den Polen (hohes und niedriges Einkommen). Bei der Lohnpolarisierung wachsen die Löhne im mittleren Lohnsegment langsamer als an den Polen. In den USA findet sowohl eine Beschäftigungs-, als auch eine Lohnpolarisierung statt (Autor et al. 2008, Autor und Dorn 2013, Firpo et al. 2011). Die Lohnpolarisierung kann allerdings nicht in allen OECD-Ländern festgestellt werden (Aktinson 2008). In Deutschland ist zwar eine Beschäftigungspolarisierung, aber keine Lohnpolarisierung zu beobachten (Antonczyk et al. 2010, Dustmann et al. 2009, Kampelmann und Rycx 2011, Senftleben und Wieland 2013). Die Beschäftigungspolarisierung infolge der Digitalisierung ist somit ein recht länderübergreifendes Phänomen der 1990er Jahre. Die Lohnentwicklungen hingegen können nicht alleine durch die Digitalisierung erklärt werden und hängen auch von anderen Faktoren, wie etwa den Arbeitsmarktinstitutionen, ab.

Die derzeitige Forschung konnte zudem bisher ein grundlegendes Problem nicht lösen. Daten über die Tätigkeitsstrukturen von Beschäftigten wurden nicht speziell für die Analyse der Auswirkungen der Digitalisierung auf Arbeitsmärkte erhoben. Wissenschaftler müssen daher berufliche Tätigkeiten in solche unterteilen, die relativ leicht durch Maschinen automatisiert werden können und in solche, bei denen eine Substitution von Menschen durch Maschinen weniger möglich erscheint (Autor 2013). Die Einteilung in Routine- oder nicht-Routine-Tätigkeiten ist somit subjektiv. Wie Rohrbach-Schmidt und Tiemann (2013) zeigen, hängen die Ergebnisse in Studien stark von der subjektiven Einteilung ab. Eine zentrale Forschungslücke und Herausforderung für die weitere Forschung besteht daher darin, geeignete Maße für die tatsächliche Substitution von Arbeit durch Maschinen in Betrieben zu entwickeln.

2.1.2 Effekte der Digitalisierung auf die Gesamtbeschäftigung

Die bisherige Forschung konzentriert sich relativ stark auf die Auswirkungen der Digitalisierung auf die Lohn- und Beschäftigungsstruktur und erlaubt kaum belastbaren Aussagen über die Gesamtbeschäftigungseffekte. Gerade für die politischen Implikationen dieser Polarisierungstendenzen ist es jedoch maßgeblich, nicht nur die relativen Lohn- und Beschäftigungseffekte auf verschiedene Berufs- und Bildungsgruppen zu analysieren, sondern auch die makroökonomischen Prozesse stärker in den Fokus zu nehmen.

Zwar können neue Technologien in Form von Prozessinnovationen dazu führen, dass menschliche Arbeitskraft durch Maschinen substituiert und damit freigesetzt wird. Verschiedene makroökonomische Anpassungsprozesse können aber die Effekte auf die Gesamtbeschäftigung teilweise, ganz oder sogar überkompensieren. Beispielsweise entstehen neue Arbeitsplätze in den Sektoren, welche die neuen Technologien produzieren. Neue Technologien führen über Kosten- und Preissenkungen zu einem Anstieg der Nachfrage und über eine Ausdehnung der Produktion zu neuer Beschäftigung. Die Freisetzung von Arbeitskräften kann über sinkende Löhne wiederum zu steigender Arbeitsnachfrage führen. Aufgrund der höheren Produktivität könnten zudem die am Produktionsprozess weiterhin beteiligten Arbeitskräfte höhere Löhne verhandeln, was über steigende Konsumnachfrage auch zu einer höheren Arbeitsnachfrage führen könnte (Pianta 2009; Vivarelli 2007). Die Gesamtbeschäftigungseffekte müssen somit nicht zwangsläufig negativ ausfallen.

Ein Großteil der empirischen Studien untersucht den Zusammenhang zwischen Produkt- oder Prozessinnovationen und Beschäftigung auf der Firmen- oder Sektorebene (vgl. u.a. Smolny 1998, 2002 und Meyer-Krahmer 1992 für Deutschland). Graez und Michaels (2015) untersuchen für 17 Länder, darunter Deutschland, spezifisch die Auswirkungen des Einsatzes von Industrierobotern auf ökonomische Variablen, wie den Arbeitseinsatz oder die Entlohnung auf Industrie-Ebene. Mögliche Anpassungsprozesse auf makroökonomischer Ebene wie Auswirkungen auf andere Firmen und Sektoren werden bei Studien auf Firmen- oder Sektor-Ebene jedoch vernachlässigt. Damit sind Aussagen zu den Effekten auf Firmen- oder Sektor-Ebene, aber keine Aussagen zu Gesamteffekten auf Beschäftigung und Löhne möglich.

Aktuelle empirische Studien zu den Gesamtbeschäftigungseffekten des technologischen Wandels gibt es bisher wenige. Studien für Großbritannien und OECD-Länder aus den 1990er Jahren zeigen, dass makroökonomische Anpassungsprozesse ausreichen um die Freisetzungseffekte auszugleichen (Layard und Nickell 1985; Layard et al. 1994, 2003; Pini 1995). Die Ergebnisse beziehen sich aber auf frühere Phasen technologischen Wandels und gehen nicht auf die Digitalisierung ein. Zudem liegen mittlerweile neue ökonometrische Methoden zur Identifikation kausaler Effekte, sowie sehr viel detailliertere Mikro- und Regionaldaten zur Messung der Effekte technologischen Wandels vor. In einer aktuelleren Studie stellt Feldmann (2013) für 21 Industrieländer fest, dass technologischer

Fortschritt in Form von Innovationen nur mittelfristig, aber nicht langfristig die Arbeitslosigkeit erhöht. Der Autor fokussiert aber nur auf die nationale Arbeitslosenquote, Effekte auf Beschäftigung und Löhne, eine Unterteilung der Effekte nach Arbeitsmarktgruppen oder die Analyse der Anpassungskanäle berücksichtigt er nicht.

Einige aktuellere Studien nähern sich den makroökonomischen Beschäftigungseffekten der jüngeren Digitalisierung, indem sie regionale Arbeitsmärkte als kleine Ökonomien modellieren und auf diesem Wege die beschriebenen makroökonomischen Anpassungs- und Kompensationsmechanismen mit einbeziehen. So finden beispielsweise Autor und Dorn (2013) in Regionen, welche vor der Computerisierung stark durch (automatisierbare) Routinetätigkeiten geprägt waren, eine stärkere Beschäftigungs- und Lohnpolarisierung. Gleichzeitig erfuhren diese Regionen jedoch eine Zuwanderung von Hoch- und Geringqualifizierten, was darauf hindeutet, dass die positiven Beschäftigungseffekte überwiegen. Aufschluss über die dabei wirksamen Kompensationsmechanismen liefern solche Studien jedoch nur begrenzt.

Ähnlich begrenzt sind die Analysen von Acemoglu und Restrepo (2017), welche die Auswirkungen des Robotereinsatzes auf Löhne und Beschäftigung in lokalen Arbeitsmärkten in den USA untersuchen. Sie finden negative Beschäftigungs- und Lohneffekte in den USA. In einer ganz ähnlichen Studie für Deutschland kommen Dauth et al. (2017) zu dem Ergebnis, dass ein zunehmender Einsatz an Industrierobotern neutrale Nettoeffekte hat, weil ein negativer Effekt für Beschäftigte in der Industrie durch entsprechende positive Effekte auf die Beschäftigung im Dienstleistungssektor kompensiert werden. Beide Studien können die zugrundeliegenden Mechanismen aufgrund des reduzierten Ansatzes jedoch nur begrenzt untersuchen. Zudem fokussieren die Studien auf den Einfluss des Robotereinsatzes. Der aktuelle TW lässt sich jedoch nicht auf den Einsatz von Robotern reduzieren. Gerade in der Dienstleistungsbranche spielen andere Aspekte der Digitalisierung wie z.B. Analysen auf der Basis von Big Data, Plattformbasierte Geschäftsmodelle etc. eine Rolle, deren Auswirkungen von denen von Industrierobotern deutlich abweichen dürften.

Einen Schritt weiter geht die Studie von Gregory, Salomons und Zierahn (2016). Auf Basis eines strukturellen Modells mit endogener Arbeitsnachfrage auf regionaler Ebene zeigen sie, dass regionale Arbeitsmärkte, welche aufgrund eines

hohen Anteils an (automatisierbaren) Routinetätigkeiten stark von TW betroffen sind, tatsächlich zunächst einen arbeitseinsparenden Effekt erleben, dieser jedoch durch positive Beschäftigungseffekte aufgrund der gestiegenen relativen Wettbewerbsfähigkeit kompensiert werden kann. Gegenüber Autor und Dorn (2013) kann diese Studie daher die Gesamteffekte in zwei wesentliche Kanäle, den (negativen) Substitutionseffekt und den (positiven) Produktnachfrageeffekt, zerlegen. Dennoch bilden auch diese Wirkungen nur partielle Effekte ab, da mögliche Anpassungsprozesse über die Arbeitsangebotsseite, das Lohngefüge oder einen parallel wachsenden IT-Sektor bislang vernachlässigt werden. Eine zentrale Forschungslücke besteht demnach weiterhin in der Ermittlung von Gesamtbeschäftigungseffekten der Digitalisierung.

2.1.3 Abschätzungen über zukünftige Auswirkungen der Digitalisierung

Studien zu den Auswirkungen der Digitalisierung auf die Arbeitsmärkte konzentrieren sich zumeist auf die 1980er und 1990er Jahre. Für den aktuellen Rand liegen bisher nur wenige Ergebnisse vor. Es deutet sich allerdings an, dass der Trend zur Beschäftigungspolarisierung gebrochen sein könnte. So stellen Beaudry et al. (2013) für die USA fest, dass nur noch die geringen Einkommensgruppen Beschäftigungszuwächse verbuchen können, während dies nicht mehr für die höchsten Einkommensgruppen gilt. Dies könnte darauf zurückzuführen sein, dass die Hochqualifizierten der jüngeren Kohorten in den USA seltener als früher in hoch-entlohnte Berufe aufsteigen (Beaudry et al. 2014). Ähnliche Entwicklungen stellt auch Autor (2014a) fest, wobei Autor (2014a) vor allem den stark steigenden Anteil von Hochschulabsolventen als möglichen Grund für deren sich relativ verschlechternde Arbeitsmarktaussichten hervorhebt. Die jüngeren Entwicklungen könnten bedeuten, dass sich die Auswirkungen der Digitalisierung auf die Arbeitsmärkte verändern, oder dass sich das Arbeitsangebot, insbesondere die Qualifikation jüngerer Kohorten, wandelt.

Viel öffentliche Beachtung fand zuletzt eine Studie von Frey und Osborne (2017). Die Autoren ermitteln auf Grundlage von Experteneinschätzungen sowie Tätigkeitsprofilen von Berufen ein Maß für das Automatisierungspotential in den USA. Sie kommen zu dem Schluss, dass derzeit 47 % der Beschäftigten in den USA in Berufen arbeiten, die mit einer hohen Wahrscheinlichkeit in den nächsten 10 bis 20 Jahren automatisiert werden können. Beschäftigte in Berufen mit einer hohen Automatisierungswahrscheinlichkeit müssen jedoch nicht

zwangsläufig freigesetzt werden. Erstens beruhen die Ergebnisse von Frey und Osborne auf Experteneinschätzungen. Experten neigen jedoch dazu, die Potentiale neuer Technologien zu überschätzen (Autor 2014b). Zweitens vernachlässigen Frey und Osborne gesellschaftliche, rechtliche und ethische Hürden bei der Einführung neuer Technologien, die die Einführung neuer Technologien verzögern oder gar verhindern können. Drittens passen sich Berufe auch immer an den Wandel an (Autor et al. 2003, Spitz-Oener 2006), so dass die Arbeitsplätze nicht verloren gehen müssen. Schließlich erlaubt die Studie keine Aussagen bezüglich der Gesamtbeschäftigungseffekte. Hierzu wäre die Berücksichtigung makroökonomischer Anpassungsprozesse wie die Entstehung neuer Industrien und Arbeitsplätze notwendig.

Zudem gibt es Evidenz dafür, dass das Automatisierungspotenzial in dem durch Frey und Osborne gewählten und von zahlreichen anderen Studien replizierten¹, berufsbasierten deutlich Ansatz überschätzt wird. Denn dieser geht davon aus, dass alle Beschäftigten in einem Berufsfeld dieselben Tätigkeiten ausführen und somit auch dasselbe Automatisierungspotenzial haben. Einer Studie von Arntz, Gregory und Zierahn (2017) zeigt demgegenüber, dass dies nicht der Fall ist, da Beschäftigte auch in einem vermeintlich stark automatisierbaren Berufsfeld häufig auch Tätigkeiten ausführen, die kaum automatisierbar sind. Im Ergebnis sinkt der Anteil der Beschäftigten in Jobs mit einem hohen Automatisierungspotenzial für die USA auf 9 Prozent und für Deutschland auf 12 Prozent, wenn man diese Heterogenität auf der Ebene der Beschäftigten berücksichtigt. Dabei handelt es sich jedoch weiterhin lediglich um Automatisierungspotenziale. Wie sich diese in Beschäftigungs- und Lohneffekte übersetzen, kann mittels dieser Studien nicht abgeleitet werden.

Die Studie von Wolter et al. (2016) versucht wiederum, die zukünftigen Wirkungen im Rahmen eines makroökonomischen Modells zu simulieren. Das verwendete Prognosemodell modelliert mithilfe von Szenario-Rechnungen einen verstärkten Wandel hin zur Industrie 4.0. Bisherige Trends hin zu Industrie 4.0, die sich beispielsweise in einer verstärkten Breitbandnutzung niederschlagen, wer-

¹ Vgl. Pajarinen/Rouvinen (2014) für Finnland, Bowles (2014) für verschiedene europäische Länder, oder Brzeski/Burk (2015) für Deutschland.

den darin fortgeschrieben und deren Wirkungen auf der Basis eines makroökonomischen Modells simuliert. Die simulierten Auswirkungen auf die Gesamtbeschäftigung fallen dabei bis 2035 gering aus, zeigen aber, dass es zu großen Umwälzungen zwischen Berufen und Sektoren kommt. Die zugrunde gelegten Szenarien beruhen auf starken Annahmen bezüglich des zukünftigen Wandels hin zu Industrie 4.0. So modellieren Wolter et al. das mit einem Wandel hin zu 4.0-Technologien einhergehende technische Potenzial der Substituierbarkeit. Mögliche Komplementaritäten dieser Technologien zu bestimmten Berufsgruppen wird dabei nicht zugelassen. Zudem beschränkt sich die Analyse auf den TW im Produktionsbereich und ermöglicht es darüber hinaus nicht, die verschiedenen Wirkungsmechanismen zu identifizieren, die gerade aus der Sicht der politischen Akteure von wesentlicher Bedeutung sind, um daraus Handlungsfelder abzuleiten.

2.2 Forschungsfragen

Die vorliegende Studie möchte die in den vorherigen Abschnitten genannten Forschungslücken schließen und adressiert daher die folgenden Forschungsfragen:

- Welche technischen Möglichkeiten der Digitalisierung und Automatisierung werden tatsächlich in der jüngeren Vergangenheit und näheren Zukunft in Betrieb umgesetzt und verändern die Arbeitsteilung zwischen Mensch und Maschine? Mit welcher Geschwindigkeit verläuft dieser Diffusionsprozess?
- Hat der TW in den letzten Jahren zu einer Steigerung oder Reduktion der Gesamtbeschäftigung geführt? Von welchen Faktoren und Anpassungsprozessen hängt die technologiebedingte Veränderung der Gesamtbeschäftigung ab?
- Welche Berufsgruppen und Industrien verlieren/gewinnen im Zuge des TWs an Bedeutung? Kommt es zu einer Lohnpolarisierung?
- Mit welchen Entwicklungen ist in den nächsten 10 Jahren vor dem Hintergrund des von den Betrieben zukünftig erwarteten Technologieeinsatzes zu rechnen?
- Welche Implikationen ergeben sich für die Bildungs-, Arbeitsmarkt-, Innovations- und Industriepolitik?

Die Beantwortung dieser Forschungsfragen liefert neue Ergebnisse im Hinblick auf die Auswirkungen des jüngsten und zukünftigen technologischen Wandels und erlaubt es somit Politikempfehlungen abzuleiten, deren Umsetzung zu einer möglichst positiven und inklusiven Arbeitsmarktentwicklung beitragen kann. Die in dieser Studie vorgestellten Ergebnisse für die Beschäftigungs- und Lohnwirkungen der jüngeren Vergangenheit sowie die darauf aufbauenden Simulationen bilden dabei den aktuellen Stand der Analysen ab. Im Zuge einer geplanten Weiterentwicklung des Modells und dessen empirischer Umsetzung ist daher nicht ausgeschlossen, dass sich die Ergebnisse nochmals in begrenztem Maße verändern können.

3 Schaffung einer geeigneten Datenbasis²

3.1 IAB-ZEW Arbeitswelt 4.0 Betriebsbefragung

Ein wesentliches Ziel der Studie besteht darin, den tatsächlichen Einsatz digitaler Technologien in deutschen Betrieben zu erfassen und somit für die weiteren Analysen auf der Betriebsebene sowie die Abschätzung der Effekte der Digitalisierung auf gesamtwirtschaftlicher Ebene ein direktes Maß für die fortschreitende Digitalisierung zu verwenden. Zudem sollte der Einsatz solcher Technologien auch prospektiv erhoben werden, um eine empirisch fundierte Grundlage für eine Simulation zukünftiger Auswirkungen der Digitalisierung zu haben.

Im Rahmen der Studie wurde daher eine repräsentative Betriebsbefragung unter 2032 deutschen Produktions- und Dienstleistungsbetrieben zusammen mit dem Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung durchgeführt. Eine nähere Beschreibung findet sich in Arntz et al. (2016a). Die Befragung wurde telefonisch durchgeführt und beinhaltete folgende Themenblöcke:

- (1) Bedeutung digitaler Technologien im Betrieb
- (2) Digitalisierungs- und Automatisierungsgrad der Arbeitsmittel
- (3) Personalentwicklung/Arbeitsnachfrage
- (4) Aus- und Weiterbildung
- (5) Hintergrundinformationen der Betriebe

Die Informationen wurden teilweise gegenwärtig, retrospektiv und prospektiv abgefragt. Die Zielperson im Betrieb war primär die technische Leitung; ebenfalls in Frage kamen (stellvertretende) Geschäfts- und Betriebsleitung, Assistenz der Geschäftsführung, Inhaber, Abteilungsleiter Controlling, Abteilungsleiter Produktion oder Prokuristen. Die Stichprobe wurde nach Region (Ost /West), Betriebsgröße (0-9, 10-49, 50-200 sowie 200 und mehr Mitarbeiter) und nach fünf Sektoren geschichtet

² Dieser Abschnitt beruht in Teilen auf Arntz et al. (2016a).

Bei der Einteilung der Wirtschaftssektoren wurde den klassischen Kriterien nach zwischen Sekundärsektor (industrieller Sektor) und Tertiärsektor (Dienstleistungssektor) unterschieden, wobei jeweils nochmal zwischen wissensintensiven (z.B. Forschung und Entwicklung oder die Herstellung von pharmazeutischen Erzeugnissen) und nicht wissensintensiven Bereichen (z.B. Bausektor oder Gastronomie) differenziert wurde. Der IKT-Sektor (z.B. Verlegen von Software oder die Herstellung von Datenverarbeitungsgeräten) bildet eine gesonderte fünfte Kategorie, um dem aufstrebenden Informationssektor gesondert Rechnung zu tragen.³ Für eine genaue Einteilung der Sektoren, siehe Arntz et. al (2016).

Tabelle 2 zeigt, wie sich die 2032 Interviews auf die Schichtungsmerkmale verteilen. Die Zahlen zeigen, dass in nahezu allen Zellen 50 Interviews erreicht wurden. Lediglich große IKT Betriebe mit mehr als 200 Mitarbeitern in Ostdeutschland wurden unzureichend erfasst. Valide Aussagen für diese Betriebsgruppe sind somit im Rahmen der Analysen nicht möglich.

Tabelle 1: Verteilung der Beobachtungen über die Schichtungsmerkmale

		Sekundär nicht wissensintensiv	Sekundär wissensintensiv	Tertiär nicht wissensintensiv	Tertiär wissensintensiv	IKT
0-9 Mitarbeiter	West	55	51	51	52	55
0-9 Mitarbeiter	Ost	52	55	50	52	53
10-49 Mitarbeiter	West	53	54	51	52	53
10-49 Mitarbeiter	Ost	54	55	52	53	55
50-199 Mitarbeiter	West	50	51	52	50	51
50-199 Mitarbeiter	Ost	50	52	50	53	46
>=200 Mitarbeiter	West	50	52	56	50	51
>=200 Mitarbeiter	Ost	51	50	54	51	4

Die IAB-ZEW Arbeitswelt 4.0 Befragung erlaubt erstmals Einblicke in den Automatisierungs- und Digitalisierungsgrad der Arbeitsmittel in deutschen Betrieben


³ Die Definition des IKT-Sektors basiert auf der Klassifikation des Statistischen Bundesamtes (2015).

sowie deren Veränderungen in den letzten 5 Jahren. Dazu wurden mehrere Maße erhoben, die den Stand der Technik im Betrieb erfassen, insbesondere den Einsatz moderner Technologien. Im Produktionsbereich umfassen diese Technologien z.B. weitgehend selbststeuernde Systeme bis hin zu "intelligenten Fabriken", "cyberphysikalischen Systemen" und "Internet der Dinge". Im Dienstleistungssektor sind dies Software, Algorithmen und/oder Internet-Schnittstellen wie Analysetools mit Big Data, Cloud Computing-Systeme, Online-Plattformen oder Online-Märkte. Für das erste Maß haben wir technische Leiter oder vergleichbare Experten im Betrieb nach dem Grad der Nutzung solcher Technologien befragt. Das zweite Maß erfasst den Prozentsatz der Betriebs- und Geschäftsausstattung der Betriebe, die bereits zu diesen modernen Technologien gehören. Für das dritte und wichtigste Maß haben wir die Produktionsverantwortlichen gebeten, die Anteile ihrer gesamten Maschinen und Anlagen nach dem Automatisierungsgrad zu bewerten. Dabei unterscheiden wir zwischen Produktionsmittel und elektronische Büro und Kommunikationsmittel (BuK-Mittel). Produktionsmittel umfassen Maschinen, Anlagen, Werkzeuge, Fahrzeuge oder Transportmittel und werden meist von Produzenten verwendet. BuK-Mittel umfassen Computer, Laptops, Tablets, Telefone, Software oder Internetschnittstellen und werden in der Verwaltung von sowohl Produzenten als auch von Dienstleistern verwendet.

Tabelle 1 zeigt die Struktur der Technologiestufen. Die Gruppierung ist so angelegt, dass der Automatisierungs- und Digitalisierungsgrad in den jeweiligen Kategorien ansteigt. Dies reicht bei Produktionsmitteln von „manuell gesteuerten“ Arbeitsmitteln, wo der Mensch im hohen Maße selbst tätig ist, bis hin zu „selbststeuernden“ Maschinen und Anlagen, wo die Technik Arbeitsprozesse weitestgehend selbstständig und automatisch erledigt. Die BuK-Mittel in der Verwaltung von Produktionsbetrieben sowie in Dienstleistungsbetrieben können analog eingeteilt werden. Hier reicht das Spektrum von „nicht IT-gestützten“ Arbeitsmitteln wie etwa Telefone und Faxe, bei denen der Mensch im hohen Maße selbst tätig ist, bis hin zu „IT-integrierten“ Computersystemen oder Plattformen, wo Software und Algorithmen Arbeitsprozesse weitestgehend selbstständig und automatisch erledigen. Die obersten Kategorien „selbststeuernd“ und „IT-integriert“ bezeichnen wir im Folgenden als Technologien der vierten Industriellen Revolution bzw. Technologien 4.0 (Produktionsmittel 4.0 bzw. BuK-Mittel 4.0). Die anderen Kategorien entsprechen Technologien der

ersten bzw. zweiten industriellen Revolution (1.0/2.0-Technologien) bzw. der dritten industriellen Revolution (3.0-Technologien).

Tabelle 2: Klassifikation der Arbeitsmittel nach Technologiestufen

<i>Arbeitsmittel:</i>	Produktionsmittel	Elektronische Büro- und Kommunikationsmittel
<i>Einsatzbereich:</i>	Produktion	Verwaltung/Dienstleistungen
 <p>Automatisierungs- und Digitalisierungsgrad ansteigend</p>	1.0/2.0-Technologien	
	1. Manuell gesteuert	1. Nicht IT-gestützt
	z.B. Bohrmaschinen, Kraftfahrzeuge oder Röntgengeräte. Bei diesen Arbeitsmitteln ist der Mensch im hohen Maße selbst tätig.	z.B. Telefone, Fax- oder Kopiergeräte. Bei diesen Arbeitsmitteln ist der Mensch im hohen Maße selbst tätig.ist nur indirekt tätig.
	3.0-Technologien	
	2. Indirekt gesteuert	2. IT-gestützt
	z.B. CNC-Maschinen, Industrieroboter oder verfahrenstechnische Anlagen. Bei diesen Arbeitsmitteln übernimmt die Technik einen Großteil der Arbeit; der Mensch ist nur indirekt tätig	z.B. Computer, Terminals, elektronische Kassen oder CAD-Systeme. Bei diesen Arbeitsmitteln übernimmt die Technik einen Großteil der Arbeit; der Mensch ist nur indirekt tätig..
4.0-Technologien		
3. Selbststeuernd	3. IT-integriert	
Dazu zählen Produktionsanlagen bis hin zu „Smart Factories“, „Cyber-Physische Systeme“ und “Internet der Dinge“. Bei diesen Arbeitsmitteln übernimmt die Technik Arbeitsprozesse weitestgehend selbstständig und automatisch.	z.B. Analysetools mit Big Data, Cloud Computing Systeme, Internetplattformen wie Amazon, Shop-Systeme oder Online-Märkte. Bei diesen Arbeitsmitteln übernimmt die Technik Arbeitsprozesse weitestgehend selbstständig und automatisch.	

Die Betriebe wurden nun gebeten, den Anteil der Arbeitsmittel in den drei Kategorien aus Tabelle 1 anzugeben, jeweils für die Verwaltung und Produktion,

sofern die Betriebe denn Produktionsmittel einsetzen. Die Informationen wurden retrospektiv für 2011, gegenwärtig für 2016 und zukunftsgerichtet für 2021 abgefragt, so dass auch die zeitlichen Veränderungen sowie die Erwartungen über die Zukunft betrachtet werden können.

3.2 Verknüpfung mit administrativen Betriebs- und Beschäftigendaten

Für die Analyse der Auswirkungen des technologischen Wandels auf die betriebliche Beschäftigung und deren Struktur, wurden in der Betriebsbefragung lediglich einige Basisinformationen erhoben. Die Analysemöglichkeiten konnten jedoch deutlich erweitert werden, indem die 2.032 Betriebe der IAB-ZEW Arbeitswelt 4.0 Betriebsbefragung anschließend weitere Informationen aus den administrativen Daten der Bundesagentur für Arbeit (BA) zugespielt wurden. Diese beinhalten zum einen Betriebsmerkmale aus dem Betriebshistorik Panel (BHP) des IAB wie etwa Angaben über die Anzahl der sozialversicherungspflichtig Beschäftigten, sowohl insgesamt als auch aufgeteilt nach verschiedenen Kriterien wie Geschlecht, Alters-, Berufs-, Qualifikations- oder Lohngruppe sowie weitere Betriebsinformationen wie Gründungsdatum und Industriezugehörigkeit. Die eindeutige Zuordnung der Informationen ist möglich, da die Stichprobe der IAB-ZEW Arbeitswelt 4.0 Betriebe zuvor aus den administrativen Daten gezogen wurde, sodass eine eindeutige Betriebsnummer vorliegt.

Zum anderen beinhalten die verknüpften Daten Informationen zu den Arbeitnehmern in den IAB-ZEW Arbeitswelt 4.0 Betrieben. Hierzu wurden die Erwerbsbiographien aller Beschäftigten, die mindestens in einem der Jahre zwischen 2011 und 2016 in den befragten Betrieben beschäftigt waren, über die eindeutige Betriebsnummer hinzugespielt. Die Informationen umfassen unter anderem Geschlecht, Alter, Beruf, Qualifikation, Beschäftigungsstatus oder Tagesentgelt. Insgesamt beobachten wir 303,183 Beschäftigte, die zu irgendeinem Zeitpunkt zwischen 2011-2016 in den IAB-ZEW Arbeitswelt 4.0 Betrieben tätig waren.

4 Die Diffusion digitaler Technologien in die betriebliche Praxis⁴

4.1 Arbeitsmittel in deutschen Betrieben nach Automatisierungs- und Digitalisierungsgrad

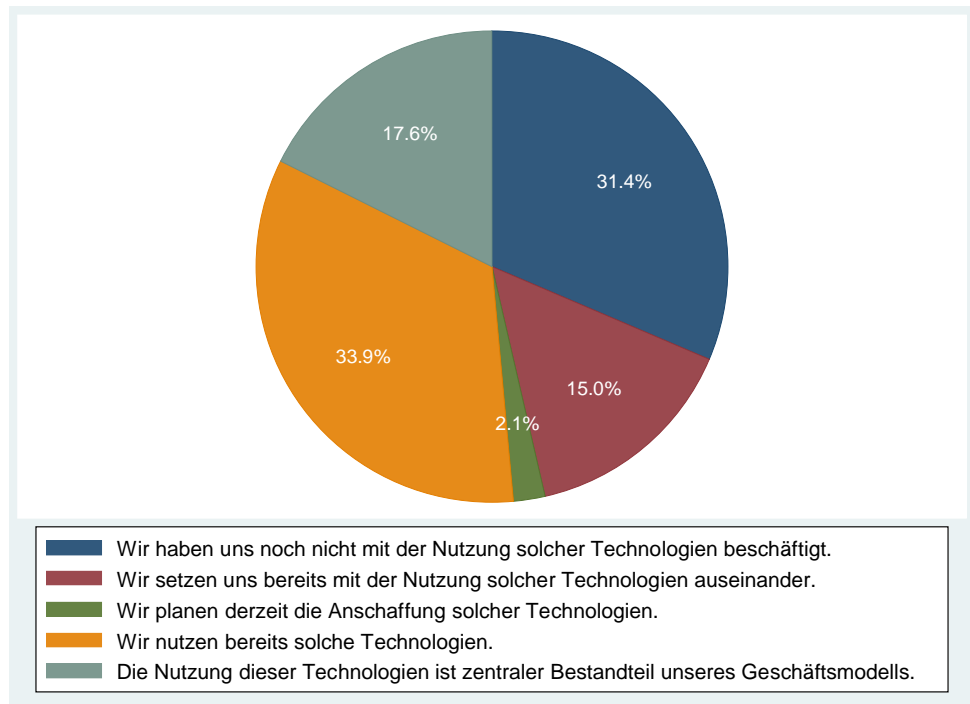
Ein Vorteil der IAB-ZEW Arbeitswelt 4.0 Befragung ist, dass sie repräsentativ erhoben wurde, d.h. Dienstleister und Produzenten aus allen Industrien, Betriebsgrößenklassen und Regionen gleichermaßen erfasst wurden (vgl. Schichtungskriterien in Abschnitt 3.1). Die Auswertung zeigt eine Zweiteilung der Betriebslandschaft. So nutzen bereits etwa die Hälfte der Betriebe Technologien der 4. Generation oder machen diese zum zentralen Bestandteil ihres Geschäftsmodells (siehe Abbildung 1). Die andere Hälfte der Betriebe hat sich entweder noch gar nicht mit der Nutzung beschäftigt oder tut diese gerade erst.

Betrachtet man jedoch den Anteil moderner Arbeitsmittel an den gesamten im Betrieb eingesetzten Arbeitsmitteln, so zeigt sich, dass der Grad der Technologienutzung nach wie vor gering ausfällt. So zeigt Abbildung 2, dass lediglich 5 bzw. 8% der Produktions- bzw. Büro- und Kommunikationsmittel in Betrieben der Kategorie 4.0 zugeordnet werden können. Dazu wurden die Durchschnitte der jeweiligen Anteile aus Tabelle 1 über alle Betriebe hinweg gebildet, jeweils getrennt nach Arbeitsmitteln und separat für Vergangenheit, Gegenwart und Zukunft. Während der Anteil von selbststeuernden Maschinen und Anlagen in den letzten 5 Jahren von 3,7% auf 5,1% angestiegen ist, ging der Anteil manuell gesteuerter Anlagen von 85,9% auf 83,1% zurück. Der Trend bei den BuK-Mitteln ist ähnlich, wenn auch stärker. Hier nahm der Anteil IT-integrierter Arbeitsmittel von 5,8% auf 7,8% zu, während der Anteil nicht IT-gestützter Systeme von 50,5% auf 42,8% zurückgegangen ist. Letzteres verdeutlicht, dass die Digitalisierung und Automatisierung der Produktionsmittel weniger fortgeschritten sind als die der BuK-Mittel. Das Ergebnis deckt sich mit Hammermann und Stettes (2015), die im Rahmen ihrer Unternehmensbefragung feststellen, dass der Digitalisierungsgrad in der Industrie hinter dem der unternehmensnahen Dienstleis-

⁴ Dieser Abschnitt beruht in Teilen auf Arntz et al. (2016a) und Arntz et. al. (2016b).

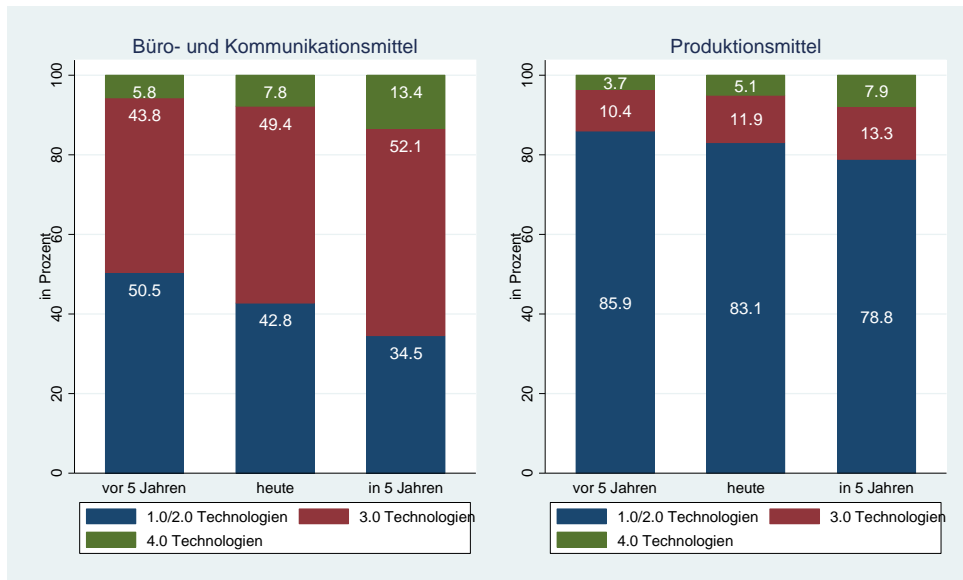
ter zurückbleibt. Auch Schlund et al. (2014) finden, dass lediglich 6% der Industrieunternehmen ihre Industrie 4.0-Fähigkeiten als bereits stark ausgeprägt einschätzen.

Abbildung 1: Nutzung von 4.0-Technologien in deutschen Betrieben



Auch wenn der Digitalisierungs- und Automatisierungsgrad der Arbeitsmittel in deutschen Betrieben noch gering ist, so sprechen die Veränderungen für einen klaren Trend in Richtung automatisierter und digitalisierter Prozesse. Die Betriebe erwarten insbesondere, dass sich dieser Trend fortsetzt, wie an den zukünftigen Erwartungen in Abbildung 2 deutlich wird. Dieser Trend vollzieht sich gleichzeitig am „unteren Rand“ von 2.0 zu 3.0-Technologien sowie am „oberen Rand“ von 3.0 zu 4.0-Technologien.

Abbildung 2: Anteil der Arbeitsmittel nach Einsatzbereich und Technologiestufe im Zeitablauf



Anm.: Definition der Arbeitsmittel siehe Tabelle 1, „heute“ bezieht sich auf 2016

Aus den Arbeitsmittelanteilen nach Technologiestufe für Produktion und Verwaltung konstruieren wir einen aggregierten Arbeitsmittelanteil c_k – im Folgen auch Kapitalanteil genannt – für jeden Betrieb und für jede Technologiestufe $k=1,2,3$ wie folgt:

$$c_k = \delta c_k^{o\&c} + (1 - \delta) c_k^{prod}$$

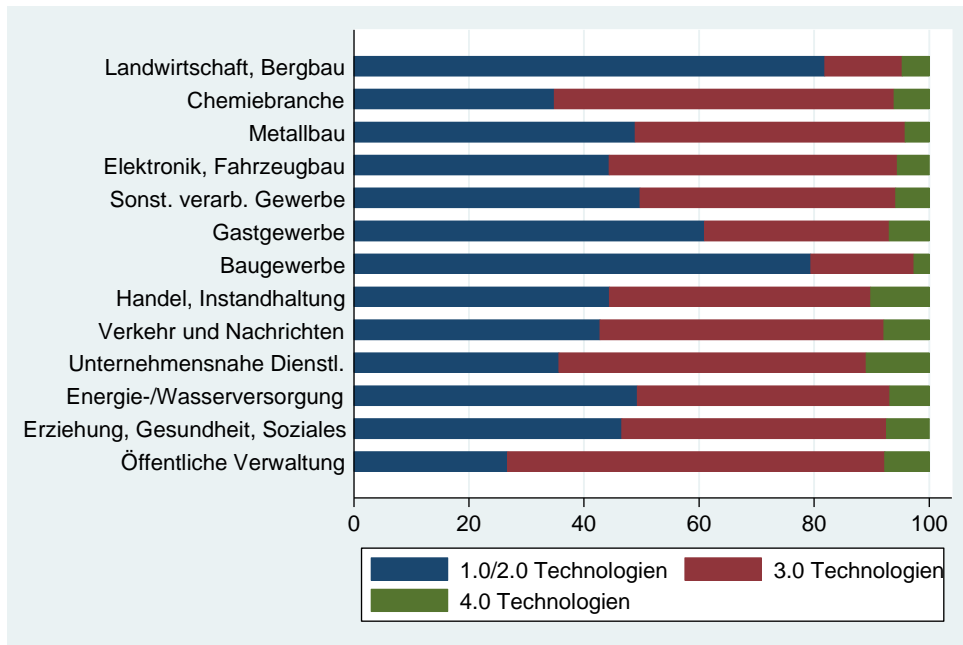
wobei $c_k^{o\&c}$ der jeweilige Anteil an Büro- und Kommunikationsmittel und c_k^{prod} der Anteil an Produktionsmittel widerspiegelt. Die Technologiestufen sind: 1.0/2.0-Technologien ($k=1$), 3.0-Technologien ($k=2$) und 4.0-Technologien ($k=3$). Der Gewichtungsfaktor δ steht für den zeitkonstanten Anteil der Produktionsarbeiter im Betrieb vom Ausgangsjahr 2011 (Vgl. Abbildung 41 im Anhang), d.h. wir nehmen aufgrund fehlender Information, wie sich das eingesetzte Kapital auf die Geschäftsbereiche aufteilt, approximativ an, dass sich der aggregierte Kapitalanteil ähnlich auf die Produktion und Verwaltung aufteilt, wie es die Belegschaft tut. Bei Betrieben, die keine Produktionsmittel einsetzen, besteht der aggregierte Kapitalanteil aus dem Anteil der Büro- und Kommunikationsmittel: $c_k = c_k^{o\&c}$. Für die Wirkungsanalysen in Kapitel 6 und 7 wurden, zur

besseren Interpretation, die technologiestufenspezifischen Kapitalanteile zusätzlich in jeweilige Kapitalstöcke überführt. Zu diesem Zweck wurden die in den Befragungsdaten fehlenden Kapitalstöcke der Betriebe aus dem IAB-Betriebspanel imputiert, d.h. auf Basis einer Vielzahl an Betriebsinformationen geschätzt. Das genaue Vorgehen beschreiben wir in Abschnitt 7.1.

4.2 Vergleich zwischen Industrien

Der folgende Abschnitt soll stärker beleuchten, wie und mit welcher Geschwindigkeit sich der in Abschnitt 4.1 beschriebene technologische Wandel in den einzelnen Industriezweigen vollzieht. Abbildung 3 zeigt zunächst die Kapitalanteile nach Technologiestufen zum Stand der Betriebsbefragung in 2016 nach 13 Industrien in Anlehnung an die für die späteren Analysen verwendete Wirtschaftszweigklassifikation WZ93 der SIAB-R7514 (siehe Abschnitt 7.1). Demnach ist der Grad an 4.0-Technologien in allen Branchen ähnlich gering ausgeprägt. Dagegen gibt es in der Betrachtung von 3.0 im Vergleich zu 1.0/2.0-Technologien deutliche Unterschiede. Zu den Branchen mit einem relativ hohen Digitalisierungs- und Automatisierungsgrad, gemessen an 3.0 und 4.0-Technologien, gehören die Öffentliche Verwaltung, die Chemiebranche sowie Unternehmensnahe Dienstleistungen. Zu den weniger technologieintensiven Branchen zählen das Baugewerbe, das Gastgewerbe sowie die Landwirtschaft.

Abbildung 3: Kapitalanteile in 2016 nach Technologiestufen und Industrien der WZ93, in Prozent



Um die Geschwindigkeit der Technologiediffusion zu veranschaulichen, zeigt Abbildung 4 die Veränderungen der Anteile zwischen 2011 und 2016 in Prozentpunkten. Die größten Veränderungen finden demnach im Übergang von 1.0/2.0- zu 3.0-Technologien statt. So haben die Branchen Fahrzeugbau sowie Sonstiges Verarbeitendes Gewerbe Rückgänge von 14-15 Prozentpunkten bei 2.0-Technologien zu verzeichnen. Gleichzeitig legten Anteile von 3.0-Technologien in diesen Branchen um 13 Prozentpunkte zu. Weniger stark fielen die Veränderung in der Landwirtschaft, im Gastgewerbe sowie im Baugewerbe aus, was sich auch in den Niveaus von 2016 niederschlägt (vgl. Abbildung 3). Vorreiter im Übergang von 3.0- zu 4.0-Technologien finden sich bei Unternehmensnahen Dienstleistungen, im Handel und in der öffentlichen Verwaltung, wobei die Zuwächse von 3-4 Prozentpunkten nach wie vor klein ausfallen.

Abbildung 4: Veränderung der Anteile der Technologiestufen am Kapitalstock zwischen 2011 und 2016 nach Branchen, in Prozentpunkten

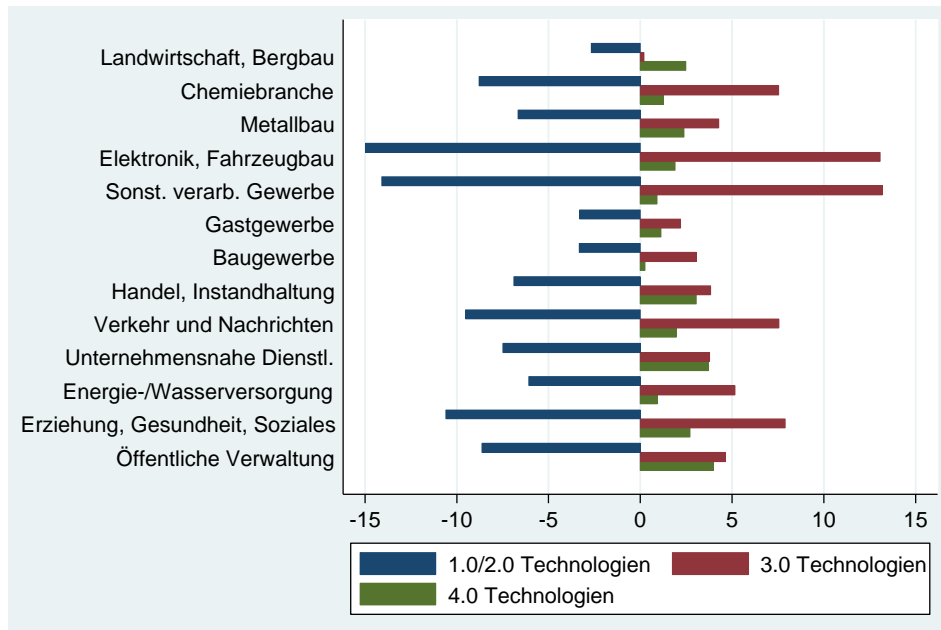
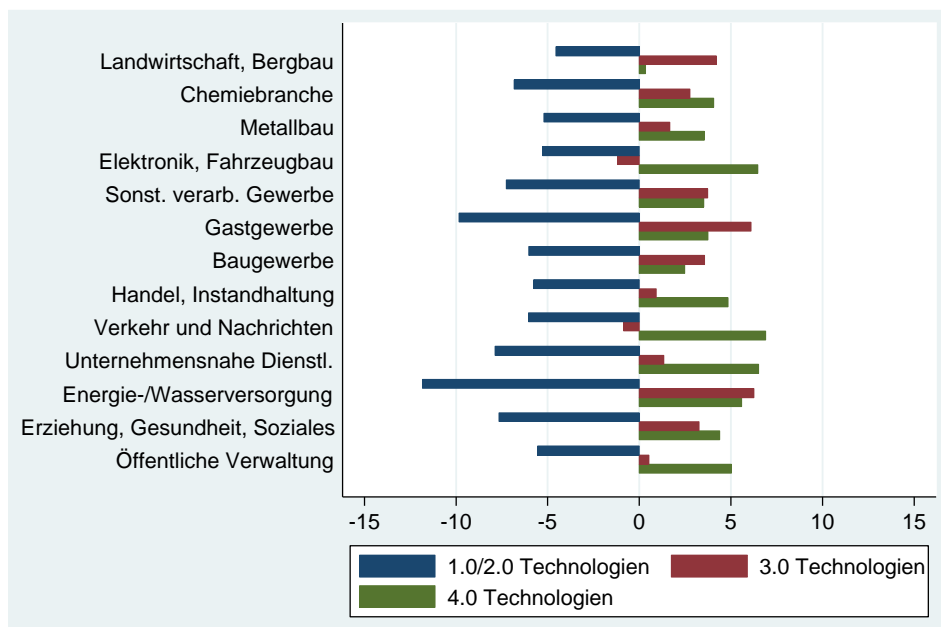


Abbildung 5: Erwartete Veränderung der Anteile der Technologien am Kapitalstock zwischen 2016 und 2021 nach Branchen, in Prozentpunkten



Mit der Betriebsbefragung sind auch Ausblicke in die Zukunft möglich. Abbildung 5 zeigt dazu die erwarteten Veränderungen in den nächsten 5 Jahren. Demnach werden sich die Anteile an 1.0/2.0-Technologien zu Gunsten von 3.0 und 4.0-Technologien vermindern, wobei insbesondere das Tempo des Wachstums der 4.0-Technologien zunimmt. Glaubt man den Erwartungen der Betriebe, sind in allen Branchen Reduzierungen von 1.0/2.0-Technologien von mindestens ca. 5 Prozentpunkten zu erwarten, im Bereich Energie-/Wasserversorgung sowie Gastgewerbe sogar 10-12 Prozentpunkte. Das Spiegelbild dieser Entwicklung ist die erwartete Zunahme an 4.0-Technologien, die mit über 5 Prozentpunkten insbesondere bei Fahrzeugbau, Verkehr, Unternehmensnahe Dienstleistungen sowie bei Energie-/Wasserversorgung zunehmen werden.

4.3 Vergleich zwischen Betrieben

Der vorherige Abschnitt zeigt bereits deutlich, dass sich der Wandel über die Branchen höchst unterschiedlich vollzieht. Im folgenden Abschnitt sollen nun die Unterschiede zwischen Betrieben stärker beleuchtet werden. Dazu vergleichen wir Betriebe, die in den letzten 5 Jahren in 4.0-Technologien investiert haben – im Folgenden Technologievorreiter genannt – mit Betrieben, die dies nicht getan haben – im Folgenden Technologienachzügler genannt – zum Ausgangszeitpunkt 2011, d.h. zum Zeitpunkt vor den Investitionstätigkeiten. Tabellen 2 und 3 zeigen entsprechend mehrere Beschäftigten- und Betriebsmerkmale für jeweils Technologievorreiter und Nachzügler einschließlich der Differenz.

Die Ergebnisse der Betriebscharakteristika zeigen, dass sich die Betriebslandschaft zunehmend polarisiert. So handelt es sich bei den Betrieben mit Zuwachs an 4.0-Technologien um Betriebe, die bereits in der Vergangenheit in neue Technologien investiert haben. Der Anteil von 3.0 bzw. 4.0-Technologien an allen Arbeitsmitteln lag 2011 beispielsweise bei den Technologievorreitern 5 bzw. 3 Prozentpunkte höher als bei den Nachzüglern, während der Anteil von 1.0/2.0-Technologien entsprechend 8 Prozentpunkte geringer ausfiel. Die deskriptiven Auswertungen zeigen weiterhin, dass die Vorreiterrolle von größeren Betrieben mit höheren Umsätzen und Gewinnen einhergeht. So weisen Vorreiter fast doppelt so große Belegschaften auf und generieren ein Vielfaches mehr an Umsätzen und Wertschöpfung im Vergleich zu Nachzüglern. Außerdem sind investierende Betriebe eher Dienstleister aus dem tertiären Sektor, die häufiger

auch selbst neue Technologien anbieten. Letzteres verdeutlicht das Potential für Hersteller und Entwickler von 4.0-Technologien.

Tabelle 3: Vergleich von Betriebsmerkmalen zwischen Technologievorreitern und -nachzüglern

Durchschnitte über Betriebe	Technologie- vorreiter	Technologie- nachzügler	Differenz
Charakteristika der Betriebe			
Anzahl der Mitarbeiter	18.3	8.5	9.8
Gewinn (in Mil.)	4.5	0.2	4.3
Umsatz (in Mil.)	49.7	5.9	43.8
Wertschöpfung (in Mil.)	38.1	4.1	34.0
Dienstleister (in %)	88.7	83.2	5.5
Anbieter neuer Technologien (in %)	11.5	3.5	8.0
Alter des Betriebs (in Jahren)	25	23	2
Kapitalstock (in Mil.)	2.9	1.9	1.1
Anteil des Kapitalstocks nach Technologieklasse (in %)			
1.0/2.0 Technologien	50.6	58.8	-8.2
3.0 Technologien	41.2	36.5	4.7
4.0 Technologien	8.2	4.7	3.5
Anteil Betriebe nach Wirtschaftssektor (in %)			
Sekundär nicht-wissensintensiv	17.1	28.3	-11.2
Sekundär wissensintensiv	2.4	1.6	0.8
Tertiär nicht-wissensintensiv	48.0	39.7	8.3
Tertiär wissensintensiv	27.9	28.0	-0.1
IKT	4.6	2.4	2.2
Anteil Betriebe nach Größenklassen (in %)			
0-9 Mitarbeiter	59.9	73.9	-14.0
10-49 Mitarbeiter	31.4	21.6	9.8
50-199 Mitarbeiter	6.7	3.8	2.9
mehr als 200 Mitarbeiter	2.0	0.7	1.3
Anzahl Betriebe	711	1321	

Anm.: Technologievorreiter (Nachzügler) sind alle Betriebe, die zwischen 2011-2016 (nicht) in 4.0-Technologien investiert haben.

Die Unterschiede zeigen sich auch in den Mitarbeiterstrukturen (vgl. Tabelle 4). Dementsprechend haben Mitarbeiter von Technologievorreitern höhere Löhne, arbeiten häufiger mit 3.0 und 4.0-Technologien und erledigen häufiger analytische, interaktive oder kognitive Tätigkeiten bzw. verrichten seltener wiederholende- und manuelle Aufgaben. Hinsichtlich der Kompetenzverteilung weisen

Technologievorreiter einen höheren Anteil an Hochqualifizierten und einen geringeren Anteil von Mittelqualifizierten auf. Die Strukturen spiegeln dabei den Stand zu Beginn der gemessenen Technologieinvestitionen in 2011 wider und könnten sich mittlerweile technologiebedingt geändert haben. Dies soll in Abschnitt 7 näher untersucht werden.

Tabelle 4: Beschäftigtenstruktur von Technologievorreitern und -nachzüglern im Vergleich

Durchschnitte über Betriebe	Technologie- vorreiter	Technologie- nachzügler	Differenz
Charakteristika der Mitarbeiter			
Tageslohn (in Euro)	80.9	71.8	9.1
Anteil Mitarbeiter nach Qualifikationsniveau (in %)			
geringe Qualifikation	11.8	12.0	-0.2
mittlere Qualifikation	73.6	74.5	-0.9
hohe Qualifikation	14.6	13.6	1.0
Anteil Routinearbeiter (in %)	40.2	50.1	-9.9
Anteil Mitarbeiter nach Tätigkeitsgruppe (in %)			
analytisch nicht-routine	25.5	18.7	6.8
interaktiv nicht-routine	12.9	8.5	4.4
kognitiv routine	43.1	36.5	6.6
manuell routine	7.3	14.6	-7.3
manuell nicht-routine	19.7	30.4	-10.7
Anteil Mitarbeiter nach verwendeten Arbeitsmitteln (in %)			
1.0/2.0 Technologien	66.0	70.5	-4.5
3.0 Technologien	32.0	27.9	4.1
4.0 Technologien	2.1	1.6	0.5
Anzahl Betriebe	711	1321	

Anm.: Technologievorreiter (Nachzügler) sind alle Betriebe, die zwischen 2011-2016 (nicht) in 4.0-Technologien investiert haben.

4.4 Chancen und Risiken neuer Technologien

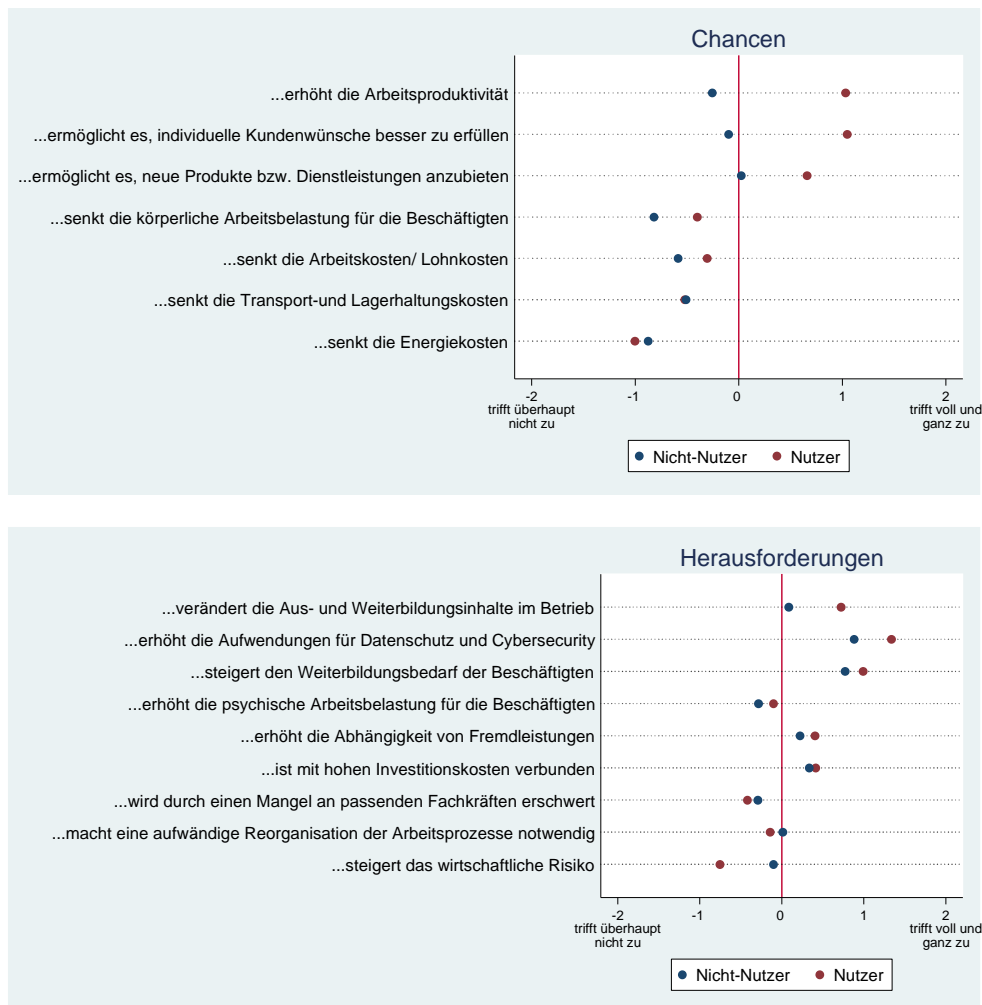
Die vorherigen Ergebnisse verdeutlichen, dass sich eine Polarisierung der Betriebslandschaft abzeichnet. Betriebe, die bereits in der Vergangenheit in neue Technologien investiert haben, investieren auch aktuell am stärksten in 4.0-Technologien. Diese Polarisierung in der Investitionsaktivität scheint zum Teil Ausdruck unterschiedlich wahrgenommener Chancen und Risiken zu sein, die Betriebe mit diesen neuen Technologien verbinden. Betriebe, die eher Chancen

in der Digitalisierung sehen, können den Wandel stärker für sich gestalten, während Betriebe, die eher die Herausforderungen sehen, ins Hintertreffen geraten.

Diese Sicht bestätigt sich auch in der Betriebsumfrage. Abbildung 4 zeigt die jeweiligen Einschätzungen der Betriebe, die angegeben haben, moderne digitale Technologien als zentralen Bestandteil ihres Geschäftsmodells zu betrachten oder diese Technologien bereits zu nutzen – im Folgenden Nutzer genannt - und vergleicht diese mit Betrieben, die das noch nicht tun – im Folgenden Nicht-Nutzer (vgl. Abbildung 1). Wir unterscheiden hier also nicht zwischen Adaptionsgeschwindigkeit, wie in Abschnitt 4.3, sondern zwischen Nutzungsgrad. Dabei fällt vor allem auf, dass Betriebe, die bereits Nutzer solcher Technologien sind, eher die Chancen sehen, dadurch die Arbeitsproduktivität zu steigern, individuelle Kundenwünsche besser zu erfüllen und neue Produkte oder Dienstleistungen anzubieten als dies Betriebe tun, die bislang nicht zu den Nutzern gehören. Gleichzeitig verbinden Nutzer die Einführung neuer Technologien stärker mit höheren Aufwendungen für Datenschutz und Cybersicherheit sowie die Notwendigkeit, Aus- und Weiterbildungsinhalte an den Wandel anzupassen. Die Nutzer investieren somit in diese neuen Technologien und sehen in diesen Investitionen Chancen für ihre weitere Geschäftsentwicklung. Dazu passt auch, dass Nutzer deutlich seltener der Meinung sind als Nicht-Nutzer, dass moderne Technologien das wirtschaftliche Risiko erhöhen.

Die Auswertungen machen deutlich, dass Vorreiterbetriebe in Sachen Digitalisierung die Chancen stärker und die Risiken geringer einschätzen. Dies spricht für Informationsdefizite im Zusammenhang mit neuen Technologien. Die fehlende Auseinandersetzung mit dem Thema unter den Nicht-Nutzern – und dies sind primär kleinere Produktionsbetriebe – führt offensichtlich zu großen Unsicherheiten bezüglich der Vorteile einer Einführung moderner digitaler Technologien. Überraschende Einigkeit zwischen Nutzern wie Nicht-Nutzern im Einsatz modernster Technologien besteht in der Skepsis, durch den Technologieeinsatz die körperliche Belastung der Beschäftigten oder auch die Arbeits-, Lagerungs- und Energiekosten senken zu können.

Abbildung 6: Chancen und Herausforderungen neuer Technologien



Anm.: Nutzer sind alle Betriebe, die 4.0 Technologien als zentralen Bestandteil ihres Geschäftsmodells betrachten oder diese Technologien bereits nutzen. Nicht-Nutzer sind alle übrigen Betriebe

Insgesamt zeigen die Ergebnisse, dass moderne digitale Technologien nur langsam in die betriebliche Praxis diffundieren. Der Einsatz von Technologien der 4. Industriellen Revolution nimmt insgesamt betrachtet noch einen geringen Stellenwert in deutschen Betrieben ein. Allerdings zeigen die Analysen, dass sich der Trend in Richtung digitalisierter und automatisierter Prozesse in den nächsten Jahren stärker beschleunigen könnte. Die Entwicklung geschieht dabei höchst unterschiedlich, wobei die Unterschiede zwischen Branchen weniger

auffällig sind als zwischen Betrieben innerhalb einer Branche. Es sind diejenigen Betriebe, die sowieso schon in Sachen Digitalisierung weiter vorangeschritten sind, die derzeit stärker in die Zukunft investieren und damit ihren Vorsprung weiter ausbauen. Zu klären bleibt, ob bestehende Unterschiede im Erfolg der Betriebe, den Arbeitsinhalten oder der Personalstruktur tatsächlich die Folge von Technologieinvestitionen sind oder lediglich andere strukturelle Unterschiede wie etwa in der Größe, Branche oder Alter der Betriebe widerspiegeln. Diese Frage soll im Rahmen der Wirkungsanalysen in Abschnitt 6 näher beleuchtet werden.

5 Entwicklung eines strukturellen Modells des technologischen Wandels

Technologischer Wandel wirkt sich über verschiedene Mechanismen auf Beschäftigung und Löhne aus. Einerseits senkt oder erhöht er direkt die Nachfrage nach bestimmten Arbeitskräften, weil neue Technologien direkt diese Arbeitskräfte ersetzen oder ergänzen. Andererseits verändert er über diverse makroökonomische Anpassungsmechanismen die Nachfrage nach Arbeitskräfte, etwa bei der Produktion der Technologien oder durch veränderte Kosten- und Wettbewerbsstrukturen. Um den diversen Mechanismen Rechnung zu tragen, entwickeln wir im Folgenden ein strukturelles Modell, welches die zentralen Wirkungsmechanismen technologischen Wandels auf Beschäftigung und Löhne abbildet. Im Folgenden stellen wir die Grundzüge unseres Modells dar, die technischen Details werden im Anhang erläutert (siehe Abschnitt 11.1).

Unser Modell besteht aus drei Modulen. Im zentralen Modul unseres Modells bestimmen wir die Nachfrage der Firmen nach Arbeitskräften (*Arbeitsnachfrage*) in den Arbeitsmarktsegmenten. Im Modul *Arbeitsmarktfriktionen* untersuchen wir, wie sich die Löhne in den Arbeitsmarktsegmenten an die jeweilige Arbeitslosigkeit anpassen. Im dritten Modul – *Arbeitsangebot* – untersuchen wir die Mobilität der Arbeitskräfte zwischen den verschiedenen Arbeitsmarktsegmenten.

Abschließend leiten wir aus unserem Modell eine Zerlegung her. Mit der Zerlegung können wir zum einen die Gesamteffekte technologischen Wandels auf Beschäftigung und Löhne bestimmen. Zum anderen können wir die Beiträge der unterschiedlichen Wirkungsmechanismen technologischen Wandels auf Beschäftigung und Löhne ermitteln.

5.1 Arbeitsnachfrage

Die Arbeitsnachfrage stellt das zentrale Modul unseres Modells dar. Hier ermitteln wir, wie viele Arbeitskräfte eines bestimmten Typs von den Firmen nachgefragt werden. Wie viele Arbeitskräfte von welchem Typ die Firmen nachfragen, hängt zum einen davon ab, wie viel die unterschiedlichen Typen von Arbeitskräften kosten (Löhne), welche Kosten für Kapital entstehen und wie gut die

Typen von Arbeitskräften untereinander oder gegen Kapital substituiert (ausgetauscht) werden können. Andererseits hängt die Nachfrage nach Arbeitskräften auch vom Produktionsniveau ab. Wir bestimmen zunächst die *bedingte Arbeitsnachfrage*, d.h. die Arbeitsnachfrage zu einem gegebenen Produktionsniveau.

5.1.1 Arbeitsnachfrage der Firmen

Wir entwickeln dafür ein strukturelles Modell für Firmen f in Sektoren (Industrien) i , die im betrachteten Land r (Deutschland) angesiedelt sind und ihre Produkte in den Ländern r' absetzen, wobei das betrachtete Land (Deutschland) r zugleich eines der Absatzländer r' ist. Firmen kombinieren unterschiedliche Tätigkeiten T um ihren Output Y zu produzieren. Jede Tätigkeit wird von einer spezifischen Berufsgruppe j erbracht.

Die Substitutionselastizität zwischen den Tätigkeiten bezeichnen wir mit η . Je größer η , desto leichter können Arbeitskräfte mit unterschiedlichen Berufen gegeneinander ausgetauscht werden. Beträgt η beispielsweise 0,5, so kann die Beschäftigung in einer Berufsgruppe um 0,5% sinken, wenn dafür die Beschäftigung in einer anderen Berufsgruppe um 1% steigt.

Um ihre Tätigkeit zu erbringen, stehen den Arbeitskräften in ihrer jeweiligen Firma unterschiedliche Typen k von Kapital C zur Verfügung. Je nach Berufsgruppe j und Kapitaltyp k , erhöht oder senkt der Kapitaleinsatz die Nachfrage nach Arbeit. Diese Beziehung messen wir als α_{jk} . Ist $\alpha_{jk} > 0$, so sind Arbeit und Kapital Substitute, d.h. der Kapitaltyp k ersetzt die Arbeitskräfte der Berufsgruppe j und führt so zu einer geringeren Arbeitsnachfrage. Ist $\alpha_{jk} < 0$, so sind Arbeit und Kapital Komplemente, d.h. der Kapitaltyp k führt zu einer höheren Nachfrage nach den Arbeitskräften der Berufsgruppe j , beispielsweise weil diese zur Wartung der Technologie benötigt werden.

Auf der Firmenebene kann daher die folgende bedingte Arbeitsnachfrage hergeleitet werden:

$$\ln N_{fj} = \underbrace{\ln Y_f}_{(B)} - \eta \ln \tilde{w}_{fj} + \underbrace{(\eta - 1) \sum_{k=1}^K \alpha_{jk} \ln C_{fk}}_{(A)} + \beta_j + \beta_i \quad (1)$$

Die logarithmierte Nachfrage nach Arbeitskräften N_{fj} in Firma f und Berufsgruppe j hängt ab von der Produktion der Firma Y_f , von dem Lohn der Berufs-

gruppe j relativ zum Durchschnittslohn der Firma \tilde{w}_{fj} , von dem Einsatz der unterschiedlichen Kapitaltypen k in Firma f , C_{fk} , der Beziehung zwischen dem Kapitaltyp k und der Berufsgruppe j , α_{jk} , sowie von berufsspezifischen Effekten β_j .

Anhand der Gleichung lassen sich zwei Effekte technologischen Wandels auf die Arbeitsnachfrage bestimmen: Zum einen verändert der Einsatz neuer Technologien über den veränderten Einsatz unterschiedlicher Kapitaltypen die Menge an Arbeitskräften, die für eine bestimmte Produktionsmenge benötigt werden (*A, Tätigkeitswandel*). Dies geschieht erstens dadurch, dass Kapital – in Abhängigkeit von α_{jk} – Arbeit direkt ersetzt oder ergänzt. Darüber hinaus beeinflusst der veränderte Kapitaleinsatz die Produktivität der Beschäftigten in den anderen Berufsgruppen. Durch die geänderte relative Produktivität der Berufsgruppen im Vergleich untereinander kann es sich für die Unternehmen lohnen, Berufsgruppen durch eine produktiver gewordene Berufsgruppe zu ersetzen. Die Auswirkungen von Technologieinvestitionen auf eine Berufsgruppe wirken sich dadurch indirekt auch auf alle anderen Berufsgruppen aus.

Die bedingte Arbeitsnachfrage beschreibt somit die Auswirkungen des technologischen Wandels, der sich in einem veränderten Einsatz der drei Kapitaltypen K1, K2 und K3 niederschlägt, auf die zur Produktion eines bestimmten Produktionsniveaus notwendige, nachgefragte Zahl an Arbeitskräften der verschiedenen Berufsgruppen. Zum anderen wirkt sich technologischer Wandel jedoch auch auf die Produktionsmenge Y_f aus, was zu einer entsprechenden Veränderung der Nachfrage nach Arbeitskräften führt (*B, Produktnachfrage*).

Die bedingte Arbeitsnachfrage nach unterschiedlichen Berufsgruppen wird in Abschnitt 6 empirisch geschätzt, um die sich im Zuge des technologischen Wandels verändernde Arbeitsteilung zwischen Mensch und Maschine auf Betriebsebene zu analysieren. Die Gesamtwirkungen des technologischen Wandels lassen sich auf der Betriebsebene jedoch nicht vollständig erfassen. Zur Abschätzung der aggregierten Wirkungen betrachten wir daher die aggregierte Arbeitsnachfrage nach Berufsgruppe j in Sektor i , die sich aus den Nachfrageentscheidungen aller Firmen des Sektors ergeben.

5.1.2 Arbeitsnachfrage der Sektoren

Zur Modellierung der Arbeitsnachfrage auf Sektorebene verwenden wir zwei alternative Varianten. In der Hauptvariante nutzen wir den direkt messbaren Kapitaleinsatz aus unserer Betriebsbefragung. In einer alternativen Variante verwenden wir stattdessen Tätigkeitsdaten und die in der Literatur üblicherweise getroffene Annahme, dass Routinetätigkeiten stärker vom technologischen Wandel betroffen sind als Nicht-Routinetätigkeiten. Der Vorteil der Hauptvariante liegt darin, dass wir direkte Maße zum Kapitaleinsatz nutzen können, die aber nur für den Zeitraum aus unserer Betriebsbefragung vorliegen. In der alternativen Variante verwenden wir einen indirekten Ansatz zur Bestimmung des Kapitaleinsatzes, können dafür aber längere Zeiträume betrachten.

Hauptvariante

Aus unserem Modell leiten wir folgende Gleichung für die bedingte Arbeitsnachfrage des Sektors i nach Berufsgruppe j her:

$$\ln N_{ij} = \underbrace{\ln Y_i}_{(B)} - \eta \ln \tilde{w}_{ij} + \underbrace{(\eta - 1) \sum_{k=1}^K \alpha_{jk} \ln C_{ik}}_{(A)} + \beta_j + \beta_i \quad (2)$$

Die logarithmierte Nachfrage nach Arbeitskräften N_{ij} in Sektor i und Berufsgruppe j hängt ab von der Produktion des Sektors Y_i , von dem Lohn des Berufs relativ zum Durchschnittslohn des Sektors \tilde{w}_{ij} , von dem Einsatz der unterschiedlichen Kapitaltypen k in dem Sektor i , C_{ik} , der Beziehung zwischen dem Kapitaltyp k und dem Beruf j , α_{jk} , sowie von Berufs- und Sektor-spezifischen Effekten β_j und β_i . Auch hier lassen sich die zuvor bereits beschriebenen zwei Effekte technologischen Wandels auf die Arbeitsnachfrage bestimmen: den Tätigkeitswandel (A) und die Produktnachfrage (B).

Alternative Variante

Der zentrale Vorteil der Arbeitsnachfrage im Hauptansatz liegt darin, dass wir die Effekte technologischen Wandels direkt anhand des Einsatzes der Technologien bestimmen können. Im Gegenzug können wir die Analyse lediglich für den Zeitraum der Betriebsbefragung durchführen. Um technologischen Wandel über einen längeren Zeitraum analysieren zu können, entwickeln wir im Folgenden einen alternativen Ansatz. Dazu ändern wir die Modellierung der *bedingten*

Arbeitsnachfrage, die Produktnachfrage bleibt davon unberührt. Wir verwenden dazu den in der Literatur verbreiteten tätigkeitsbasierten Ansatz. Dazu messen wir nicht den tatsächlichen Kapitaleinsatz, sondern die Möglichkeit, mittels computergesteuerter Technologien Arbeit zu ersetzen. Denn die in der Literatur weit verbreitete und bereits vielfach verwendete Annahme ist, dass Arbeitskräfte umso stärker durch Maschinen ersetzt werden können, je stärker ein Beruf auf Routine-Tätigkeiten konzentriert ist. Für die alternative Modellierung verwenden wir daher ein Maß der Routine-Intensität der Berufe, um den technologischen Wandel abzubilden.

In unserem alternativen Ansatz kombinieren Firmen unterschiedliche Tätigkeiten T um ihren Output Y zu produzieren. Jede Tätigkeit wird von durch die Kombination des Arbeitseinsatzes einer spezifischen Berufsgruppe j mit berufsspezifischem Kapitaleinsatz erbracht. Die Substitutionselastizität zwischen den Tätigkeiten bezeichnen wir erneut mit η , den Anteil an Arbeit für die Produktion der Tätigkeiten bezeichnen wir mit κ . Aus unserem Modell leiten wir folgende Gleichung für die bedingte Arbeitsnachfrage ab:

$$\ln N_{ij} = \underbrace{\ln Y_i}_{(B)} + \eta \ln c_i - [(1 - \kappa) + \kappa\eta] \ln w_{ij} + \underbrace{(1 - \kappa)(1 - \eta) \ln r_j}_{(A)} + (\eta - 1)\beta_{ij} + \kappa \ln \frac{\kappa}{1 - \kappa} \quad (3)$$

Die logarithmierte Nachfrage nach Arbeitskräften N_{ij} in Sektor i und Beruf j hängt ab von der Produktion des Sektors Y_i , von den Grenzkosten der Produktion des Sektors c_i , von dem Lohn des Berufs und Sektors w_{ij} , von den Kosten des Kapitaleinsatzes in dem Beruf r_j , sowie von Berufs- und Sektor-spezifischen Effekten β_{ij} . Da wir die Kapitalkosten nicht berufsspezifisch messen können, ersetzen wir sie in der empirischen Umsetzung durch die Routine-Intensität der Berufsgruppen: je routine-intensiver eine Berufsgruppe, desto stärker – so die Annahme – sinken infolge der Computerisierung die Kosten, Arbeit durch Kapital zu ersetzen.

Anhand der Gleichung lassen sich erneut zwei Effekte technologischen Wandels auf die Arbeitsnachfrage bestimmen: Zum einen führen sinkende Kapitalkosten (oder steigende Kapitalproduktivität) zu einem verstärkten Einsatz neuer Technologien wodurch Arbeitskräfte verdrängt werden (*A, Tätigkeitswandel*). Zum anderen wirkt sich technologischer Wandel auf die Produktionsmenge aus, was zu einer entsprechenden Veränderung der Nachfrage nach Arbeitskräften führt

(B, *Produktnachfrage*). Die Produktionsmenge der Firmen hängt von der Nachfrage nach den Produkten der Firma ab, die wir im Folgenden herleiten.

5.2 Produktnachfrage

Die bedingte Arbeitsnachfrage spiegelt den von den Firmen für ein bestimmtes Produktionsniveau notwendigen Bedarf an Arbeitskräften unterschiedlichen Typs wieder. Ein sich verändernder Kapitaleinsatz kann jedoch auch die Produktionsmenge verändern (Effekt (B) in Gleichung (1) – (3)) und somit weitere Arbeitsnachfrageeffekte induzieren. Der technologische Wandel wirkt sich über mehrere Kanäle auf die Produktnachfrage aus:

- Technologischer Wandel führt zu einem veränderten Einsatz der Kapitaltypen in den Firmen. Steigt (sinkt) die Nachfrage nach einem bestimmten Kapitaltyp, so führt das zu einem Anstieg (Rückgang) der Produktnachfrage für Sektoren, welche die Inputs für diesen Kapitaltyp produzieren (*Kapital-Produktions-Effekt*).
- Der veränderte Kapitaleinsatz verändert die Kostenstrukturen der Firmen und damit deren relative Wettbewerbsfähigkeit. Firmen, die durch technologischen Wandel ihre Kosten senken, können ihre Preise senken und damit die Nachfrage nach ihren Produkten steigern (*Wettbewerbseffekt*).
- Steigt (sinkt) durch vermehrten Kapitaleinsatz die Produktion, so entsteht dadurch neues Einkommen in Form von Löhnen, Gewinnen und Kapitaleinkommen. Dieses Einkommen wird für Konsum eingesetzt und führt dadurch zu einer Steigerung der Produktnachfrage insgesamt (*Multiplikator-Effekt*).

Die Nachfrage nach den Produkten der Firmen ergibt sich somit aus der Konsumgüternachfrage und der Kapitalgüternachfrage. Die Konsumgüternachfrage bezeichnet den Einsatz der Produktion für den finalen Konsum (von Haushalten, Firmen oder dem Staat). Die Kapitalgüternachfrage bezeichnet den Einsatz der Produktion (direkt oder indirekt) als Kapitalgütern in anderen Firmen. Die Konsumgüternachfrage hängt von den relativen Preisen der Firmen und Sektoren ab. Die Substitutionselastizität zwischen den Produkten der Sektoren bezeich-

nen wir mit σ . Je größer σ , desto stärker reagieren Konsumenten auf Preisänderungen. Beträgt σ beispielsweise 0,5, so führt eine Preissteigerung von 1% zu einem Rückgang der Nachfrage von 0,5% in diesem Sektor.

Die Firmen setzen ihre Produkte in den Zielländern r' ab und konkurrieren dabei mit den Produkten anderer Länder. Wir bezeichnen die Substitutionselastizität zwischen den Ländern mit ε . Je größer ε , desto stärker reagieren Konsumenten auf Preisänderungen zwischen den Produkten der Länder. Beträgt ε beispielsweise 0,5, so führt eine Preissteigerung von 1% zu einem Rückgang der Nachfrage nach den Produkten dieses Landes um 0,5%.

Zudem führt eine Steigerung der Produktion auch zu steigendem (Kapital-, Gewinn- und Lohn-) Einkommen, das wiederum den Konsum erhöht und einen Multiplikatoreffekt auslöst. Der Multiplikatoreffekt wird aber dadurch begrenzt, dass nur ein Teil des zusätzlichen Einkommens für den Konsum heimischer Produkte ausgegeben wird, da die Konsumenten auch ausländische Güter beziehen. Zudem wird ein Teil des Einkommens für die Gewinnung von Ressourcen zur Produktion der Technologien eingesetzt⁵ und steht nicht für Konsum zur Verfügung, was den Multiplikatoreffekt zusätzlich begrenzt.

5.3 Arbeitsmarktfriktionen

Im Modul *Arbeitsmarktfriktionen* ermitteln wir, wie hoch die Löhne in den verschiedenen Arbeitsmarktsegmenten aus Industrien und Berufsgruppen sind. Wir nutzen das Lohnverhandlungsmodell von Blanchflower et al. (1996). In dem Modell verhandeln Gewerkschaften und Unternehmen über die Lohnhöhe. Welche Löhne die Gewerkschaften aushandeln können hängt von deren Macht, von der Verhandlungsmasse (Gewinne der Unternehmen), sowie von der Beschäftigtenquote ab. Die Beschäftigtenquote ist hier der Anteil der Beschäftigten an den Arbeitssuchenden in einem Arbeitsmarktsegment. Aus dem Modell leiten wir folgende Funktion für die Arbeitsmarktfriktionen ab:

$$\ln w_{ij} = \beta_1 \ln w_0 + \beta_2 \ln \frac{N_{ij}}{L_{ij}} \quad (3)$$

⁵ Wir modellieren die Kapitalproduktion als sogenannte reale Ressourcenkosten, d.h. ein Teil der Produktion geht als Vorleistungen zur Erstellung der Technologien ein und steht somit nicht als Einkommen zur Verfügung, siehe Anhang, Abschnitt 11.1.4.

Dabei steht w_{ij} für den Lohn in Sektor i und Berufsgruppe j , w_0 für das Einkommen bei einem Scheitern der Verhandlungen (z.B. Arbeitslosengelt), N_{ij} für die Beschäftigung und L_{ij} für die Zahl der Erwerbspersonen in dem Segment (=Beschäftigte + Arbeitssuchende). Je höher die Beschäftigtenquote, desto besser die Verhandlungsposition der Gewerkschaft und desto höher der Lohn, den sie raushandeln kann. β_2 ist die Elastizität der Löhne hinsichtlich der Beschäftigtenquote und gibt an, wie stark Löhne auf Veränderungen der Beschäftigtenquote reagieren. Dabei sollte β_2 umso größer ausfallen, die Löhne also umso stärker auf Veränderungen der Beschäftigtenquote reagieren, je schwieriger ein Wechsel der Arbeitskräfte zwischen den einzelnen Arbeitssegmenten stattfinden kann.

Zur Bestimmung der Lohnreagibilität wird in der Literatur üblicherweise eine regionale Lohnkurve geschätzt, die den Zusammenhang zwischen der Arbeitslosenquote und dem Lohnniveau auf regionaler oder nationaler Ebene misst und bereits vielfach geschätzt wurde (vgl. Nijkamp und Poot 2005). Dabei ergibt sich in der Regel eine Elastizität der Löhne hinsichtlich der Arbeitslosenquote von ca. 0,1, d.h. eine Erhöhung der Arbeitslosigkeit um 1% führt im Schnitt zu einer Reduktion der Löhne von 0,1%. Um die Größenordnung unserer Ergebnisse auf Basis der Gleichung (3) mit denen der Literatur für die regionale Lohnkurve vergleichen zu können, ist es möglich Gleichung (3) in eine Lohnkurve umzustellen

$$\ln w_{ij} = \beta_1 \ln w_0 + \beta_2 \frac{\bar{u}}{1-u} \ln u_{ij} \quad (4)$$

Dabei steht u_{ij} für die Arbeitslosenquote in dem Segment sowie \bar{u} für die gleichgewichtige Arbeitslosenquote. Da Arbeitskräfte sich vermutlich schwerer tun, ein Industrie-Berufssegment zu wechseln, als regional mobil zu sein, gehen wir davon aus dass die geschätzte Elastizität für Industrie- und Berufsgruppen größer ausfällt als die in der Literatur zur regionalen Lohnkurve üblichen 0,1.

5.4 Arbeitsangebot

Im Arbeitsangebots-Modul untersuchen wir die Mobilität der Arbeitskräfte zwischen den verschiedenen Arbeitsmarktsegmenten. Wir gehen davon aus, dass die Arbeitskräfte je nach ihren Kenntnissen und Fähigkeiten in den unterschiedlichen Sektoren und Berufen unterschiedlich produktiv sind. Die Arbeitskräfte

entscheiden sich für einen bestimmten Sektor und Beruf sowohl in Abhängigkeit von dem Lohn, den sie mit ihren Fähigkeiten dort erzielen können, als auch in Abhängigkeit von den Beschäftigungschancen, die sie dort vorfinden. Wir leiten aus unserem Modell folgende Arbeitsangebotsfunktion her:

$$\ln \frac{L_{ij}}{\bar{L}} = \gamma_1 \ln \frac{N_{ij}/L_{ij}}{\bar{N}/\bar{L}} + \gamma_2 \ln \frac{w_{ij}}{\bar{w}} + \gamma_2 \ln \tilde{v}_{ij}$$

Dabei steht \bar{L} für das gesamte Arbeitsangebot (alle Erwerbspersonen), L_{ij} für das Arbeitsangebot in Sektor i und Berufsgruppe j , N_{ij} für die Beschäftigung und w_{ij} für den Lohn in diesem Segment, \bar{N}/\bar{L} für die durchschnittliche Beschäftigungsquote und \bar{w} für den durchschnittlichen Lohn insgesamt. \tilde{v}_{ij} spiegelt die relative Verteilung der Fähigkeiten über die Segmente wieder. Je höher die Beschäftigungsrate und je höher der Lohn in einem Segment relativ zu allen anderen Segmenten, desto höher der Anteil der Arbeitskräfte die eine Beschäftigung in diesem Segment suchen. γ_1 und γ_2 geben wieder, wie stark die das Arbeitsangebot auf Veränderungen in den Beschäftigtenquoten und Löhnen reagiert.

5.5 Zerlegung der Gesamtbeschäftigungseffekte

Die Gesamtbeschäftigungseffekte ergeben sich aus dem Zusammenspiel der beschriebenen einzelnen Anpassungskanäle. Aus dem theoretischen Modell lässt sich daher mathematisch ableiten, wie sich die Gesamtbeschäftigung infolge eines veränderten Kapitaleinsatzes und unter Berücksichtigung der Reaktionen der Produktnachfrage sowie der Reaktion von Löhnen und Arbeitsangebot verändert. Für die Hauptvariante messen wir technologischen Wandel als den veränderten Einsatz unterschiedlicher Kapitaltypen in den Sektoren. In der Alternativvariante wird der technologische Wandel über die Routineintensität modelliert.

Anhand des Modells lässt sich somit der Effekt technologischen Wandels auf die Gesamtbeschäftigung ermitteln. Darüber hinaus können die unterschiedlichen Wirkungskanäle berechnet werden:

- *Tätigkeitswandel*: Der Einsatz neuer Technologien (Einsatz unterschiedlicher Kapitaltypen) erhöht oder senkt die Menge an Arbeitskräften, die für eine bestimmte Produktionsmenge benötigt werden (siehe Abschnitt 5.1).

- *Produktnachfrage*: Der Einsatz neuer Technologien erhöht oder senkt die Produktionsmenge in den Sektoren und beeinflusst dadurch die Nachfrage nach Arbeitskräften (siehe Abschnitt 5.2).
- *Arbeitsangebot*: Steigt (sinkt) die Nachfrage nach Arbeitskräften, so steigen (sinken) die Lohnforderungen der Gewerkschaften. Die Lohnsteigerung (der Lohnrückgang) führt zu einem Rückgang (Steigerung) der Beschäftigung (siehe Abschnitt 5.3). Die Lohnanpassung bremst somit immer die Arbeitsnachfrageeffekte (Tätigkeitswandel und Produktnachfrage). Anders ausgedrückt: eine Veränderung der Arbeitsnachfrage führt nur teilweise zu einer Veränderung der Beschäftigung, weil ein Teil durch Lohnveränderungen abgedeckt wird. Diese Effekte werden durch die Mobilität von Arbeitskräften wiederum reduziert, denn steigen (sinken) Beschäftigung und Löhne in einem Arbeitsmarktsegment, so suchen mehr (weniger) Arbeitskräfte einen Arbeitsplatz in diesem Segment. Das beschleunigt das Wachsen (Schrumpfen) des Segmentes.

Diese Zerlegung lässt sich sowohl für die Gesamtbeschäftigung, als auch für die Beschäftigung in den einzelnen Arbeitsmarktsegmenten ermitteln. Wir leiten eine analoge Zerlegung für die alternative Variante der Arbeitsnachfrage her. Zudem leiten wir analoge Zerlegungen für die Veränderung der Löhne her.

Die Zerlegung bietet zwei zentrale Vorteile: Erstens können wir dadurch den Einfluss technologischen Wandels auf die Gesamtbeschäftigung von anderen Einflussgrößen isolieren und damit dessen Gesamteffekt bestimmen. Zweitens können wir anhand der Zerlegung die Beiträge der verschiedenen Wirkungskanäle ermitteln um daraus Politikimplikationen abzuleiten.

6 Analyse des technologischen Wandels auf Betriebsebene⁶

Ziel der empirischen Analysen ist die Abschätzung der Auswirkungen moderner Technologien auf die betriebliche Beschäftigung. Dazu betrachten wir zunächst die aggregierte Beschäftigung auf Betriebsebene als Funktion der Technologieinvestitionen. Sollte der Effekt auf die Gesamtbeschäftigung nahe Null sein, kann dies auf unterschiedliche gegenläufige Effekte zwischen den Tätigkeitsgruppen zurückzuführen sein. In einem zweiten Schritt soll daher die tätigkeits-spezifische Nachfrage nach Arbeitskräften in Abhängigkeit von den Technologieinvestitionen untersucht werden. Dies gibt Auskunft darüber, ob moderne Technologien bestimmte Arbeitergruppen innerhalb der Betriebe ersetzen oder ergänzen. Für die Analysen werden die in Abschnitt 3 beschriebenen verknüpften Arbeitgeber-Arbeitnehmer-Daten verwendet, so dass zahlreiche betriebliche Faktoren neben den Technologieinvestitionen isoliert werden können. Die einzelnen Schätzverfahren sind im Folgenden näher beschrieben.

6.1 Aggregierte Arbeitsnachfrage

Wir schätzen die Arbeitsnachfrage basierend auf unserem theoretischen Modell (Abschnitt 5.1). Allerdings aggregieren wir über alle Berufe, um die Effekte auf die Gesamtbeschäftigung des Betriebes zu bestimmen. Um die Gleichung zu schätzen, bilden wir die Veränderung der betrieblichen Gesamtbeschäftigung ($\Delta \ln N_i$) zwischen 2011-2016 in Betrieb i und regressieren sie auf die Veränderungen in den Kapitalstöcken nach Technologieklasse s ($\Delta \ln C_{ik}$) - im Folgenden auch Technologieinvestitionen genannt:

$$\Delta \ln N_i = \alpha \Delta \ln VA_i + \beta \Delta \ln w_i + \sum_{k=1}^K \gamma_k \Delta \ln C_{ik} + \epsilon_i$$

Die Koeffizienten γ_k der Investitionen in Technologiestufe k geben Auskunft darüber, wie diese auf die betriebliche Arbeitsnachfrage wirken. Die Technologiestufen sind: 1.0/2.0-Technologien ($k=1$), 3.0-Technologien ($k=2$) und 4.0-

⁶ Die Ergebnisse aus diesem Abschnitt basieren auf Arntz et al. (2018b).

Technologien ($k=3$). Wir halten dabei Veränderungen in den firmenspezifischen Löhnen ($\Delta \ln w_i$) konstant, um für die veränderten Kosten im gleichen Zeitraum zu kontrollieren und führen die Regression einmal mit und einmal ohne die veränderte betriebliche Bruttowertschöpfung ($\Delta \ln VA_i$) durch. Letzteres gibt uns erste Einblicke darüber, wie stark neue Technologien auf die aggregierte Arbeitsnachfrage über den Produktnachfragekanal wirken. Zudem kontrollieren wir für fehlende Beobachtungen in den Anteilen für BuK Mittel und Produktionsmittel, die in die Berechnung der Kapitalstöcke eingehen.

Das obige Modell identifiziert den kausalen Effekt von Technologieinvestitionen unter der (im Vergleich zu einer Niveauschätzung weniger restriktiven) Annahme, dass es neben Lohn und Wertschöpfung keine anderen Veränderungen im gleichen Zeitraum gegeben hat, die eine Veränderung in der Beschäftigung erklären kann. Da dies nicht ausgeschlossen werden kann, verfolgen wir alternativ einen Instrumentenvariablenansatz, bei dem wir die Kapitalstöcke mit den historischen Tätigkeitsstrukturen (aus den BeH Daten) sowie dem historischen Technologielevel in unseren Schichtungszellen (vgl. Abschnitt 3) instrumentieren.

Spalte (1) in Tabelle 5 zeigt die Ergebnisse einer linearen Regression ohne Wertschöpfung. Die entsprechenden Koeffizienten fangen somit auch die Wirkungen des sich verändernden Kapitalstocks auf die Arbeitsnachfrage auf, die über die Produktnachfrage wirken. In Spalte (2) wird die Wertschöpfung hinzugefügt, so dass der zuletzt genannte Kanal ausgeschaltet wird, da es sich um die Nachfragewirkungen zu einem gegebenen Produktionsniveau handelt. In Spalte (3) finden sich die instrumentierten Ergebnisse der Spalte (2).

Laut Spalte (2) erhöht eine Veränderung der Wertschöpfung um 1 % die Nachfrage nach Arbeitskräften um 0,35 %, leicht abweichend vom theoretisch erwarteten Wert von 1 %. Für Veränderungen der Arbeitskosten, die sich im Koeffizienten für die Löhne widerspiegeln, finden wir einen negativen, wenn auch nicht signifikanten Effekt. Für unsere Hauptvariablen – den Investitionen nach Technologiestufe – deuten die Ergebnisse auf einen Nulleffekt, d.h. keine der Technologien hat einen signifikanten Einfluss auf die aggregierte Beschäftigung der Betriebe.

Tabelle 5: Technologieinvestitionen und betriebliche Gesamtbeschäftigungsveränderungen zwischen 2011 und 2016

Abhängige Variable: log Veränderung der betrieblichen Beschäftigung			
	OLS	OLS	IV
	(1)	(2)	(3)
log Veränderung der betrieblichen Wertschöpfung		0.35** (1.98)	0.34** (1.97)
log Veränderung des betrieblichen Durchschnittslohns	-0.06 (-1.02)	-0.06 (-0.55)	-0.06 (-0.50)
log Investitionen in 1.0/2.0 Technologien	0.05 (0.41)	0.09 (0.62)	0.16 (0.22)
log Investitionen in 3.0 Technologien	-0.04 (-0.32)	0.13 (0.80)	0.26 (0.25)
log Investitionen in 4.0 Technologien	-0.18 (-1.64)	-0.15 (-1.22)	-0.90 (-1.10)
Konstante	0.05* (1.79)	0.06 (1.62)	0.07 (1.42)
N	1761	1027	1027
R ²	0.043	0.106	
F	5.3	12.0	13.0
Hansen (j-statistic)			3.079
Hansen (p-value)			0.545

Das Ergebnis könnte mit der Tatsache zusammenhängen, dass Endogenitäten auf der Betriebsebene nach wie vor eine große Rolle spielen. Eine andere Erklärung ist, dass Technologieinvestitionen gegenläufige Effekte zwischen den Arbeitnehmergruppen hervorrufen, die sich ausgleichen. Dies soll im Folgenden näher untersucht werden.

6.2 Tätigkeitsspezifische Arbeitsnachfrage

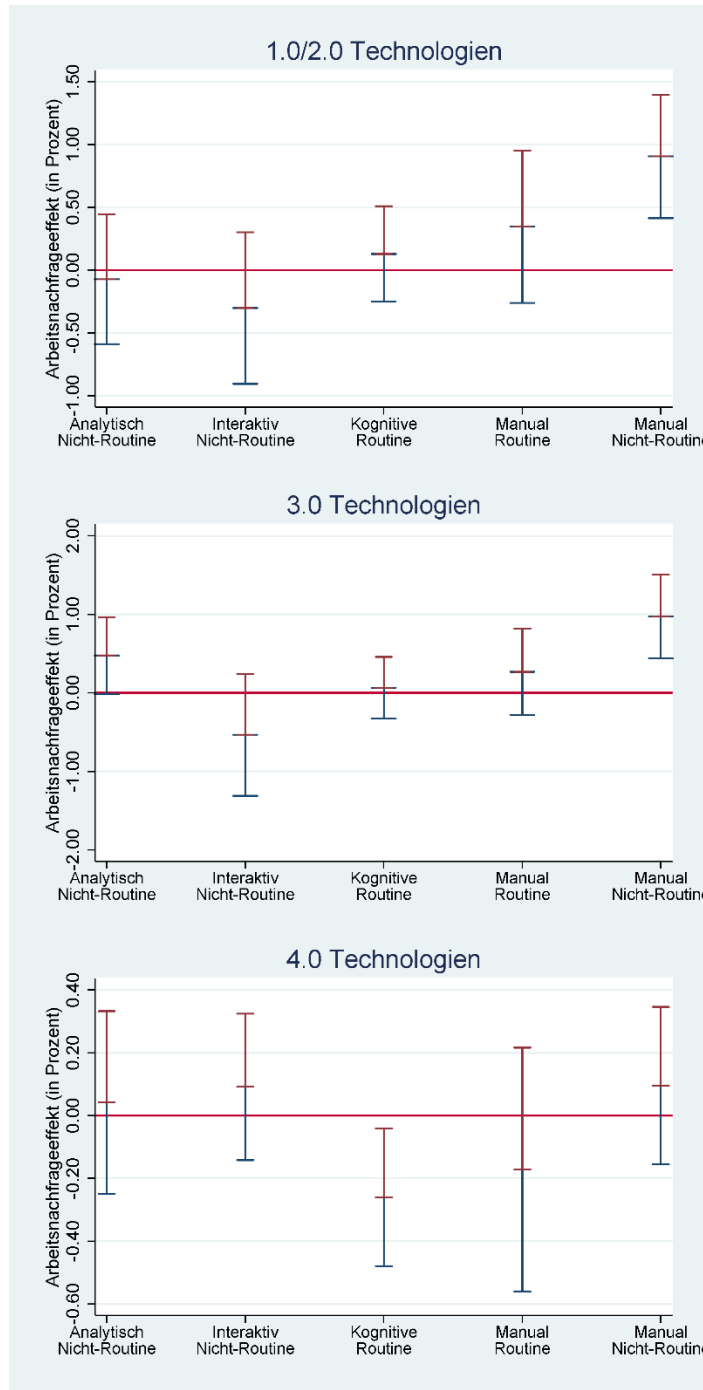
Die tätigkeitsspezifische Arbeitsnachfrage leiten wir direkt aus unserem theoretischen Modell ab (siehe Abschnitt 5.1.1). Wir schätzen sie ähnlich wie in Abschnitt 6.1.1, indem wir die Veränderung der tätigkeitsspezifischen Beschäftigung zwischen 2011 und 2016 auf die Veränderung des technologiespezifischen Kapitalstocks regressieren, wobei die Koeffizienten für die Kapitaltypen zwischen den Technologien und Tätigkeitsfeldern variieren:

$$\Delta \ln N_{ij} = \alpha \Delta \ln Y_i + \beta \Delta \ln \frac{w_i}{w_{ij}} + \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K \gamma_{jk} \Delta \ln C_{ik} + \epsilon_{ij}$$

Die Koeffizienten γ_{jk} geben für jedes Tätigkeitsfeld j und Technologiestufe k den jeweiligen Arbeitsnachfrageeffekt an. Die Löhne der tätigkeitsspezifischen Arbeiter relativ zu den Durchschnittslöhnen der Betriebe $\left(\frac{w_i}{w_{ij}}\right)$ werden dabei konstant gehalten, um analog zu Abschnitt 6.1.1. für veränderte tätigkeitsspezifische Kosten zu kontrollieren.

Abbildung 7 zeigt die OLS-Ergebnisse für die tätigkeitsspezifischen Beschäftigungsveränderungen in Folge von Technologieinvestitionen anhand von sogenannten Whisker-Plots. Dabei entspricht der mittlere Balken der Punktschätzung des Koeffizienten aus der Regression, während die angegebene Spanne das 95 % Konfidenzintervall und somit die statistische Unsicherheit anzeigt. Die Ergebnisse sind nicht immer signifikant von Null verschieden, deuten aber darauf hin, dass 1.0/2.0-Technologien tendenziell komplementär zu manuellen Tätigkeiten sind, vor allem in der Gruppe manueller Nicht-Routinetätigkeiten. Mit steigender Technologiestufe nimmt allerdings die Bedeutung von interaktiven und analytischen Aufgaben zu. Zu 4.0-Technologien sind beispielsweise analytisches und insbesondere interaktives Arbeiten komplementär, während Routinearbeit, sowohl manuell als auch kognitiv, ersetzt wird.

Abbildung 7: Technologieinvestitionen und Veränderungen der tätigkeitsspezifischen Arbeitsnachfrage (2011-2016)



Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass die technologische Aufwertung hin zu 4.0-Technologien mit Verschiebungen der Arbeitsnachfrage in Richtung analytischer und interaktiver Arbeit wie Management und Beratung einhergeht. Die Ergebnisse sind kompatibel mit der Hypothese, dass der Mensch einen komparativen Vorteil bei abstrakten Aufgaben wie Problemlösung, Intuition, Kreativität und Sozialkompetenz hat, während Maschinen einen komparativen Vorteil bei klar definierten und sich wiederholenden Aufgaben haben, die mit Hilfe von Computern und Algorithmen leichter zu programmieren sind. Zudem ist denkbar, dass die Einführung neuer 4.0-Technologien gerade zu Beginn sehr viele analytische und interaktive Fachkräfte benötigt. In der längeren Frist könnte sich dies ggfs. auch ändern. Für bereits länger etablierte 3.0-Technologien zeigt sich beispielsweise kein positiver Effekt auf interaktive Tätigkeiten.

7 Makroökonomische Beschäftigungs- und Lohnveränderungen⁷

In diesem Abschnitt ermitteln wir, welchen Einfluss die technologischen Investitionen der Firmen auf die aggregierte Beschäftigung, Arbeitslosigkeit und Löhne in Deutschland in der Vergangenheit hatten. Wir erläutern dazu zunächst unsere Datengrundlage in Abschnitt 7.1. Anhand dieser Daten schätzen wir in Abschnitt 7.2 die Parameter unseres strukturellen Modells. Abschließend nutzen wir das strukturelle Modell und die geschätzten Parameter, um in Abschnitt 7.3 die Beschäftigungsentwicklung in die verschiedenen Wirkungskanäle technologischen Wandels zu zerlegen und so die Beschäftigungseffekte zu bestimmen. Wir gehen analog vor, um auch die Arbeitslosigkeits- und Lohneffekte zu ermitteln.

7.1 Datenbasis

Zur empirischen Abschätzung des strukturellen Modells sind verschiedenen Datensätze notwendig. Neben der Betriebsbefragung sind dies vor allem die integrierten Erwerbsbiographien (SIAB-R7514) sowie die World Input Output Database (WIOD).

7.1.1 IAB-ZEW-Arbeitswelt-4.0 Betriebsbefragung

Die Betriebsbefragung wurde in Abschnitt 3 bereits ausführlich beschrieben. Für die Analysen auf Sektorebene wurden die Informationen zum Kapitaleinsatz der Firmen auf Sektorebene aggregiert. Da in den Befragungsdaten lediglich nach dem Anteil von Produktions- bzw. Büro- und Kommunikationsmitteln gefragt wurde, der aktuell, (2016), retrospektiv (2011) und prospektiv (2021) in eine von drei Technologieklassen fällt (K1 - 1.0/2.0-Technologien, K2 - 3.0-Technologien, K3 - 4.0-Technologien, siehe auch Abschnitt 4), waren dazu verschiedene Aufbereitungsschritte nötig. Zum einen wurde der aggregierte Kapitalstock auf Firmenebene mittels des IAB-Betriebspanels für die Jahre 2011 bis 2016 impu-

⁷ Die Analysen in diesem Abschnitt beruhen in Teilen auf Vorarbeiten im Rahmen von Arntz et al. (2018b), siehe auch Abschnitte 3 und 4.

tiert. Dazu haben wir zunächst die Investitionen für die Betriebe unserer Betriebsbefragung aus vergleichbaren Betrieben des IAB-Betriebspanels imputiert, d.h. wir haben Investitionsdaten aus Betrieben des IAB-Betriebspanels mit einem Regressionsmodell anhand einer Vielzahl von Betriebsinformationen auf die Betriebe in unserem Datensatz übertragen. Wir nutzen anschließend die von Berlemann und Wesselhöft (2014) vorgeschlagene Variante der Perpetual Inventory-Methode, um den Kapitalstock anhand der Investitionen und der sektorspezifischen Abschreibungsrate zu berechnen.⁸ Die Anteile der drei Technologieklassen wurden zudem auf jährliche Werte umgerechnet, indem wir von einer linearen Veränderung zwischen 2011 und 2016 ausgehen. Somit konnte der Kapitalstock für die Jahre 2011 bis 2016 in die drei Technologieklassen aufgeteilt werden (K1, K2, K3), um diese Kapitalstöcke anschließend auf die Sektorebene zu aggregieren.

Um die Kapitalstockveränderungen auf Sektor-Ebene in der näheren Zukunft zu bestimmen, die in die Simulation der Auswirkungen des technologischen Wandels in der näheren Zukunft einfließen, bestimmen wir die voraussichtlichen technologiespezifischen Kapitalstöcke im Jahr 2021. Wir gehen davon aus, dass sich der aggregierte Kapitalstock wie in den letzten 5 Jahren verändert und schreiben die Veränderungsrate des sektorspezifischen aggregierten Kapitalstocks für 2016 bis 2021 fort. Zusätzlich bilden wir die durchschnittlichen Anteile der Technologieklassen am Kapitalstock für jeden Sektor auf Grundlage der Ergebnisse aus der Betriebsbefragung. Wir gewichten bei der Durchschnittsbildung mit der Größe des Kapitalstocks der Betriebe im Jahr 2016. Aus den gewichteten Anteilen und dem fortgeschriebenen aggregierten Kapitalstock bestimmen wir die technologiespezifischen Kapitalstöcke der Sektoren im Jahr 2021.

7.1.2 SIAB-R7514

Zur Berechnung der Beschäftigung, des Lohnniveaus und des Arbeitsangebots in Sektor i und Berufsgruppe j verwenden wir die integrierten Erwerbsbiographien (SIAB-R7514) der Bundesagentur für Arbeit. Dabei handelt es sich um eine

⁸ Wir nutzen die Abschreibungsrate der EU-KLEMS-Datenbank.

2%-Stichprobe der sozialversicherungspflichtigen Beschäftigten zwischen 1975 und 2014 und beinhaltet Informationen zu Beschäftigungszeiten, Löhnen, Beruf- und Sektorzugehörigkeit. Wir berechnen Beschäftigung, Löhne und Arbeitsangebot für die 13 Sektoren der Wirtschaftszweigklassifikation WZ93⁹ sowie die bereits in den Betriebsanalysen verwendeten fünf Berufsgruppen (analytisch, interaktiv, routine-kognitiv, routine-manuell, nicht-routine manuell), denen jeder Beruf der 3-stelligen Berufsklassifikation KLDB2010 mit Hilfe der Klassifikation der Haupttätigkeiten nach Dengler und Matthes (2010) zugeordnet werden kann. Für die sich ergebenden 65 Zellen aus 13 Sektoren und fünf Berufen können nun jährlich das Beschäftigungs- sowie Lohnniveau bestimmt werden.

Für die Löhne beinhalten die Daten zuverlässige Angaben zum Bruttotagesentgelt, allerdings nur bis zur Beitragsbemessungsgrenze. Aus diesem Grunde wenden wir Tobit-Regressionen nach Card et al. (2013) und Dustmann et al. (2009) an, um die fehlenden Löhne zu imputieren.¹⁰ Zudem verwenden wir zur Berechnung der Lohnniveaus nur die Löhne von Vollzeitbeschäftigten, da das Bruttotagesentgelt ansonsten neben dem Stundenlohn auch den Umfang der Arbeit widerspiegeln würde und der Vergleich zwischen den von uns betrachteten Arbeitsmarktsegmenten dadurch fälschlicherweise beeinflusst wäre.

Während die Beschäftigung in den 65 Zellen bzw. Arbeitsmarktsegmenten ohne Probleme aus den Daten sehr verlässlich berechnet werden kann, ist die Bestimmung des Arbeitsangebots (Beschäftigte plus Arbeitssuchende) deutlich schwieriger. Dies hängt damit zusammen, dass Arbeitslosigkeit in den Sozialversicherungsdaten ursprünglich nur dann in den Daten sichtbar war, wenn ein Bezug von Arbeitslosengeld oder -hilfe vorlag. Da jemand jedoch auch arbeitssuchend sein kann, ohne dass ein solcher Bezug vorliegt, ist Arbeitslosigkeit bzw. Arbeitssuche und damit auch das Arbeitsangebot nur unter Annahmen berechenbar. Seit 2007 existiert in den Daten jedoch eine zusätzliche Angabe darüber, ob Personen bei der Agentur für Arbeit als arbeitssuchend gemeldet sind

⁹ Wir verwenden die in der SIAB-R7514 enthaltenen 13 Branchen der WZ93 anstelle der in unserer Befragung enthaltenen fünf Schichtungsbranchen, um auf der Branchenebene mehr Variation zur Schätzung der Parameter zu nutzen.

¹⁰ Wir bedanken uns bei Johann Eppelsheimer und Wolfgang Dauth, die uns den Programmiercode für diese Imputation zur Verfügung gestellt haben.

(ASU Meldungen). Dies bietet daher eine deutlich bessere Berechnungsgrundlage, wobei auch in diesem Fall Annahmen getroffen werden müssen, wenn bspw. parallele Beschäftigungen gemeldet sind. Wir definieren Arbeitslosigkeit somit als eine Periode ununterbrochener ASU Meldungen, wobei eine parallele geringfügige Beschäftigung bzw. Praktika nicht berücksichtigt werden, während eine parallele, sozialversicherungspflichtige Beschäftigung eine solche Arbeitslosigkeitsperiode unterbricht. Wir folgen damit weitgehend dem Konzept A von Kruppe et al. (2007), wobei wir aufgrund der am aktuellen Rand der Daten schlechteren Angabe zum Arbeitsumfang nicht noch zusätzlich nach dem Umfang der ausgeführten Tätigkeit differenzieren können.¹¹

Mit Hilfe der so definierten Perioden einer Arbeitslosigkeit/Arbeitssuche lässt sich nun auch das Arbeitsangebot als Summe aus der Beschäftigung und der Zahl der Arbeitssuchenden bestimmen. Allerdings stellt sich dabei die Frage, welchem Beruf bzw. welchem Sektor ein/e Arbeitssuchende/r zugeordnet werden soll. In einem ersten einfachen Ansatz gehen wir daher davon aus, dass Arbeitssuchende genau in dem Arbeitsmarktsegment wieder nach Beschäftigung suchen, in dem sie zuvor beschäftigt waren. In einem alternativen Ansatz berücksichtigen wir die in der jüngsten Vergangenheit beobachteten Transitionen zwischen den 65 Berufs- und Sektorzellen¹² und gehen davon aus, dass sich die Suchaktivitäten eines Arbeitssuchenden entsprechend dieser in der Vergangenheit beobachteten Transitionen verteilt. Wenn also bspw. 4 Prozent aller Personen mit einer manuellen Routinetätigkeit im Fahrzeugbau, die ihren Job wechseln, anschließend eine manuelle Nicht-Routinetätigkeit in der Chemiebranche ausüben, wird von den Arbeitssuchenden des Segments „routine-manuell im Fahrzeugbau“ 4 Prozent dem Segment „manuelle nicht-routine, Chemiebranche“ zugerechnet. Die Zahl der Arbeitssuchenden in einer bestimmten Zelle ij

¹¹ In einem verfeinerten Konzept unterbrechen parallele sozialversicherungspflichtige Tätigkeiten nur dann eine Arbeitslosigkeitsperiode, wenn die Arbeitszeit mehr als 16 Stunden die Woche beträgt. Dies ist jedoch für die relevanten letzten Berichtsjahre der SIAB-R7514 nicht anwendbar.

¹² Um ausreichende Fallzahlen zu beobachten, verwenden wir zur Berechnung der Transitionsmatrix sowohl Wechsel aus Arbeitslosigkeit als auch direkte Jobwechsel, die in einem 2-Jahres-Zeitraum stattfinden.

ergibt sich somit als gewichtete Summe aller Arbeitssuchenden, wobei die Gewichte die beobachteten Wechsel zwischen den Arbeitsmarktsegmenten widerspiegeln.

7.1.3 World Input-Output Database (WIOD)

Die World Input-Output Database ist eine internationale Datenbank mit detaillierten Informationen zu den Handelsströmen zwischen Ländern (vgl. Timmer et al. 2014). Sie besteht aus einem Kerndatensatz, einer internationalen Input-Output-Tabelle. Input-Output-Tabellen stellen die Güterströme einer Ökonomie dar, aus der sich ablesen lässt, aus welchen Sektoren ein Sektor seine Vorleistungen bezieht und wofür der Output eines Sektors verwendet wird. Das besondere an der WIOD ist, dass diese die Input-Output-Beziehungen auf Sektor-Ebene nicht für ein einzelnes Land, sondern auf internationaler Ebene abbildet. Wir verwenden die 2013er Ausgabe der WIOD.¹³ Diese umfasst 40 Länder und 35 Sektoren für den Zeitraum 1995-2011. Aus dieser Tabelle leiten wir folgende Indikatoren für unsere Analysen ab:

- Produktion (Bruttowertschöpfung) der Sektoren
- Verwendung der Produktion der Sektoren (Konsum, Zwischengüter/Kapitalgüter, Export), unterteilt nach Zielländern

Zusätzlich verwenden wir die sozioökonomischen Indikatoren der WIOD, um folgende Indikatoren für unsere Analysen zu bestimmen:

- Einkommen der Zielländer
- Konsumgüterpreisindizes der Zielländer
- Produzentenpreisindex für die Sektoren
- Produzentenpreisindizes für die Zielländer

¹³ Mittlerweile liegt die 2016er-Version der WIOD vor. Wir verwenden jedoch die 2013-Version, da wir zusätzlich die sozioökonomischen Indikatoren der WIOD benötigen, welche voraussichtlich erst im Januar 2018 veröffentlicht werden.

Wir verwenden die von der WIOD mitgelieferten Wechselkurse um alle Variablen in Euro umzurechnen. Zudem verwenden wir die von der WIOD bereitgestellten Preisindikatoren, um alle Preise auf das Jahr 1995 zu normieren (deflationieren).

7.2 Empirische Schätzung des strukturellen Modells

Im Folgenden schätzen wir die Parameter unseres strukturellen Modells. Die Parameter geben an, wie die Ökonomie auf Veränderungen reagiert, beispielsweise wie sich eine Lohnänderung auf die Arbeitsnachfrage auswirkt. Die Parameter sind damit von zentraler Bedeutung dafür, welche Beschäftigungs-, Arbeitslosigkeits- und Lohneffekte technologische Investitionen haben. Wir schätzen dazu die vier Teile unseres Modells separat.

7.2.1 Arbeitsnachfrage

Die Arbeitsnachfrage stellt das zentrale Modul unseres strukturellen Modells dar. Wir schätzen die in Abschnitt 5 hergeleitete Arbeitsnachfragefunktion, um die Parameter unseres Modells zu quantifizieren. Anhand der geschätzten Arbeitsnachfragefunktion können wir untersuchen, wie sich vermehrter Kapitaleinsatz auf die berufsspezifische Arbeitsnachfrage auswirkt, und wie die Arbeitsnachfrage auf Lohnänderungen reagiert. Um die Parameter besser identifizieren zu können, unterteilen wir unsere Arbeitsnachfragefunktion in zwei Teile, eine über alle Berufe aggregierte Arbeitsnachfrage und eine Schätzung der Anteile der Berufe an der sektorspezifischen Beschäftigung. Die Schätzgleichung für die aggregierte sektorale Arbeitsnachfrage lautet:

$$\ln N_{it} = \beta_1 \ln Y_{it} + \beta_2 \ln w_{it} + \sum_{k=1}^K \beta_k \ln C_{ik} + \beta_t + \epsilon_{it}$$

Dabei steht N_{it} für die Beschäftigung im Sektor i in Jahr t , Y_{it} für die Wertschöpfung, w_{it} für den Durchschnittslohn des Sektors, und C_{ik} für den technologie-spezifischen Kapitalstock. Die Ergebnisse sind in Tabelle 6 ausgewiesen. Wir schätzen jeweils gepoolte Modelle mit robusten Standardfehlern, die nach den Sektoren geclustert sind. Modell (1) ist ein gepooltes OLS-Modell, Modelle (2) und (3) instrumentieren die potentiell endogene Produktion und nutzen dabei die um ein (Modell 2) bzw. um fünf (Modell 3) Jahre verzögerte Produktion als Instrumentvariable (IV).

Die Ergebnisse sind über die Modelle hinweg sehr robust. Der Koeffizient für die Produktion liegt im Einklang mit unserem strukturellen Modell nahe bei 1. Der Koeffizient auf die Löhne beträgt rund 0,3, d.h. eine Lohnsteigerung um 1% reduziert die Beschäftigung um ca. 0,3%. Dieser Koeffizient ist für unser Modell aber nicht weiter relevant, stattdessen verwenden wir die Lohnelastizität der Arbeitsnachfrage zwischen den Berufen aus der nachfolgenden Schätzung.

Tabelle 6: Schätzergebnisse für die Aggregierte Arbeitsnachfrage

Variable	(1)	(2)	(3)
Produktion	1,2278	1,1886	1,1291
t	4,1104	4,4686	3,7132
p	0,0017	0,0000	0,0002
Löhne	-0,3793	-0,3381	-0,2755
t	-0,7826	-0,8034	-0,6348
p	0,4504	0,4218	0,5256
K1	0,0914	0,0903	0,0887
t	0,5782	0,6327	0,5908
p	0,5748	0,5269	0,5546
K2	-0,5401	-0,5406	-0,5413
t	-1,4447	-1,6746	-1,6966
p	0,1764	0,094	0,0898
K3	0,2407	0,2617	0,2937
t	0,6461	0,8135	0,8952
p	0,5315	0,4159	0,3707
N	48	48	48
r ²	0,8434	0,8432	0,8424
F	37,6645	38,256	38,3599
Jahre	2011-2014	2011-2014	2011-2014
Jahr-Dummies	x	x	x
IV		Produktion (t-1)	Produktion (t-5)

K1 bis K3 spiegeln jeweils die Koeffizienten für die Technologietypen wieder. Industrie 3.0 geht tendenziell mit einer geringeren Beschäftigung einher, während sowohl Industrie 1.0/2.0, als auch Industrie 4.0 zu einer insgesamt höheren Beschäftigung führen. Die Effekte für K1 und K3 sind allerdings nicht signifikant, während der negative Effekt für K2 nur in Modellen (2) und (3) und dort auch

nur marginal signifikant ist. Die aggregierte Beschäftigung auf Sektor-Ebene wird somit nur wenig vom Kapitaleinsatz beeinflusst, wobei K2 (Industrie 3.0) eher negativ wirkt.

Interessanterweise weichen die Ergebnisse auf der aggregierten Ebene damit etwas von denen auf der Betriebsebene ab (vgl. Abschnitt 6.1). Insbesondere hatten 3.0-Technologien demnach keinen negativen Einfluss auf die aggregierte Beschäftigung der Betriebe, während diese Technologien auf der Branchenebene tendenziell negativ auf die bedingte Arbeitsnachfrage wirken. Dies könnte darauf hindeuten, dass auf der Branchenebene Aspekte zum Tragen kommen, die bei der Betriebsanalyse keine Rolle spielen. Zum Beispiel könnten Betriebe, die in 3.0-Technologien investieren, ihre Produktion auch ohne neue Beschäftigte ausweiten und dabei andere Betriebe verdrängen, die nicht investieren. Diese Verdrängungseffekte bleiben bei einer Analyse auf Betriebsebene verborgen, äußern sich aber potentiell in zurückgehender Beschäftigung auf Sektorebene.

Um zu bestimmen, wie die Technologietypen die unterschiedlichen Berufsgruppen betreffen, schätzen wir als nächstes den Anteil der Beschäftigten in den Berufsgruppen in Abhängigkeit des Kapitaleinsatzes wie folgt:

$$\ln N_{ijt} = \beta_1 \ln \tilde{w}_{ijt} + \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K \beta_{jk} \ln C_{ik} + \beta_t + \beta_j + \beta_i + \epsilon_{ijt}$$

Dabei steht N_{ijt} für die Beschäftigung in Beruf j in Sektor i im Jahr t , \tilde{w}_{ijt} für den Lohn in Beruf j in Sektor i relativ zum Durchschnittslohn des Sektors, C_{ik} für den Kapitaleinsatz und β_{jk} gibt die gesuchten Koeffizienten für den Einfluss des Kapitaltyps k auf die Nachfrage nach Arbeitskräften in Beruf j wieder. Aus den geschätzten β_{jk} können wir die zugrunde liegenden strukturellen Parameter α_{jk} berechnen.

Die Ergebnisse sind in Tabelle 7 ausgewiesen. Die ersten vier Spalten geben vier gepoolte OLS-Modelle wider. Wir schätzen robuste Standardfehler, geclustert nach den Berufen. Bei den vier gepoolten OLS-Schätzungen nutzen wir unterschiedliche Kombinationen aus Zeittrend, Jahres-Dummies, Berufs-Dummies und Sektor-Dummies. Zusätzlich schätzen wir die Gleichung als ein Fixed Effects-Modell, d.h. wir identifizieren die interessierenden Parameter nur noch über die zeitliche Variation innerhalb der einzelnen Arbeitsmarktsegmente (Modell 5).

Außerdem schätzen wir das Modell als lange Differenz, d.h. wir bilden für alle Variablen die Differenz zwischen 2008 und 2014 und schätzen die Gleichung als OLS-Querschnittsmodell (Modell 6), die Berufs- und Sektor-Dummies fallen dadurch raus.

Ein Vergleich der ersten vier Modelle zeigt, dass der Koeffizient für die Löhne zwar vergleichsweise robust ist, einzelne der β_{jk} -Koeffizienten wechseln jedoch das Vorzeichen in Abhängigkeit der verwendeten Dummies. Die β_{jk} -Koeffizienten sind zentral für unser Modell, sie geben an, wie die Arbeitsnachfrage in einem Beruf auf den Einsatz einer bestimmten Technologie reagiert. Dies deutet darauf hin, dass die gepoolten OLS-Modelle nicht nur die Veränderungen innerhalb der Zellen, sondern auch Niveau-Unterschiede zwischen den Zellen messen und damit auch vermutlich stärker von Endogenitätsproblemen betroffen sind. Wie verwenden daher die Ergebnisse von Modell (5), welches als Fixed Effects-Modell lediglich die Variation innerhalb der ij -Zellen nutzt und dadurch den Anforderungen des strukturellen Modells am besten gerecht wird. Die Ergebnisse von Modell (6) sind überwiegend sehr ähnlich. Wir bevorzugen Modell (5) gegenüber Modell (6), weil in Modell (6) durch die Differenzenbildung nur wenige Beobachtungen zur Verfügung stehen, was zu unsichereren Ergebnissen führt.

Der Koeffizient auf die relativen Löhne beträgt in Modell (5) 0,58, d.h. steigt der Lohn eines Berufs relativ zum sektoralen Durchschnittslohn um 1%, so sinkt die Nachfrage nach Arbeitskräften in diesem Beruf um 0,58%. Dieser Koeffizient ist unsere gesuchte Lohnelastizität der Arbeitsnachfrage, $\eta = 0,58$.

Die Ergebnisse für die β_{jk} -Koeffizienten geben an, wie die Nachfrage nach den Berufen auf technologiespezifischen Kapitaleinsatz reagiert. Die Ergebnisse sind sehr umfangreich, wir verzichten daher an dieser Stelle auf eine genauere Darstellung. Stattdessen leiten wir aus den β_{jk} -Koeffizienten die zugrundeliegenden α_{jk} -Parameter ab, die schließlich in unser strukturelles Modell eingehen.¹⁴ Die α_{jk} -Parameter diskutieren wir nachfolgend in Abschnitt 7.3.2.1.

¹⁴ Die Berechnungsformel lautet $\alpha_{jk} = \beta_{jk}/(\eta - 1) - \beta_k$, wobei wir β_{jk} und η aus der Schätzung der Beschäftigungsanteile erhalten und β_k aus der Schätzung der aggregierten Arbeitsnachfrage.

Tabelle 7: Schätzergebnisse für die Beschäftigungsanteile

Variable	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Löhne	0,9055	0,9054	1,0012	1,0009	0,5817	0,5363
t	1,7722	1,7800	2,0545	2,0634	4,6796	2,6552
p	0,1510	0,1497	0,1091	0,1080	0,0095	0,0567
K1 * T1	-0,6568	-0,6568	-0,5490	-0,5249	-0,1936	-0,1737
t	-10,7420	-10,7922	-1,2398	-1,1665	-1,6897	-1,1058
p	0,0004	0,0004	0,2828	0,3082	0,1664	0,3308
K1 * T2	-0,8823	-0,8823	-0,8100	-0,7857	-0,2260	-0,2144
t	-6,7027	-6,7322	-2,2436	-2,1356	-1,9146	-1,3139
p	0,0026	0,0025	0,0883	0,0996	0,1281	0,2592
K1 * T3	-0,3328	-0,3328	-0,2338	-0,2097	0,2765	0,3418
t	-16,7810	-16,8615	-0,5611	-0,4946	2,6572	2,3677
p	0,0001	0,0001	0,6046	0,6468	0,0566	0,0770
K1 * T4	-0,8132	-0,8132	-0,7017	-0,6775	-0,0977	-0,0873
t	-10,1431	-10,1901	-1,5439	-1,4680	-1,0365	-0,6393
p	0,0005	0,0005	0,1975	0,2160	0,3585	0,5574
K1 * T5	1,7819	1,7819	1,8865	1,9106	0,2119	0,2725
t	40,0197	40,2065	4,3590	4,3428	1,9260	1,7810
p	0,0000	0,0000	0,0121	0,0122	0,1264	0,1495
K2 * T1	0,8647	0,8645	0,9111	0,8616	0,0955	0,0396
t	5,5408	5,5614	3,2440	3,0015	0,6828	0,1887
p	0,0052	0,0051	0,0316	0,0399	0,5322	0,8595
K2 * T2	-0,0457	-0,0460	0,0708	0,0212	-0,3174	-0,3669
t	-0,1981	-0,2004	0,3778	0,1209	-2,1236	-1,5553
p	0,8526	0,8510	0,7247	0,9096	0,1009	0,1949
K2 * T3	0,3909	0,3906	0,4558	0,4063	-0,2669	-0,4084
t	5,7029	5,7217	2,2111	1,9339	-2,1628	-2,1977
p	0,0047	0,0046	0,0915	0,1253	0,0966	0,0929
K2 * T4	-0,6384	-0,6386	-0,5749	-0,6243	0,0451	-0,0271
t	-8,6195	-8,6555	-2,7225	-2,8991	0,4226	-0,1563
p	0,0010	0,0010	0,0529	0,0442	0,6943	0,8834
K2 * T5	-1,0415	-1,0417	-1,0030	-1,0524	-0,1226	-0,1895
t	-5,3050	-5,3274	-3,1781	-3,2652	-0,8818	-0,9259
p	0,0061	0,0060	0,0336	0,0309	0,4277	0,4069
K3 * T1	-0,1320	-0,1318	-0,4140	-0,4125	0,0249	0,0179
t	-1,3742	-1,3772	-1,4154	-1,4190	1,2366	0,6378
p	0,2414	0,2405	0,2299	0,2289	0,2839	0,5583
K3 * T2	1,0924	1,0926	0,7682	0,7698	0,0901	0,0794
t	6,7354	6,7726	1,9533	1,9695	5,8119	3,1329
p	0,0025	0,0025	0,1225	0,1202	0,0044	0,0351
K3 * T3	-0,0342	-0,0339	-0,3260	-0,3245	-0,0741	-0,0819
t	-0,5325	-0,5312	-1,0665	-1,0682	-3,5470	-2,7546
p	0,6226	0,6234	0,3463	0,3456	0,0239	0,0511
K3 * T4	0,8440	0,8442	0,5368	0,5384	-0,1738	-0,1872
t	9,9691	10,0304	1,5790	1,5936	-7,4588	-5,8399
p	0,0006	0,0006	0,1895	0,1862	0,0017	0,0043
K3 * T5	-0,3374	-0,3372	-0,6072	-0,6057	0,0364	0,0321
t	-2,2151	-2,2225	-2,1104	-2,1176	2,3847	1,6288
p	0,0911	0,0904	0,1024	0,1016	0,0756	0,1787
N	260	260	260	260	260	65
r2	0,547	0,547	0,5737	0,5737	0,5617	0,6289
Jahre	2011-2014	2011-2014	2011-2014	2011-2014	2011-2014	2008-2014
Zeittrend		x		x		
Jahres-Dummies	x		x		x	
Berufs-Dummies	x	x	x	x		
Sektor-Dummies			x	x		
Typ	Pooled	Pooled	Pooled	Pooled	Fixe Effekte	Lange Differenz

7.2.2 Alternative Arbeitsnachfrage-Schätzung

Die vorherige Schätzung der Arbeitsnachfrage bezieht sich auf einen vergleichsweise kurzen Zeitraum, weil die technologiespezifischen Kapitalinformationen nur am aktuellen Rand vorliegen. Ergänzend schätzen wir deswegen zusätzlich eine alternative Variante der Arbeitsnachfrage, bei der wir die Routine-Intensität der Berufe als Grundlage für den Einfluss von (potentiellen) Technologieeinsatz auf die berufsspezifische Arbeitsnachfrage erhalten, wie in Abschnitt 5 hergeleitet. Wir schätzen folgende Arbeitsnachfragefunktion:

$$\ln N_{ijt} = \beta_1 \ln Y_{it} + \beta_2 \ln c_{it} + \beta_3 \ln w_{ijt} + \beta_4 RTI_j \times t + \beta_i + \beta_j + \epsilon_{ijt}$$

Dabei steht N_{ijt} für die Beschäftigung in Beruf j und Sektor i im Jahr t , Y_{it} für die Wertschöpfung, c_{it} für die Grenzkosten der Produktion und w_{ijt} für den Lohn. $RTI_j \times t$ ist die Interaktion aus der Routineintensität der Berufe mit einem Zeitrend, β_i und β_j sind sektor- bzw. berufsspezifische Dummies.

Wir schätzen vier Varianten dieser Gleichung, die Ergebnisse sind in Tabelle 8 dargestellt. Modell (1) ist ein gepooltes OLS-Modell. Modell (2) ist ein gepooltes IV-Modell, bei dem wir die potenziell endogene Produktion mit dem Kapitalstock und die potenziell endogenen Grenzkosten mit den Grenzkosten derselben Branchen in allen anderen Ländern instrumentieren. Eine Instrumentierung ist hier sinnvoll, da die Produktion und die Grenzkosten durch unbeobachtete Branchenschocks beeinflusst sein könnten, die auch direkt auf die Beschäftigung Einfluss nehmen, was zu verzerrten Koeffizienten führen würde. Modell (3) ist ein Fixed Effects-Modell, bei dem wir lediglich die Variation innerhalb der ij -Zellen nutzen. Modell (4) ist ein IV Fixed Effects-Modell, bei dem die Produktion wiederum mit dem Kapitalstock und die Grenzkosten mit den Grenzkosten derselben Branchen in anderen Ländern¹⁵ instrumentieren.

¹⁵ Wir verwenden in diesem Fall die Grenzkosten in Australien, Kanada, Japan und Südkorea.

Tabelle 8: Schätzergebnisse für die Alternative Arbeitsnachfrage

	(1)	(2)	(3)	(4)
Routine-Intensität	-0,047	-0,059	-0,005	-0,001
interagiert mit Zeit				
t	-2,690	-2,624	-1,949	-0,099
p	0,009	0,009	0,056	0,921
log Wertschöpfung	0,785	0,969	0,828	0,657
t	-4,085	-3,543	-8,020	-1,672
p	0,000	0,000	0,000	0,095
log Grenzkosten der Produktion	0,761	1,148	0,816	4,239
t	-2,528	-1,992	-4,843	-0,892
p	0,014	0,046	0,000	0,372
log Löhne	-0,670	-0,672	-0,909	-0,497
t	-1,525	-1,493	-2,973	-0,516
p	0,132	0,135	0,004	0,606
N	1.105	845	1.105	845
r2	0,590	0,591	0,476	0,978
Zellen			65	65
Sektor-Dummies	x	x		
Berufs-Dummies	x	x		

Die Ergebnisse der Fixed Effects-Modelle (3 und 4) unterscheiden sich von den gepoolten Modellen (1 und 2). In den Fixed Effects-Modellen nutzen wir lediglich die Variation innerhalb der *ij*-Zellen aus und stellen so sicher, dass Niveau-Unterschiede zwischen den Zellen unsere Ergebnisse nicht verzerren. Wir verwenden aus diesem Grund die Ergebnisse der Fixed Effects-Modelle.

Die beiden Fixed Effects-Modelle liefern unterschiedliche Ergebnisse. Das empirische Problem ist, dass unsere Instrumentvariablen die exogene Variation innerhalb der *ij*-Zellen nicht angemessen aufgreifen. Wir bevorzugen daher Modell (3). Die Ergebnisse dieses Modells sind zudem sehr ähnlich zu bekannten Ergebnissen aus der Literatur, beispielsweise von Gregory et al. (2016) oder Goos et al. (2014).

Der wichtigste Koeffizient aus dieser Schätzung ist der Koeffizient auf die Routineintensität, interagiert mit dem Zeittrend. Er beträgt -0,00515, d.h. in Berufs-Sektor-Zellen, in denen die Routineintensität um eine Standardabweichung höher ausfällt, fällt das jährliche Beschäftigungswachstum um 0,5% kleiner aus.

Der Koeffizient auf die Grenzkosten reflektiert die Substitutionselastizität zwischen den Tätigkeiten und beträgt $\eta = 0,816$, d.h. sinken die Kosten für eine Tätigkeit um 1%, so steigt die Nachfrage nach dieser Tätigkeit um 0,816%. Der Koeffizient auf die Löhne beträgt -0,909, d.h. eine Lohnerhöhung um 1% senkt die Arbeitsnachfrage um 0,909%. Der Koeffizient auf die Wertschöpfung ist nahe bei 1, wie von unserem strukturellen Modell gefordert.

7.2.3 Produktnachfrage

Technologischer Wandel verändert die Kostenstrukturen der Firmen, verändert deren Preise und wirkt sich so auf die Nachfrage nach den Produkten der Firmen aus (vgl. Abschnitt 5.2). Die Effekte technologischen Wandels hängen somit zentral von der Preiselastizität der Nachfrage ab. Im Folgenden schätzen wir diese Elastizität. Aus unserem Modell ergeben sich zwei Preiselastizitäten. Die Produktnachfrage hängt von der Substitutionselastizität zwischen den Ländern, ε , und von der Substitutionselastizität zwischen den Sektoren, σ , ab. Wir schätzen diese beiden Elastizitäten in zwei separaten Gleichungen.

Zunächst leiten wir aus unserem Modell folgende Schätzgleichung für die Handelsströme zwischen den Ländern ab:

$$\ln(Y_{r'r'}) = -\varepsilon \ln\left(\frac{p_r}{P_{r'}}\right) - \varepsilon \ln(\tau_{r'r'}) + \ln I_{r'} + (\varepsilon - 1) \ln \beta_{r'}$$

Dabei steht $Y_{r'r'}$ für die Nachfrage aus den Zielregionen r' nach den Produkten des Landes r (Deutschland), p_r sind die Grenzkosten der Produktion (Produzentenpreisindex) Deutschlands, $P_{r'}$ ist der Konsumentenpreisindex im Zielland r' , $I_{r'}$ ist das Einkommen im Zielland und $\beta_{r'}$ spiegelt die fixen Effekte für die Zielländer wieder. Wir setzen diese Gleichung empirisch wie folgt um:

$$\ln(Y_{r'r't}) = \beta_1 \ln I_{r'} + \beta_2 \ln\left(\frac{p_{rt}}{P_{r't}}\right) + \beta_{r'} + \beta_t + \varepsilon$$

Wir schätzen die Gleichung für das Herkunftsland Deutschland und alle 40 Zielländer für den Zeitraum 1995-2011 sowohl als Fixed-Effects-Model, als auch als Pooled Model (ohne Dummies für die Zielländer). Ein potentiell Problem für die Schätzung ist die Endogenität der relativen Preise – Zielländer-spezifische Schocks würden sich nicht nur auf die relativen Preise, sondern auch direkt auf die Handelsströme mit diesen Ländern auswirken und damit den Koeffizienten β_2 verzerren.

Wir verwenden daher zusätzlich Instrumentvariablen (IV)-Schätzer, um den kausalen Einfluss der Preise auf die Handelsmenge zu bestimmen. Ausgangspunkt ist ein Bartik-Ansatz: Als IV für p_{rt} berechnen wir die Grenzkosten auf Industrie-Ebene für alle Länder insgesamt und multiplizieren diese mit den Sektoranteilen in Deutschland im Jahr 1995, um gewichtete durchschnittliche Grenzkosten für Deutschland zu berechnen. Wir gehen analog für die Konsumentenpreisindizes der Zielländer vor, verwenden hier jedoch die 1995er Anteile der Herkunftsländer in den Preisindizes der Zielländer als Gewichte. Anschließend dividieren wir beide Indikatoren, um unser IV zu berechnen. Dieses IV spiegelt somit weltweite Trends wieder und bereinigt unsere Daten um Zielländer-spezifische Schocks, welche sonst zu verzerrten Ergebnissen führen würden.

Die Ergebnisse sind in Tabelle 9 dargestellt. Der Koeffizient auf das Einkommen der Zielländer ist nahe 1, wie vom Modell vorgegeben. Der Koeffizient auf die relativen Preise beträgt in den IV-Ansätzen (sowohl Fixed-Effects als auch Pooled) ca. -0,2, d.h. eine Steigerung der relativen Preise des Herkunftslands (Deutschland) um 1% führt zu einem Rückgang der Produktnachfrage in den Zielländern von 0,2%. die Substitutionselastizität zwischen den Ländern beträgt $\varepsilon \approx 0,2$.

Tabelle 9: Schätzergebnisse für ε

Variable	FE	FE (IV)	Pooled	Pooled (IV)	
	1,038	1,123	0,875	0,965	
log Einkommen	t	56,650	42,380	10,180	7,920
	p	0,000	0,000	0,000	0,000
log Relative		-0,033	-0,200	0,008	-0,209
Grenzkosten	t	-3,100	-6,110	0,320	-1,680
	p	0,002	0,000	0,753	0,093
N	680	680	680	680	
r2	0,843		0,990	0,985	
Länder-Dummies			x	x	
Jahres-Dummies			x	x	
Instrumentvariablen		Bartik		Bartik	

Als nächsten Schritt leiten wir aus unserem Modell folgende Gleichung für den Anteil eines Sektors an dem Handelsstrom mit einem Zielland ab:

$$\ln\left(\frac{Y_{ir'r}}{Y_{r'r}}\right) = -\sigma \ln\left(\frac{p_{ir}}{p_r}\right) + (\sigma - 1)\ln \beta_{ir'}$$

Dabei steht $Y_{ir'r}$ für die Verkäufe von Sektor i aus dem Herkunftsland r an das Zielland r' , $Y_{r'r}$ für die Nachfrage aus den Zielregionen r' nach den Produkten des Landes r (Deutschland), p_r sind die Grenzkosten der Produktion (Produzentenpreisindex) Deutschlands, p_{ir} sind die Grenzkosten der Produktion des Sektors i in Deutschland und $\beta_{ir'}$ ist ein fixer Effekt für den Sektor i im Zielland r' . Wir setzen diese Gleichung empirisch wie folgt um:

$$\ln\left(\frac{Y_{ir'r}}{Y_{r'r}}\right) = \beta_1 \ln\left(\frac{p_{ir}}{p_r}\right) + \beta_{r'} + \beta_i + \beta_t + \epsilon$$

Dabei verwenden wir erneut sowohl einen Fixed Effects-Ansatz, als auch ein Pooled Model mit Dummies für Länder, Sektoren und Jahre. Es ergibt sich dasselbe Endogenitäts-Problem wie zuvor. Aus diesem Grund verwenden wir erneut einen IV-Ansatz. Als IV verwenden wir die relativen Industrie-zu-nationalem Preise in anderen Ländern. Die Grundidee dieses IVs besteht darin, dass es einen allgemeinen Trend zu sinkenden Transportkosten gibt, der nicht nur für Deutschland, sondern auch für andere Länder zu sinkenden Kosten und darüber zu steigenden Exporten führt. Wir verwenden daher die relativen Kosten anderer Länder als IV für die Kostensenkungen in Deutschland, um diesen allgemeinen Trend abzufangen und Sektor-spezifische Schocks in Deutschland herauszurechnen.¹⁶

¹⁶ Wir nutzen zwei Länder-Sets, erstens Indonesien, Indien, Mexiko und Brasilien sowie zweitens Australien, Kanada, Japan und Korea.

Tabelle 10: Schätzergebnisse für σ

Variable		FE	FE (IV)	Pooled	Pooled (IV)
Log relative		0,064	-0,352	0,054	-0,469
Grenzkosten	t	1,520	-1,690	0,630	-1,080
	p	0,128	0,091	0,533	0,281
N		20338	17946	20338	17946
r2		0,024		0,738	0,737
Länder-Dummies				x	x
Sektor-Dummies				x	x
Jahres-Dummies		x	x	x	x
Instrumentvariablen			Bartik		Bartik

Die Ergebnisse sind in Tabelle 10 dargestellt. Der Koeffizient auf die relativen Preise bewegt sich in der Größenordnung -0,35 bis -0,47, d.h. eine Steigerung der relativen Preise eines Sektors um 1% führt zu einem Rückgang der Nachfrage nach den Produkten dieses Sektors um 0,35%-0,47%. Unsere geschätzte Substitutionselastizität zwischen den Sektoren σ ist somit sehr ähnlich zu vergleichbaren Analysen, wie etwa von Goos et al. (2014).

7.2.4 Arbeitsmarktfriktionen

Um die Friktionen am Arbeitsmarkt abzuschätzen, verwenden wir eine Art Lohnkurve, wobei diese nicht wie in der Literatur üblich auf regionaler Ebene, sondern auf der Ebene unserer ij Arbeitsmarktsegmente gemessen wird. Insbesondere schätzen wir auf Basis der SIAB-R7514 (vgl. Abschnitt 7.1) die folgende Gleichung (vgl. Abschnitt 5.3):

$$\ln w_{ij} = \beta_1 + \beta_2 \ln \frac{N_{ij}}{L_{ij}} + \epsilon_{ij}.$$

Dabei ist w_{ij} der Medianlohn in Sektor i und Berufsgruppe j in einem bestimmten Jahr t . N_{ij} und L_{ij} sind die Beschäftigung bzw. das Arbeitsangebot¹⁷ in die-

¹⁷ Die Anzahl an Arbeitssuchenden pro Arbeitsmarktsegment wird dafür anhand der vorherigen Berufs- und Sektorzugehörigkeit der Arbeitssuchenden bestimmt (vgl. Abschnitt 7.1).

sem Arbeitsmarktsegment zum selben Zeitpunkt. Für die Schätzung der Gleichung wird ein Panel aus den Jahren 2010-2014 verwendet; der Subskript t wird in der Gleichung der Einfachheit halber weggelassen.

Um die Ergebnisse zudem mit den geschätzten Elastizitäten für die üblicherweise geschätzte regionale Lohnkurve vergleichen zu können, schätzen wir alternativ den Zusammenhang zwischen der Arbeitslosenquote $u_{ij} = \frac{U_{ij}}{L_{ij}}$ und dem Lohnniveau, d.h.

$$\ln w_{ij} = \alpha_1 + \alpha_2 \ln \frac{U_{ij}}{L_{ij}} + \epsilon_{ij},$$

wobei Folgendes gilt, wenn \bar{u} die gleichgewichtige Arbeitslosenrate darstellt:

$$\beta_2 = \frac{1-\bar{u}}{\bar{u}} \alpha_2.$$

Die Ergebnisse der Schätzungen finden sich in Tabelle 11. Die erste Spalte zeigt eine einfache lineare Regression mit fixen Effekten für Sektoren, Berufsgruppen und Jahre. Zusätzlich werden in Spalte (2) einige Kontrollvariablen berücksichtigt, um strukturelle Unterschiede zwischen den Arbeitsmarktsegmenten auszugleichen (Anteil Frauen, Anteil Teilzeit, Anteil Ausländer, Anteil Beschäftigte <35 Jahre, Anteil Beschäftigte >50 Jahre, Anteil Hoch- und Geringqualifizierte, durchschnittliche Branchenzugehörigkeit). Spalte (3) und (4) verwenden einen Instrumentvariablenansatz, um der Endogenität der vom Lohn abhängenden Beschäftigtenquote Rechnung zu tragen. Als Instrumentvariable verwenden wir die vergangene Beschäftigtenquote in den zwei-vier Jahren zuvor. Spalte (5) entspricht der Spalte (4) verwendet jedoch die Arbeitslosenquote anstelle der Beschäftigtenquote und ist somit besser vergleichbar mit den in der Literatur üblichen Schätzungen einer Lohnkurve.

Wir verwenden nicht das gewichtete Arbeitsangebot für die Schätzung der Lohnkurve, da dieses bereits die Reaktionen auf Lohnveränderungen beinhaltet und somit stark endogen sein dürfte.

Tabelle 11: Schätzergebnisse für die Lohnkurve

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
log Beschäf- tigungsrate	2,271	1,437	2,217	1,655	
t	-5,078	-3,886	-4,459	-4,660	
p	0,000	0,000	0,000	0,000	
log Arbeitslo- senquote					-0,230
t					-3,968
p					0,000
N	325	325	195	195	195
r2	0,8	0,942	0,789	0,947	0,945
Jahres-Dummies	x	x	x	x	x
Sektor-Dummies	x	x	x	x	x
Berufs-Dummies	x	x	x	x	x
Kontrollvariablen		x		x	x

Das Schätzergebnis für die Lohnreagibilität, β_2 , ist recht stabil über die verschiedenen Spezifikationen, wobei die Löhne schwächer auf die Beschäftigtenquote reagieren, wenn für strukturelle Unterschiede der Arbeitsmarktsegmente kontrolliert wird. Der Unterschied zwischen den Schätzungen mit und ohne Instrumentierung der Beschäftigtenquote fällt insgesamt gering aus. Für die spätere Modellierung präferieren wir daher Spalte (4) mit einem geschätzten $\beta_2 = 1,65$. Wenn wir zum Vergleich die Lohnkurve mit der Arbeitslosenquote berechnen kommen wir auf eine Lohnelastizität von $\alpha_2 = -0,23$. Im Vergleich zu den regionalen Lohnkurven, bei denen üblicherweise eine Lohnelastizität von $\alpha_2 = -0,1$ gefunden wird, reagieren die Löhne hier stärker. Dies ist jedoch plausibel, weil wir Arbeitsmarktsegmente betrachten, die hinsichtlich ihrer Anforderungen deutlich enger abgegrenzt sind als regionale Arbeitsmärkte. Veränderungen in der Arbeitslosenquote haben auf dieser fein abgegrenzten Ebene voraussichtlich deutlich stärkere Effekte auf den Lohn, als auf regionaler Ebene, wo Teile des Schocks durch die Durchschnittsbildung über zum Teil sehr heterogene Qualifikationsanforderungen potentiell weniger sichtbar werden.

7.2.5 Arbeitsangebot

Um zu ermitteln, wie flexibel die Arbeitskräfte zwischen den Berufen und Sektoren wechseln, schätzen wir die Arbeitskräftemobilität basierend auf den theoretischen Grundlagen von Abschnitt 5.4. Unsere Schätzgleichung für die Arbeitsangebotsfunktion lautet:

$$\ln \frac{L_{ijt}}{\bar{L}} = \gamma_1 \ln \frac{N_{ijt}/L_{ijt}}{\bar{N}/\bar{L}} + \gamma_2 \ln \frac{w_{ijt}}{\bar{w}} + \epsilon_{ijt}$$

Dabei steht $\frac{L_{ijt}}{\bar{L}}$ für den Anteil der Arbeitskräfte, die in Beruf j und Sektor i im Jahr t einen Job suchen oder haben, $\frac{N_{ijt}/L_{ijt}}{\bar{N}/\bar{L}}$ für die Beschäftigtenquote in diesem Segment relativ zu der aggregierten Beschäftigtenquote und $\frac{w_{ijt}}{\bar{w}}$ zu dem Lohn in diesem Segment relativ zum Durchschnittslohn. Der zu schätzende Koeffizient γ_1 gibt an, wie stark die Arbeitskräfte auf Unterschiede in den relativen Beschäftigtenquoten der Segmente reagieren und γ_2 gibt an, wie stark sie auf Lohnunterschiede reagieren.

Die Ergebnisse sind in Tabelle 12 dargestellt. Wir schätzen die Gleichung als gepooltes OLS-Modell (Modelle 1 und 2) sowie als Fixed Effects-Modelle (3 und 4). Alle Modelle enthalten Jahres-Dummies. In Modell (2) führen wir zusätzlich Sektor- und Berufs-Dummies ein, um für Niveau-Unterschiede zu kontrollieren. In Modell (4) führen wir berufs- und sektorspezifische Trends ein, um für mögliche Unterschiede in den Trends zu kontrollieren. Alle Modelle enthalten ähnlich den Schätzungen zu den Arbeitsmarktfriktionen weitere Kontrollvariablen, um strukturelle Unterschiede zwischen dem Arbeitsangebot der verschiedenen Arbeitsmarktsegmente auszugleichen (Anteil Frauen, Anteil Teilzeit, Anteil Ausländer, Anteil Beschäftigte <35 Jahre, Anteil Beschäftigte >50 Jahre, Anteil Hoch- und Geringqualifizierte, durchschnittliche Branchenzugehörigkeit). Unser bevorzugtes Modell ist Modell (3), weil dieses Modell im Gegensatz zu den gepoolten Modellen (1 und 2) nur die Variation innerhalb der Zellen nutzt, während die Ergebnisse in den ersten beiden Modellen auch Niveau-Unterschiede zwischen den Zellen abbilden. Modell (4) hingegen ist durch die zusätzlichen berufs- und sektorspezifischen Trends sehr restriktiv.

Tabelle 12: Schätzergebnisse für das Arbeitsangebot

	(1)	(2)	(3)	(4)
log relative Beschäftigtenquote	2,127	3,249	1,224	2,100
t	-0,466	-1,187	-2,141	-3,784
p	0,643	0,240	0,036	0,000
log relative Löhne	-0,733	-0,686	0,584	0,734
t	-0,701	-0,892	-1,026	-1,480
p	0,486	0,376	0,309	0,144
N	325	325	325	325
r ²	0,490	0,819	0,571	0,717
Zellen			65	65
Jahres-Dummies	x	x	x	x
Sektor-Dummies		x		
Berufs-Dummies		x		
Kontrollvariablen	x	x	x	x
Berufs-Trends				x
Sektor-Trends				x

Der Koeffizient auf die relativen Beschäftigtenquoten in Modell (3) beträgt $\gamma_1 = 1,224$, d.h. erhöht sich die relative Beschäftigtenquote in einer Zelle um 1%, so steigt der Anteil der Arbeitskräfte, die in diesem Segment einen Job suchen, um 1,224%. Arbeitskräfte reagieren also vergleichsweise sensibel auf unterschiedliche Erwerbssaussichten in den Berufen und Sektoren. Dies spricht für eine durchaus hohe Mobilität der Arbeitskräfte. Der Koeffizient auf die Lohnunterschiede ist dagegen deutlich kleiner mit $\gamma_2 = 0,584$ und zudem insignifikant. Arbeitskräfte reagieren demnach nur wenig auf Lohnunterschiede zwischen den Berufen und Sektoren. Steigt der relative Lohn eines Segments um 1%, so steigt der Anteil der Arbeitskräfte in diesem Segment um 0,584%.

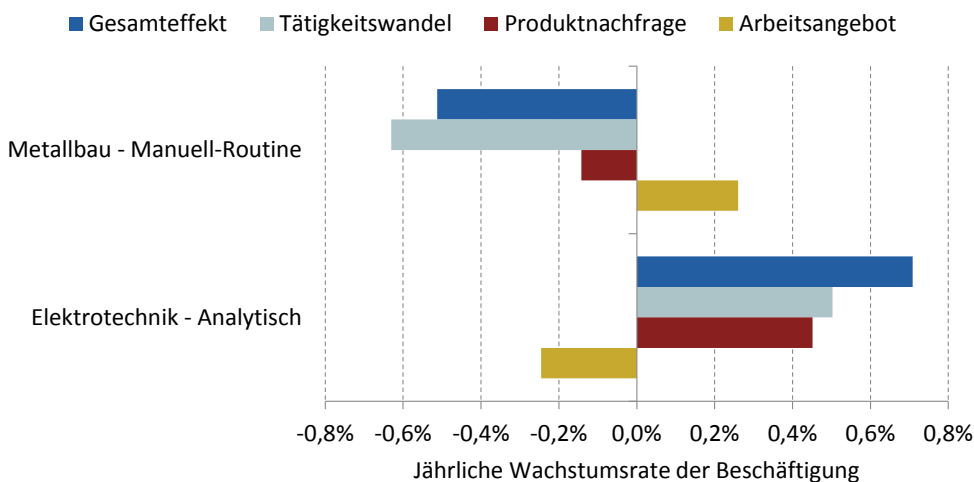
7.3 Zerlegung der makroökonomischen Effekte

7.3.1 Vergangener technologischer Wandel

Im Folgenden verwenden wir die alternative Variante für die Arbeitsnachfrage, um die zunächst die Wirkungen des vergangenen technologischen Wandels über einen langen Zeitraum analysieren zu können (vgl. Abschnitt 5.1.2). Die Analyse fokussiert damit auf die Computerisierung von 1995 bis 2011.

Abbildung 8 stellt die Zerlegung der Beschäftigungseffekte der Computerisierung für ausgewählte Arbeitsmarktsegmente wieder anhand denen die verschiedenen Wirkungsmechanismen exemplarisch erläutert werden können. Ein Segment besteht dabei jeweils aus der Kombination eines Sektors und eines Berufes. Die Abbildung zeigt alle drei Effekte sowie den Gesamteffekt für manuelle Routinetätigkeiten im Metallbau sowie analytische Tätigkeiten in der Elektrotechnik. Es wird deutlich, dass die Computerisierung zu einem Rückgang der Beschäftigung in manuellen Routineberufen im Metallbau geführt hat, während die Beschäftigung in analytischen Berufen in der Elektrotechnik stieg. Die Effekte werden als jährliche Veränderungsrate der Gesamtbeschäftigung gemessen. Dabei wird deutlich, dass computergesteuerte Technologien manuelle Routinetätigkeiten ersetzen, während sie analytische Tätigkeiten ergänzen. Darüber hinaus führt Computerisierung aber zu steigender Produktnachfrage in der Elektrotechnik, beispielsweise weil dieser Sektor diese Technologie produziert, aber auch weil der Sektor durch den Einsatz dieser computerbasierten Technologien seine Kosten senkt, dadurch (international) wettbewerbsfähiger wird, und somit insgesamt wächst.

Abbildung 8: Zerlegung für ausgewählte Segmente, 1995-2010

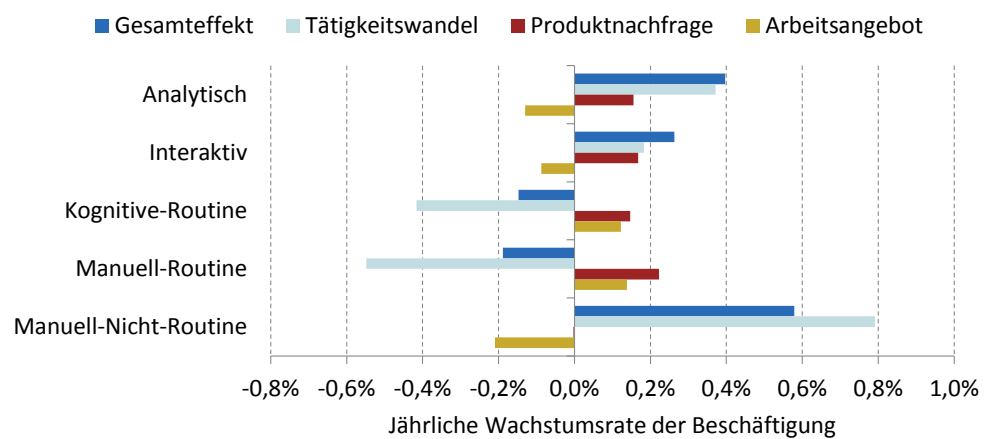


Diesen Nachfrageeffekten stehen aber entgegengesetzte Angebotseffekte gegenüber: Die steigende Nachfrage nach Arbeitskräften in analytischen Berufen in der Elektrotechnik führt zu steigenden Löhnen, die sich wiederum negativ auf

die Beschäftigung auswirken. Ein Teil des positiven Nachfrageschocks nach diesen Arbeitskräften wird somit durch steigende Löhne aufgefangen. Die Lohneffekte sind aber insgesamt moderat, weil der Sektor durch steigende Beschäftigung und Löhne attraktiver wird und mehr Arbeitskräfte ihre Arbeit in diesem Segment anbieten. Im Bereich manueller Routineberufe im Metallbau fallen die Arbeitsangebotseffekte entsprechend genau umgekehrt aus: die sinkende Arbeitsnachfrage führt auch zu sinkenden Löhnen, welche die negativen Beschäftigungseffekte zum Teil kompensieren.

Diese Effekte berechnen wir für alle 13 Sektoren und 5 Berufsgruppen. Abbildung 9 zeigt die Effekte nach den 5 Berufsgruppen. Die Computerisierung hat vor allem manuelle und kognitive Routineberufe ersetzt, während sie analytische, interaktive, sowie manuelle Nicht-Routine-Berufe ergänzt hat. Die Produktivitätseffekte der Computerisierung haben zudem in fast allen Berufen zu steigender Nachfrage geführt. Insgesamt wurden die Effekte jeweils durch die gegenläufigen Arbeitsangebotseffekte gebremst. Insgesamt ist die Beschäftigung aber in den manuellen und kognitiven Routineberufen gesunken, während sie in analytischen, interaktiven, sowie manuellen Nicht-Routine-Berufen gestiegen ist. Es kam damit zu einer Umstrukturierung zwischen den Berufsgruppen.

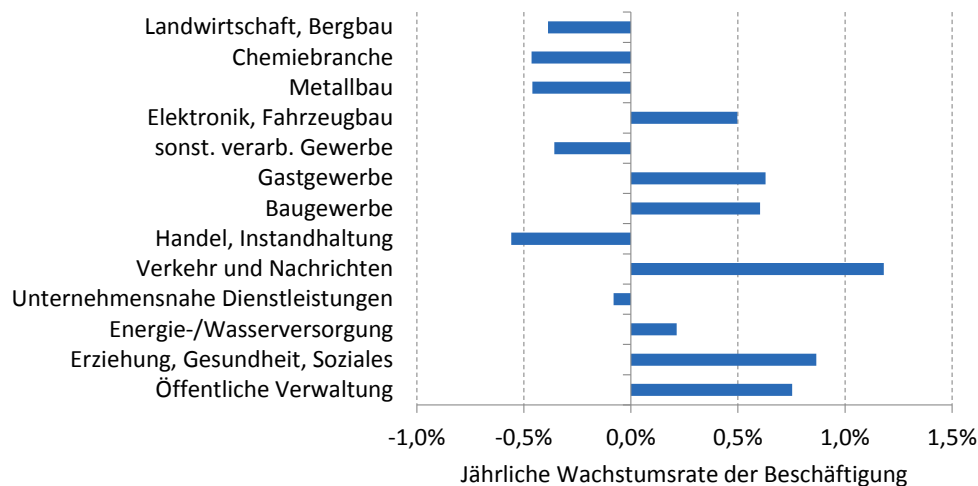
Abbildung 9: Beschäftigungseffekte nach Berufsgruppen, 1995-2010



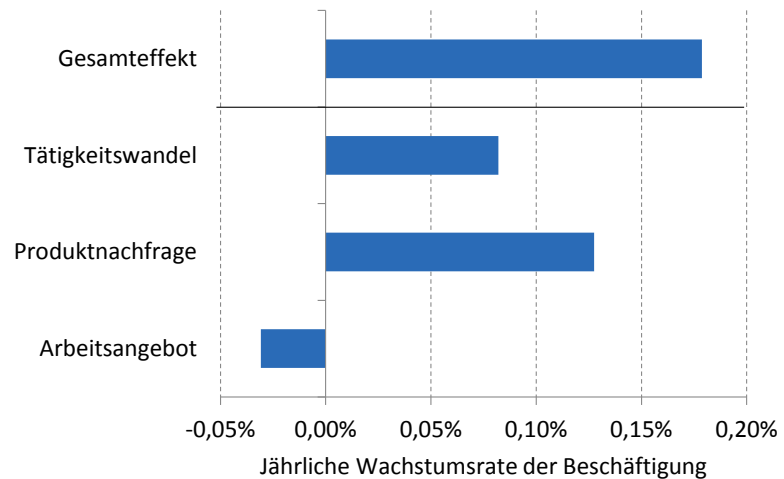
Quelle: ZEW.

Darüber hinaus hat die Computerisierung den Strukturwandel zwischen den Sektoren beschleunigt: vor allem primäre und sekundäre Sektoren sind geschrumpft, während tertiäre Sektoren wuchsen. Ausgenommen davon ist der Sektor Elektronik und Fahrzeugbau, in welchem computergesteuerte Technologien vor allem hergestellt werden. Die Effekte sind vergleichsweise groß, mit teilweise mehr als einem Prozent Beschäftigungswachstum pro Jahr einzig durch die Computerisierung.

Abbildung 10: Beschäftigungseffekte nach Sektoren, 1995-2010



Im Vergleich zu den Struktureffekten fallen die Gesamtbeschäftigungseffekte klein aus: Die Computerisierung hatte zu einem jährlichen Beschäftigungswachstum von 0,18 % geführt (siehe Abbildung 11). Zwar haben computergesteuerte Technologien zwischen 1995 und 2011 manuelle und kognitive Routinetätigkeiten ersetzt, insgesamt überwogen aber die positiven Effekte für Nicht-Routine-Berufe. Darüber hinaus stieg die Produktnachfrage infolge der zunehmenden Wettbewerbsfähigkeit durch effiziente computergesteuerte Technologien. Diese insgesamt positiven Netto-Beschäftigungseffekte wurden durch steigende Löhne teilweise gebremst. Insgesamt fallen die Netto-Effekte mit einem jährlichen Nettobeschäftigungszuwachs von 0,18% aber sehr klein aus, die Struktureffekte sind weitaus bedeutender. Zum Vergleich: Die Zahl der Erwerbstätigen stieg im selben Zeitraum um durchschnittlich 0,41% pro Jahr, also mehr als doppelt so schnell.

Abbildung 11: Netto-Beschäftigungseffekte, 1995-2010

7.3.2 Aktueller technologischer Wandel

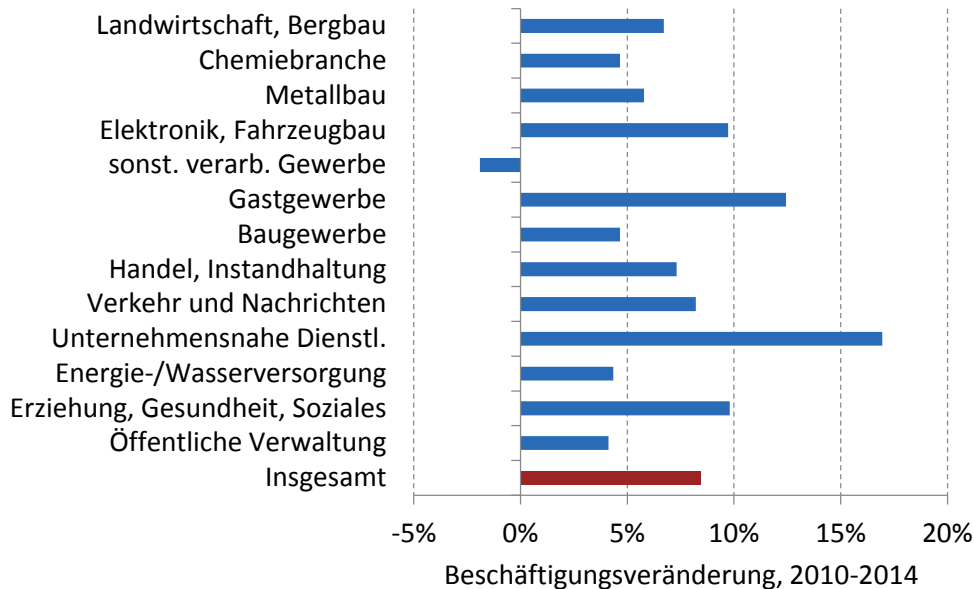
Im Folgenden stellen wir die Folgen des aktuellen technologischen Wandels basierend auf der Hauptvariante unseres Modells dar (vgl. Abschnitt 5.1.2). Dazu verwenden wir den tatsächlichen Kapitaleinsatz der Betriebe aus unserer Befragung. Wir stellen diese Ergebnisse detaillierter dar und gehen nicht nur auf die Folgen für die Beschäftigung, sondern auch für Arbeitsangebot und Löhne ein. Unsere Ergebnisse beziehen sich auf den Zeitraum 2011 bis 2016, für den wir die Kapitaldaten zur Verfügung haben, wobei die zugrundeliegenden Schätzungen aufgrund des Beobachtungszeitraums in der SIAB-R7514 für den Zeitraum 2011 bis 2014 durchgeführt wurden (vgl. Abschnitt 7.1.2). Aufgrund des kurzen Zeitraums weisen wir die Ergebnisse als Veränderungsraten insgesamt aus, während wir zuvor jährliche Veränderungsraten dargestellt hatten.

7.3.2.1 Deskriptive Ergebnisse

Bevor wir die Ergebnisse unserer Zerlegung darstellen, geben wir zunächst zur Einordnung einen deskriptiven Überblick über die Entwicklungen der betrachteten Branchen und Berufe. Abbildung 12 stellt die Beschäftigungsentwicklung in den Branchen zwischen 2010 und 2014 dar. In fast allen Branchen stieg die Beschäftigung, ausgenommen dem sonstigen verarbeitenden Gewerbe. Vor allem die unternehmensnahen Dienstleistungen konnten mit einem Zuwachs von

16,9% deutlich zulegen. Insgesamt stieg im Beobachtungszeitraum die Beschäftigung um 8,5%.

Abbildung 12: Beschäftigungsentwicklung nach Branchen, 2010-2014



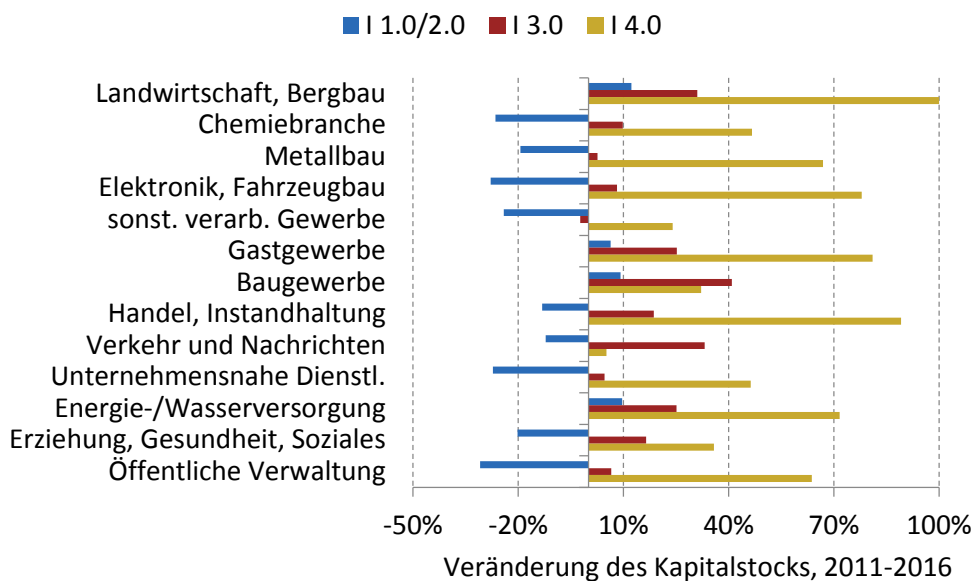
Im gleichen Zeitraum haben die Unternehmen ihre Kapitalstöcke deutlich ausgebaut und modernisiert. Abbildung 13 stellt die Veränderung des Kapitalstocks in dem Zeitraum nach Technologieklassen dar. Während der Bestand an Maschinen und Anlagen in der Kategorie Industrie 1.0/2.0 in nahezu allen Sektoren schrumpfte, haben die Unternehmen deutlich in neuere Industrie 3.0 und 4.0-Anlagen investiert. Die Wachstumsraten sind insbesondere für Industrie 4.0 außerordentlich hoch, allerdings ist das Ausgangsniveau bei Industrie 4.0 auch sehr gering.¹⁸

Die hier dargestellten Zahlen unterscheiden sich von den Angaben aus Abschnitt 4.2. Abschnitt 4.2 stellt die Anteile der Technologien am Kapitalstock bzw. die Veränderung dieser Anteil dar. Hier hingegen untersuchen wir die Veränderungen des technologiespezifischen Kapitalstocks, dessen Berechnung in

¹⁸ Im primären Sektor wächst der Industrie 4.0-Kapitalstock um mehr als 100%. Um zu vermeiden, dass unsere Ergebnisse durch potentielle Ausreißer getrieben werden, kappen wir die Zuwachsraten in diesem Sektor daher bei 100%.

Abschnitt 7.1 erläutert wird. Die Veränderungsdaten in Abbildung 13 bilden somit sowohl die Veränderungen der Anteile der Technologien am aggregierten Kapitalstock, als auch die Veränderung des Kapitalstocks insgesamt ab.

Abbildung 13: Veränderung des Kapitalstocks nach Technologie und Branche, 2011-2016



7.3.2.2 Automatisierungspotentiale

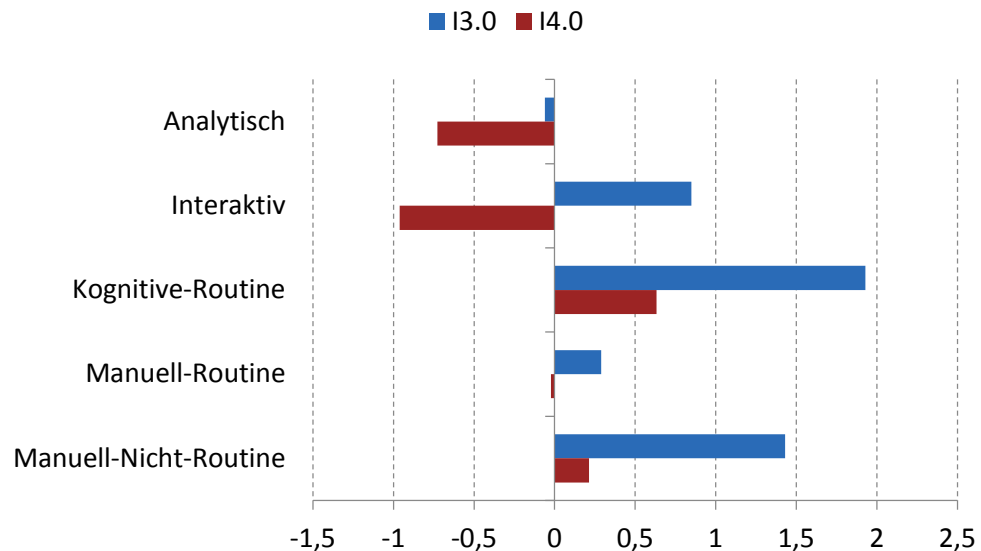
Bevor wir mit den Arbeitsmarkteffekten beginnen, analysieren wir zunächst die technischen Automatisierungspotentiale der drei Technologiestufen unseres Modells (1.0/2.0, 3.0 und 4.0-Technologien, siehe Tabelle 2). Aus unserer aggregierten Arbeitsnachfrageschätzung (siehe Tabelle 6) wird deutlich, dass weder einfache 1.0/2.0-Technologien noch 4.0-Technologien einen signifikanten Einfluss auf die bedingte aggregierte Arbeitsnachfrage der Sektoren haben. Demgegenüber wirken 3.0-Technologien tendenziell negativ auf die aggregierte Beschäftigung, wobei die Ergebnisse nur schwach signifikant sind; zur Produktion eines bestimmten Produktionsniveaus werden somit weniger Arbeitskräfte eingesetzt, wenn stärker in 3.0-Technologien investiert wurde.

Zumindest die Ergebnisse für die 1.0/2.0 sowie 4.0-Technologien zeigen sich nicht nur in der Makro-Analyse, sondern ähnlich bereits bei der Firmenanalyse (siehe Abschnitt 6.1). Auch hier konnten wir keine signifikanten Effekte auf die

aggregierte Beschäftigung feststellen, was in der Firmenanalyse jedoch auch auf 3.0-Technologien zutrif. Dabei spiegeln die Ergebnisse auf der Firmenebene potentiell auch Endogenität wider. Zudem messen wir auf der aggregierten Ebene auch Anpassungseffekte, die zwischen Firmen innerhalb eines Sektors stattfinden, so dass die Ergebnisse keineswegs identisch sein müssen.

Allerdings wirken sich die drei Technologiestufen unterschiedlich auf die Berufsgruppen aus. Die Automatisierungspotentiale lassen sich an den geschätzten α -Koeffizienten berechnen. Grundlage sind die Ergebnisse aus Tabelle 7, wobei wir die α -Koeffizienten aus den geschätzten Koeffizienten ableiten. Die α -Koeffizienten geben an, ob die Technologie Arbeit ersetzt ($\alpha > 0$) oder Arbeit ergänzt ($\alpha < 0$). Wir bilden jeweils die Differenz der Koeffizienten zu Industrie 1.0/2.0-Technologien um die Technologien zu vergleichen.

Die Ergebnisse sind in Abbildung 14 dargestellt. Aus der Abbildung wird deutlich, dass Industrie 3.0-Technologien im Vergleich zu Industrie 1.0/2.0 für kognitive Routinetätigkeiten und manuelle Nicht-Routinetätigkeiten substituieren. Interessanterweise sind die technischen Automatisierungspotentiale aber auch für interaktive Tätigkeiten hoch. Industrie 4.0-Technologien ergänzen stattdessen analytische und interaktive Tätigkeiten relativ zu Industrie 1.0/2.0-Technologien, während sie ebenso kognitive Routinetätigkeiten und manuelle Nicht-Routinetätigkeiten ersetzen, wenn auch schwächer als Industrie 3.0. Insgesamt ersetzen Industrie 3.0-Technologien überwiegend Arbeitskräfte, wohingegen Industrie 4.0-Technologien aktuell vor allem einen vermehrten Einsatz von Arbeitskräften in analytischen und interaktiven Berufsfeldern erfordern.

Abbildung 14: Automatisierungspotentiale im Vergleich zu Industrie 1.0/2.0

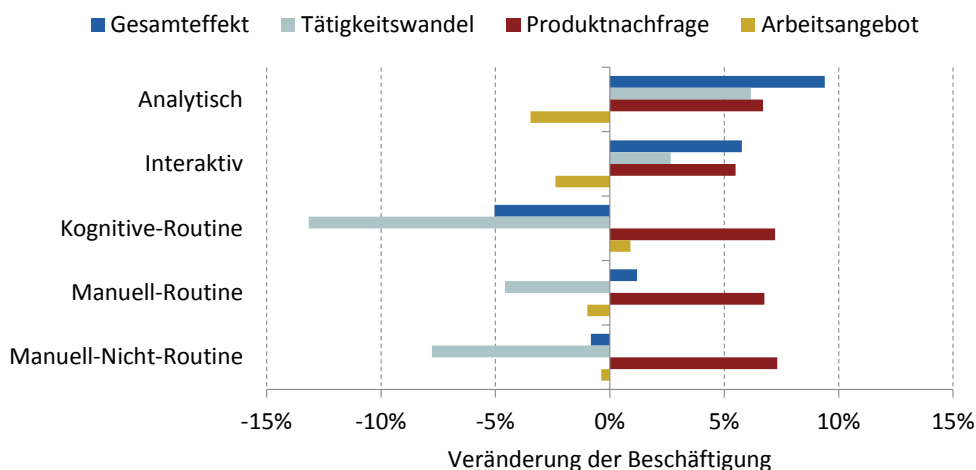
Die Ergebnisse sind damit ähnlich zu den Ergebnissen der Betriebsanalyse (Abschnitt 6.2). Bereits auf der Betriebsebene zeigte sich, dass Industrie 3.0 und 4.0 im Vergleich zu Industrie 1.0/2.0 stärker für kognitive und manuelle Routinetätigkeiten substituieren, wohingegen sie komplementär zu abstrakten Tätigkeiten sind. Sowohl auf der Betriebs- als auch auf der Makro-Ebene stellen wir fest, dass Industrie 4.0 vor allem komplementär zu interaktiven Tätigkeiten ist. Die Betriebs- und Sektor-Ergebnisse decken sich nicht 1:1, was aber erstens dadurch erklärt werden kann, dass auf der Betriebsebene Endogenität eine potentiell größere Rolle spielt. Zweitens messen wir auf der Sektor-Ebene zusätzlich Anpassungsprozesse, die zwischen Betrieben stattfinden.

7.3.2.3 Beschäftigungseffekte des gesamten technologischen Wandels

Im Folgenden stellen wir zunächst die Beschäftigungswirkungen vor, die sich aufgrund der Veränderungen in der Kapitalausstattung zwischen 2011 und 2016 ergeben. Die Effekte spiegeln somit sowohl den Trend hin zu 3.0 und 4.0-Technologien zu Lasten von 1.0/2.0-Technologien wider (vgl. Abbildung 13). Eine Aufschlüsselung der Beschäftigungswirkungen nach diesen Technologien erfolgt im nächsten Abschnitt.

Die aktuellen Technologieinvestitionen haben zunächst Arbeit in manuellen und kognitiven Routine-Berufen sowie in manuellen Nicht-Routine-Berufen ersetzt. Im Gegenzug haben sie einen vermehrten Einsatz an analytischen und interaktiven Berufen erfordert (Abbildung 15). Dem stehen aber positive Produktnachfrageeffekte gegenüber – die neuen Technologien haben die Wettbewerbsfähigkeit der Unternehmen gestärkt und die Wirtschaft ist insgesamt so stark gewachsen, dass die negativen Substitutionseffekte kompensiert wurden. In manuellen Routine-Berufen konnten die positiven Produktnachfrageeffekte die negativen Substitutionseffekte sogar überwiegen. Dadurch stieg die Arbeitsnachfrage in drei von fünf Berufsgruppen, was durch steigende Löhne aber gebremst wurde. Die Löhne stiegen am deutlichsten in jenen Berufen, die auch den stärksten Anstieg der Arbeitsnachfrage aufwiesen. Insgesamt nahm die Beschäftigung vor allem in analytischen und interaktiven Berufen zu.

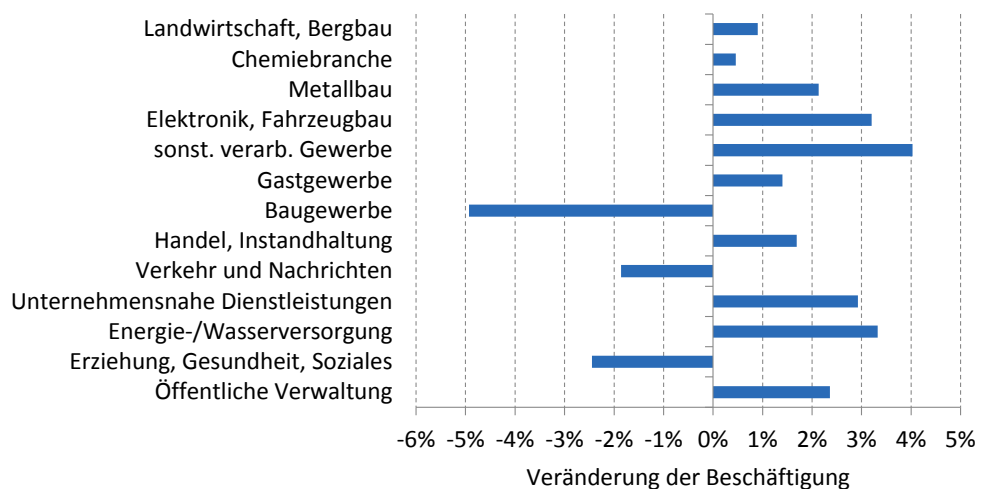
Abbildung 15: Beschäftigungseffekte nach Berufen, 2011-2016



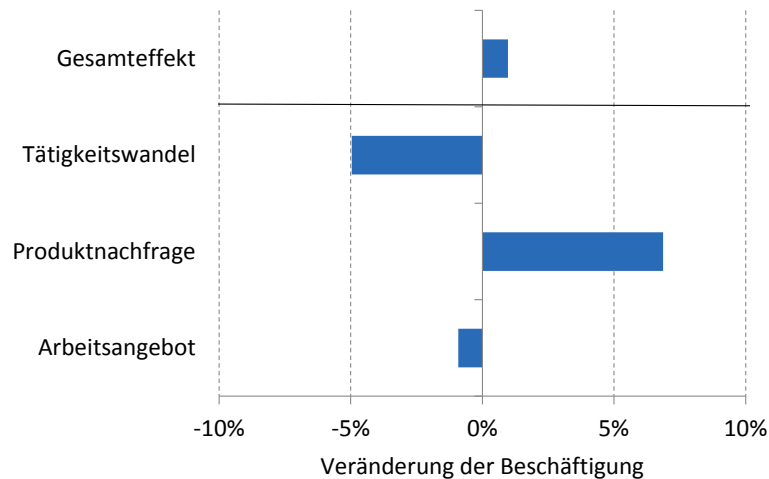
Der Zuwachs an Beschäftigung in manuellen Routineberufen lässt sich mit Blick auf die sektorspezifischen Effekte erklären, da – im Gegensatz zur Computerisierung – einzelne sekundäre Sektoren durch den Wandel an Beschäftigung gewonnen haben. Hierzu zählt insbesondere der Sektor *Elektronik und Fahrzeugbau*, der in der Produktion der Technologien oftmals Vorleistungen erbringt, der aber ebenso durch starke Investitionen an Wettbewerbsfähigkeit gewonnen hat.

Die Größenordnung der Beschäftigungseffekte auf Sektorebene ist ähnlich wie bei der Phase der Computerisierung (vgl. Abschnitt 7.3.1): Damals lag der Effekt pro Jahr in einer Größenordnung von -0,5% bis +1,2%, was über einen Zeitraum von 5 Jahren ca. -2,5% bis +6% entspricht. In der aktuellen Phase reichen die Effekte von -2,4% bis +4,0%, lediglich das Baugewerbe liegt mit einem Beschäftigungsrückgang von 4,9% außerhalb dieser Bandbreite.

Abbildung 16: Beschäftigungseffekte nach Sektoren, 2011-2016



In der Summe fallen die Beschäftigungseffekte aktueller Technologieinvestitionen mit rund 1% zwischen 2011 und 2016 leicht positiv aus (vgl. Abbildung 17). Dabei treten zwar deutliche Substitutionseffekte auf – Kapital hat Arbeit netto ersetzt und die Beschäftigung um 5% gesenkt. Gleichzeitig haben diese Investitionen aber Produktnachfrageeffekte ausgelöst, die stark genug waren, um zu insgesamt positiven Beschäftigungseffekten zu führen. Ein Teil der positiven Effekte ist den Beschäftigten in Form höherer Löhne statt höherer Beschäftigung zugutegekommen; der Arbeitsangebotseffekt fällt leicht negativ aus, bleibt aber aufgrund der Mobilität der Arbeitskräfte eher klein.

Abbildung 17: Netto-Beschäftigungseffekte, 2011-2016

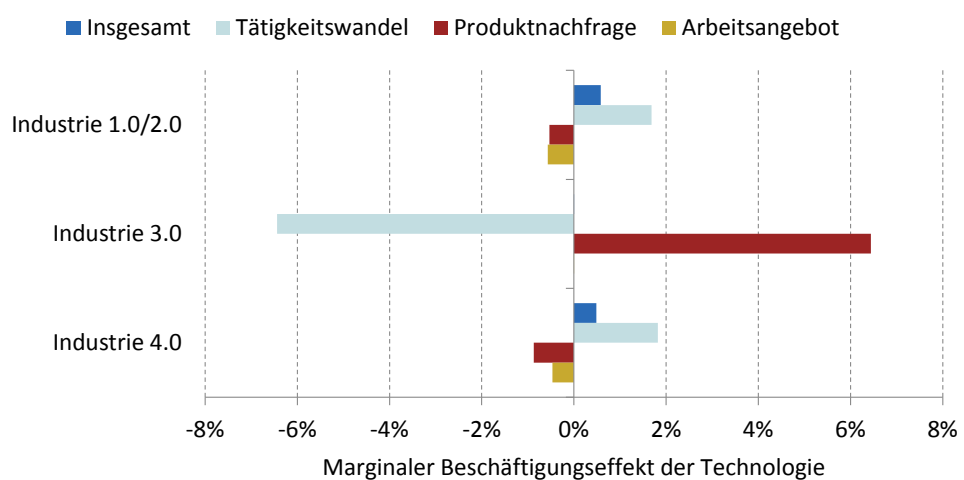
7.3.2.4 Beschäftigungseffekte nach Technologieklassen

Die Beschäftigungseffekte weisen wir jeweils für alle Veränderungen in der technologischen Ausstattung aus. Um genauer zu unterscheiden, wie sich die drei Technologieklassen jeweils separat auf die Beschäftigung auswirken, stellen wir in Abbildung 18 die sogenannten marginalen Effekte dar. Die marginalen Effekte geben an, wie sich eine Erhöhung des Kapitalstocks um 1% auf die Beschäftigung auswirkt, unterteilt nach den drei Effekten und dem Gesamteffekt. Es wird deutlich, dass eine Erhöhung des Kapitalstocks sich bei keiner der drei Technologieklassen netto negativ auf die Beschäftigung auswirkt. Bei Industrie 1.0/2.0 lag das vor allem daran, dass die Technologien komplementär zu menschlicher Arbeit waren – je mehr Maschinen eingesetzt wurden, desto mehr Menschen wurden auch (netto) benötigt. Dies ist bei Industrie 3.0 anders, diese Technologie wirken zunächst als klares Substitut zu Arbeit, sie ersetzt die menschliche Arbeitskraft. Dies wird allerdings durch die starken Produktnachfrageeffekte der Technologie überkompensiert, so dass sie netto zu mehr Beschäftigung führt.

Industrie 4.0 hingegen führt zunächst zu einem vermehrten Bedarf an Arbeitskräften, allen voran in analytischen und interaktiven Berufen. Dies wird aber durch negative Produktnachfrageeffekte begleitet, die den positiven Effekt der Technologie auf die Beschäftigung begrenzen. Industrie 4.0 ähnelt damit den

alten Industrie 1.0/2.0-Technologien, der Hintergrund ist aber voraussichtlich ein anderer: Bei Industrie 4.0 handelt es sich um eine sehr neue Technologie, die die Unternehmen erst einführen müssen. Die Einführung dieser Technologie erfordert die nötigen Fachkräfte und geht mit hohen Investitionskosten einher wie die Einschätzungen der Betriebe zu den Chancen und Risiken dieser Technologie belegen (vgl. Abschnitt 4.4). Das führt zwar zu einem höheren Fachkräftebedarf, steigert aber gleichzeitig zunächst die Kosten, was vorübergehend die Wettbewerbsfähigkeit schmälert. Die Effekte von Industrie 4.0 auf den Arbeitsmarkt sind daher vor allem als mittelfristige Effekte zu betrachten. Sobald die Unternehmen die hohen Investitionskosten gestemmt haben und die Technologie erfolgreich eingeführt haben, können sich die Effekte wieder wandeln, wenn der Bedarf an zusätzlichen Fachkräften zurückgeht und die Technologie die Wettbewerbsfähigkeit steigert. Längerfristig wird Industrie 4.0 vermutlich stärker Arbeit ersetzen und im Gegenzug die Wettbewerbsfähigkeit stärken. Die Gesamteffekte könnten dann mehr denen von Industrie 3.0 ähneln.

Abbildung 18: Marginale Effekte der Technologien, 2011-2016



In Abbildung 19 unterteilen wir die marginalen Effekte zusätzlich nach den Berufsgruppen. Die Abbildung stellt den Gesamteffekt der Technologien auf die Beschäftigung in den Berufsgruppen dar, im Gegensatz zu den oben vorgestellten Automatisierungspotentialen werden hier zusätzlich die Produktnachfrage- und Arbeitsangebotseffekte berücksichtigt. Es wird deutlich, dass alte Technologien vor allem auf dem Einsatz von kognitiven Routine- und manuellen Nicht-

Routinearbeitskräften beruhen. Das sind genau jene Berufsgruppen, die von Industrie 3.0-Technologien verdrängt werden. Investitionen in Industrie 4.0 führen dagegen in fast allen Berufsgruppen zu einer höheren Beschäftigung, ausgenommen davon sind manuelle Routine-Berufe.

Abbildung 19: Marginale Effekte der Technologien nach Berufsgruppen, 2011-2016

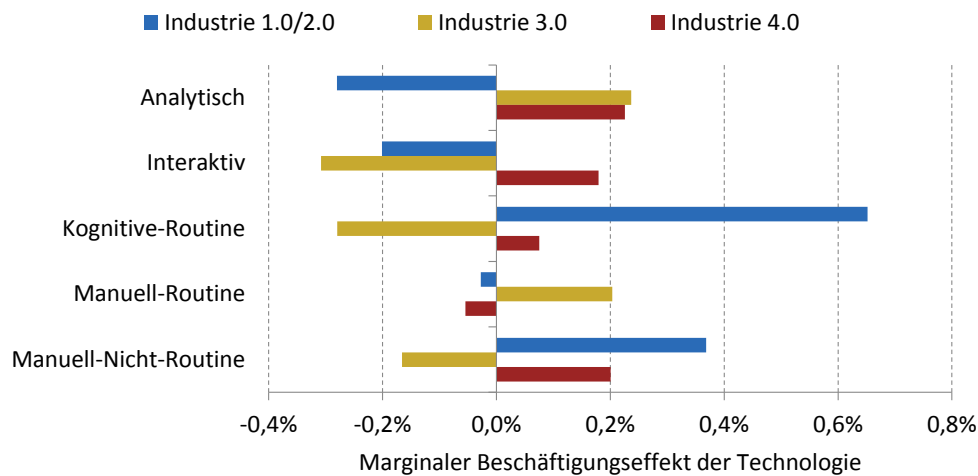
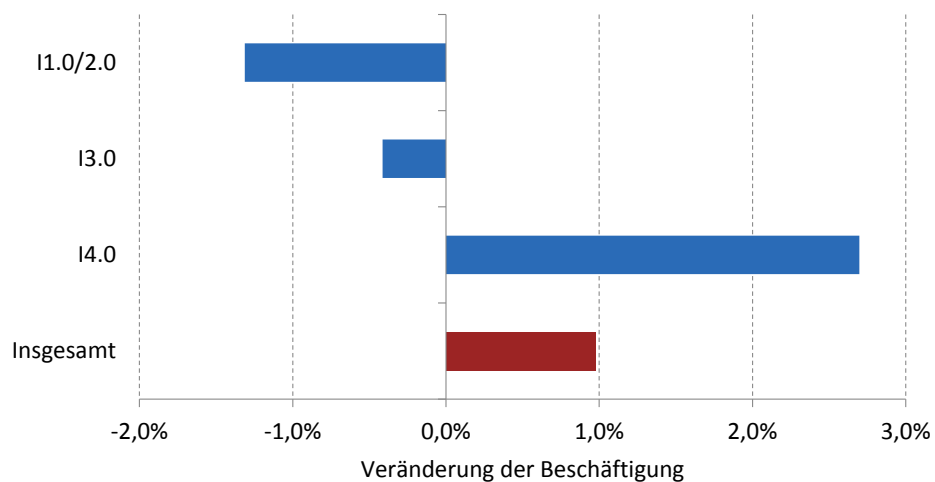


Abbildung 20 stellt schließlich die Gesamtbeschäftigungseffekte der aktuellen Investitionen in die drei Technologietypen dar. Industrie 1.0/2.0 weist einen negativen Gesamtbeschäftigungseffekt auf. Zwar wirken diese Technologien positiv auf die Beschäftigung (vgl. Abbildung 18), allerdings wurde der Kapitalstock dieser Technologien in den Firmen über die Zeit abgebaut, was sich daher negativ auf die Beschäftigung auswirkte. Gleichzeitig haben die Firmen aber ihre Kapitalstöcke stark mit Industrie 3.0- und auch mit Industrie 4.0-Technologien erhöht. Während die Investitionen in Industrie 3.0 die Beschäftigung leicht gesenkt haben, hat sich Industrie 4.0 netto positiv auf die Beschäftigung auswirkt. Insgesamt ist dadurch die Beschäftigung um knapp 1% gestiegen.

Technologischer Wandel hat damit insgesamt zu dem Beschäftigungszuwachs der letzten Jahre beigetragen. Der Beitrag ist aber vergleichsweise klein, da die

Beschäftigung zwischen 2011 und 2014 um ca. 8,5% gestiegen ist (vgl. Abbildung 12).¹⁹ Dieser im Vergleich zu den längerfristigen Ergebnissen für 1995-2011 kleinere Anteil des technologischen Wandels am Beschäftigungszuwachs kann auch bedeuten, dass technologischer Wandel kurzfristig weniger bedeutsam für die Beschäftigungsentwicklung ist und die positiven konjunkturellen Einflüsse der letzten Jahre die Beschäftigungsentwicklung dominierten.

Abbildung 20: Beschäftigungseffekte nach Technologie, 2011-2016



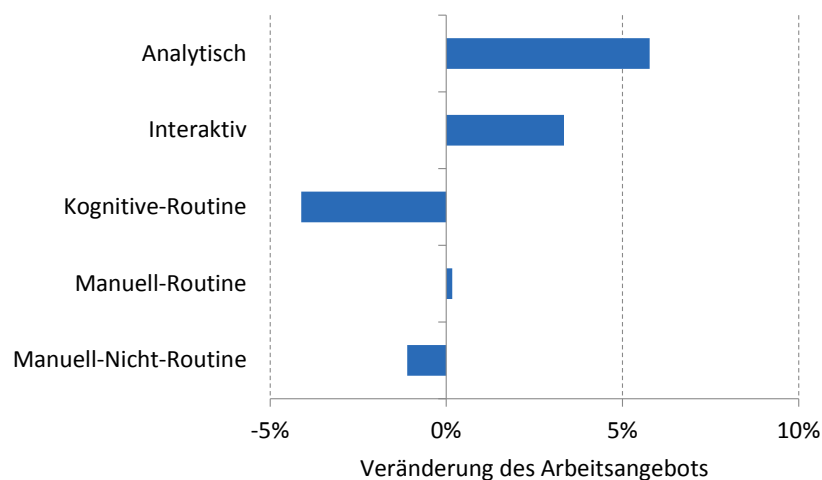
7.3.2.5 Arbeitsangebotseffekte

Insgesamt fallen die Beschäftigungseffekte auch dadurch positiv aus, weil die Beschäftigten in die wachsenden Arbeitsmarktsegmente gewechselt sind. Das wird in Abbildung 21 deutlich: Die Zahl der Personen, die in kognitiven Routine-Berufen, aber auch in manuellen Nicht-Routine-Berufen einen Arbeitsplatz hatten oder suchten ist geschrumpft, dagegen suchen deutlich mehr Arbeitskräfte in analytischen und interaktiven Berufen ihr Glück. Diese Mobilität der Arbeitskräfte begünstigt die insgesamt positiven Beschäftigungseffekte: Wären die Arbeitskräfte nicht in der Lage, in die wachsenden Segmente zu wechseln, so würde die steigende Arbeitsnachfrage vor allem zu steigenden Löhnen für die

¹⁹ Die Zahlen zur Veränderung der Beschäftigung bis 2016 liegen derzeit noch nicht vor.

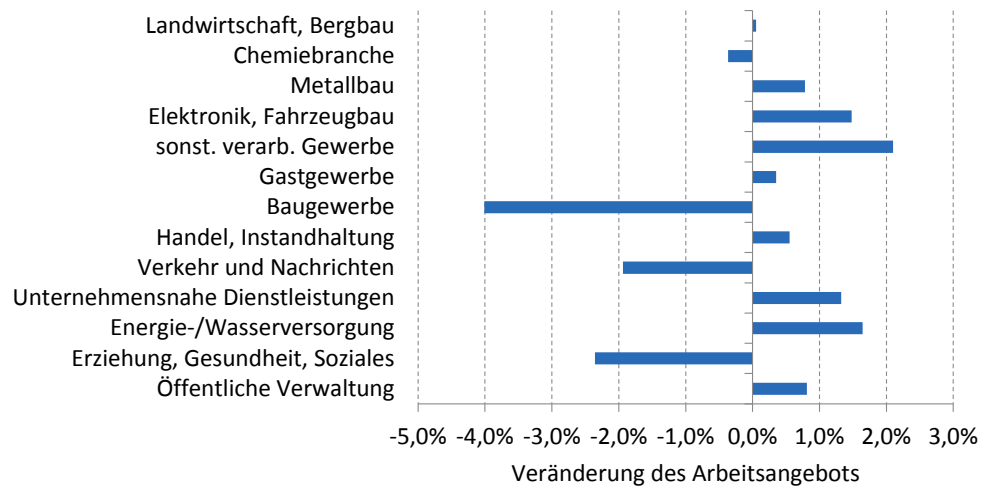
Arbeitskräfte in den wachsenden Segmenten führen, aber kaum zu Beschäftigungseffekten weil die Fachkräfte fehlen würden.

Abbildung 21: Arbeitsangebotseffekte nach Berufen, 2011-2016



Dies lässt sich auch zwischen den Sektoren beobachten. Hier wird aber auch deutlich, dass mehrere Sektoren unter dem Wandel leiden: die Technologieinvestitionen und der von ihnen ausgelöste Wandel zieht immer mehr Personen aus diesen Sektoren ab. Das kommt den verbleibenden Beschäftigten in den Segmenten in Form steigender Löhne zugute, bedeutet aber auch mehr Kosten und eine schwierigere Personalgewinnung für die Firmen.

In der Summe heben sich die Arbeitsangebotseffekte des technologischen Wandels aber gegenseitig per Definition aus: Wir gehen bei der Zerlegung von einem insgesamt konstanten Arbeitsangebot aus. Wir modellieren nicht die Entscheidung inaktiver Personen, auf dem Arbeitsmarkt aktiv zu werden. Technologischer Wandel führt dadurch nur zu Verschiebungen zwischen den Segmenten, nicht jedoch zu einem Anstieg des Arbeitsangebots insgesamt.

Abbildung 22: Arbeitsangebotseffekte nach Sektoren, 2011-2016

7.3.2.6 Lohnwirkungen

Die insgesamt positiven Beschäftigungseffekte spiegeln sich in zumeist positiven Lohnwirkungen wider (vgl. Abbildung 23). Insbesondere Beschäftigte in analytischen Berufen profitieren davon. Nur in kognitiven Routine-Berufen sinken die Löhne durch technologischen Wandel. Insgesamt fallen die Lohnwirkungen aber positiver – bzw. weniger negativ – aus als die Beschäftigungseffekte. Das liegt daran, dass Personen aus den stagnierenden Berufen abwandern, wodurch sich die relative Arbeitsmarktposition der verbleibenden Personen in den Segmenten verbessert. Die Mobilität der Arbeitskräfte zwischen den Segmenten kommt somit auch den Personen zugute, die in stagnierenden oder schrumpfenden Segment verbleiben.

Ähnlich dazu steigen die Löhne in den meisten Sektoren, wobei die Lohnzuwächse in den stark wachsenden Sektoren am stärksten sind. Lediglich die stark schrumpfenden Sektoren verzeichnen negative Lohnwirkungen. Die Lohnwirkungen reichen von -1,4% im Baugewerbe bis 3,9% im Sektor *Elektronik und Fahrzeugbau* für den Zeitraum 2011-2016. Die Bandbreite zwischen den Berufsgruppen ist nicht wesentlich größer, sie reicht von 1,3% in kognitiven Routineberufen bis 6,0% in analytischen Berufen.

Abbildung 23: Lohneffekte nach Berufen, 2011-2016

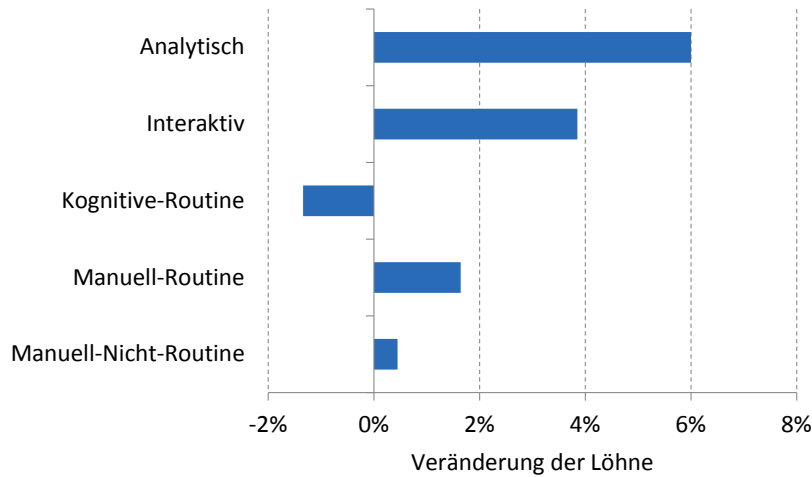
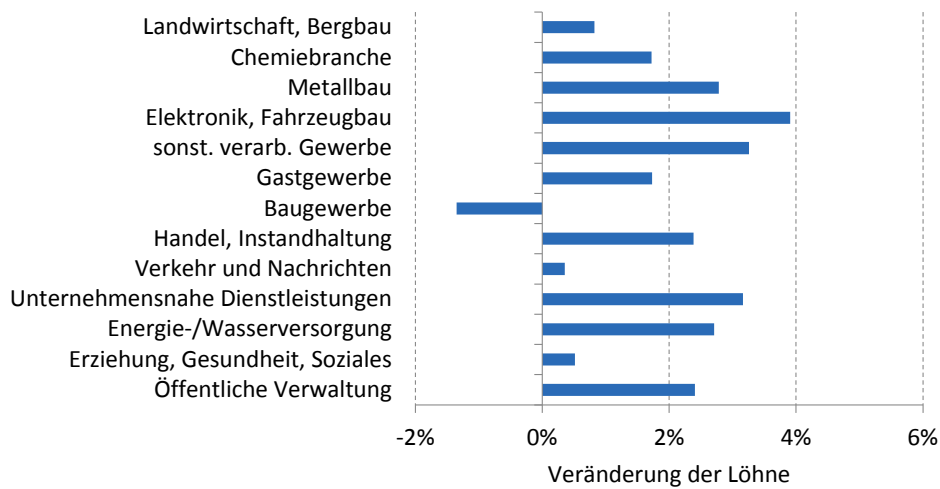


Abbildung 24: Lohneffekte nach Sektoren, 2011-2016

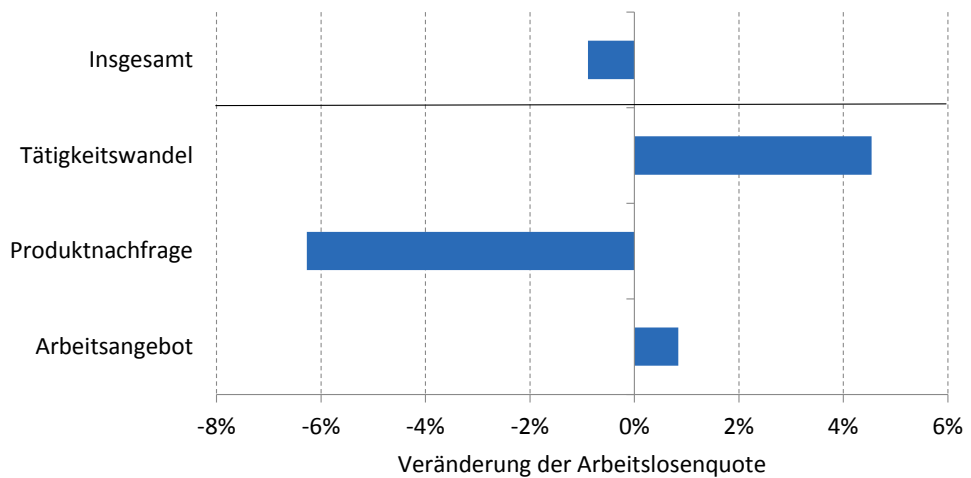


7.3.2.7 Arbeitslosigkeit

Aus den Beschäftigungs- und Arbeitsangebotsveränderungen lässt sich auf die Veränderungen in der Arbeitslosenquote zurückschließen. Abbildung 25 stellt die Auswirkungen der drei Wirkungskanäle auf die Arbeitslosenquote dar. Zwar führt das Ersetzen von Menschen durch Maschinen zu einem Anstieg der Arbeitslosenquote um 4,5 Prozentpunkte, dies wird jedoch durch die positiven

Produktnachfrageeffekte mehr als kompensiert. Insgesamt führt der technologische Wandel zu einem Rückgang der Arbeitslosenquote um 0,9 Prozentpunkte. Die Effekte lassen sich ebenso nach Berufen und Sektoren unterteilen, spiegeln dann aber letztlich die Entwicklungen wider, die bereits bei der Beschäftigungsveränderung zu beobachten sind.

Abbildung 25: Arbeitslosigkeitseffekte, 2011-2016



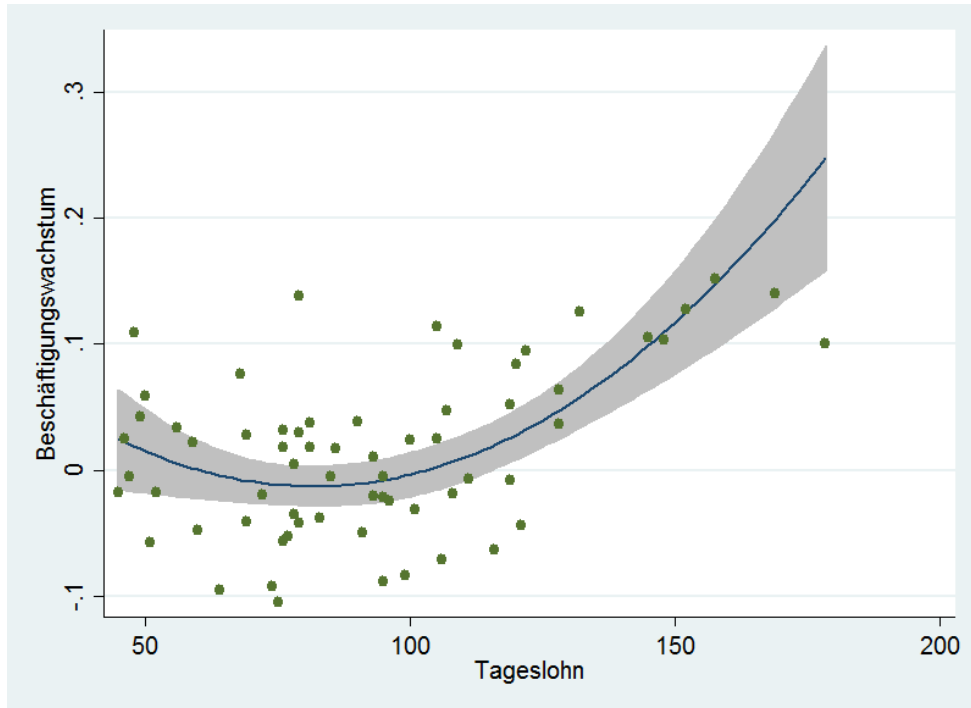
7.3.2.8 Polarisierung und Ungleichheit

Abschließend untersuchen wir, inwieweit die Effekte aktuellen technologischen Wandels zu einer Beschäftigungs- und Lohnpolarisierung geführt haben. Dazu untersuchen wir die Beschäftigungseffekte entlang der Lohnverteilung für alle Arbeitsmarktsegmente. Die Ergebnisse sind in Abbildung 26 dargestellt. Die Abbildung zeigt auf der horizontalen Achse den Tageslohn in den Arbeitsmarktsegmenten (5 Berufe mal 13 Sektoren) und auf der vertikalen Achse die jeweilige durch technologische Investitionen ausgelöste Beschäftigungsveränderung. Jeder Punkt steht für ein Arbeitsmarktsegment. Die Linie gibt den geschätzten Zusammenhang an, der graue Bereich markiert das 95%-Konfidenzintervall.

Es wird deutlich, dass vor allem Arbeitsmarktsegmente mit hohen Löhnen am ehesten an Beschäftigung zulegen können. Besonders kleine oder gar negative Beschäftigungseffekte sind eher in der Mitte der Lohnverteilung zu finden. Dadurch kommt es zu einer leichten Krümmung: Die Beschäftigungseffekte sind

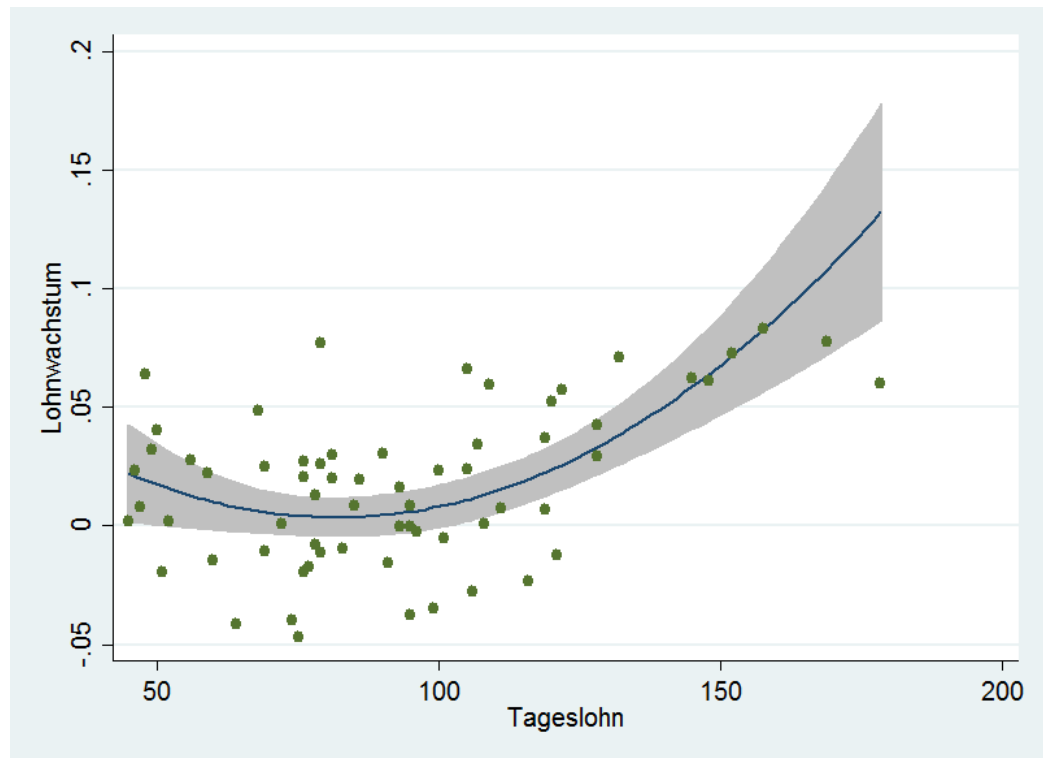
in der Mitte der Lohnverteilung tendenziell sogar schlechter als im Niedriglohnbereich, es gibt also Tendenzen zur Beschäftigungspolarisierung.

Abbildung 26: Beschäftigungspolarisierung, 2011-2016



Einen ähnlichen Zusammenhang zeigt sich für das Lohnwachstum, siehe Abbildung 27. Auch das Lohnwachstum ist vor allem in Hochlohnsegmenten am stärksten. In mittleren Lohnsegmenten sind häufiger besonders kleine Lohnzuwächse oder gar Lohnrückgänge zu beobachten. Es gibt also Tendenzen zur Lohnpolarisierung, generell steigt aber vor allem die Lohnungleichheit infolge der Technologieinvestitionen weiter an. Das Ergebnis bestätigt damit tendenziell, dass in Deutschland eher ein Zuwachs an Lohnungleichheit als eine Lohnpolarisierung stattfindet (Antonczyk et al 2010, Dustmann et al. 2009, Kämpelmann und Rycx 2011, Senftleben und Wieland 2013).

Abbildung 27: Lohnpolarisierung, 2011-2016



8 Simulation zukünftiger technologieinduzierter Beschäftigungs- und Lohnveränderungen

Im Folgenden entwickeln wir Szenarien zu den möglichen Auswirkungen von Investitionen in neue Technologien auf den deutschen Arbeitsmarkt in den nächsten 5 Jahren. Grundlage dafür sind die Erwartungen der Firmen über die Entwicklung ihrer technologischen Investitionen aus der Betriebsbefragung (siehe Abschnitt 4) sowie das geschätzte makroökonomische Modell (siehe Abschnitt 7). Wir nutzen die Ergebnisse aus der Betriebsbefragung um abzuschätzen, wie sich die technologische Ausstattung der Firmen in der nahen Zukunft ändern wird und wenden dies auf das makroökonomische Modell an.

Bei unseren Auswertungen handelt es sich um kontrafaktische Szenarien. Das bedeutet, wir untersuchen wie sich der technologische Wandel auswirkt wenn dabei alle anderen Entwicklungen ausgeblendet werden. Das hat den Vorteil, dass die Effekte als direkte Auswirkungen technologischen Wandels interpretiert werden können. Im Umkehrschluss stellen die Szenarien keine Prognosen über die Entwicklung des deutschen Arbeitsmarktes dar, weil gleichzeitig eine Vielzahl anderer Trends und Faktoren auf die Entwicklung des deutschen Arbeitsmarktes einwirkt.

Wir vergleichen zunächst in Abschnitt 8.1 unser Basisszenario mit zwei alternativen Szenarien, in denen wir unterschiedlichen Annahmen über die Entwicklung technologischer Investitionen treffen. Der Vergleich soll verdeutlichen, welchen Einfluss Investitionen in verschiedene Technologien auf die Entwicklung des deutschen Arbeitsmarktes haben.

In Abschnitt 8.2 vergleichen wir dagegen zwei Szenarien zur Arbeitskräftemobilität und Lohnreagibilität mit unserem Basisszenario. Durch den Vergleich arbeiten wir heraus, wie die Auswirkungen technologischer Investitionen auf den Arbeitsmarkt durch Arbeitsmarktinstitutionen beeinflusst werden.

Abschließend vergleichen wir unsere Ergebnisse mit denen anderer Studien zu den Effekten von Industrie 4.0 bzw. von Digitalisierung auf den Arbeitsmarkt (Abschnitt 8.3).

8.1 Technologische Investitionen

Wir vergleichen in diesem Abschnitt drei Szenarien mit unterschiedlichen Annahmen über die technologischen Investitionen der nächsten 5 Jahre:

Status Quo-Szenario: Die Investitionen in die drei Technologien entwickeln sich weiter wie in den letzten 5 Jahren.

Basisszenario: Die Investitionen in die drei Technologien entwickeln sich entsprechend der Investitionspläne der Betriebe aus der Befragung.

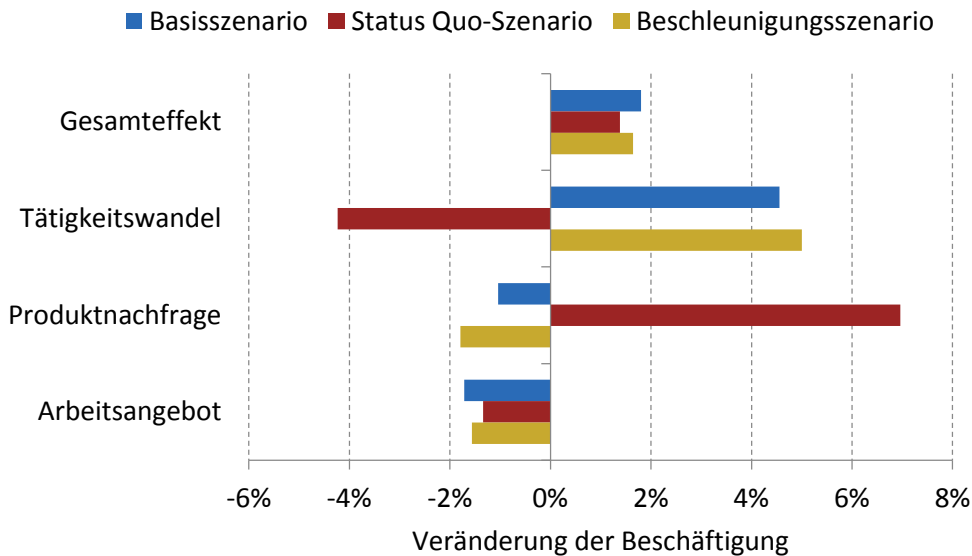
Beschleunigungsszenario: Die Investitionen in die drei Technologien entwickeln sich entsprechend der Investitionspläne der Betriebe aus der Befragung, wobei der Anteil von Industrie 4.0-Technologien in den Sektoren um 20% schneller wächst als im Basisszenario.

Anhand der Szenarien analysieren wir, wie sich technologische Investitionen auf den Arbeitsmarkt auswirken. Abbildung 28 bildet die Gesamteffekte der technologischen Investitionen in allen drei Szenarien ab. Der Netto-Effekt auf die Beschäftigung beträgt im Basisszenario 1,8% in 5 Jahren. Das entspricht einem jährlichen Beschäftigungszuwachs von etwas weniger als 0,4% pro Jahr und liegt in derselben Größenordnung wie das durchschnittliche Gesamtbeschäftigungswachstum zwischen 1995 und 2010. Der Effekt ist damit größer als der Beschäftigungseffekt der letzten 5 Jahre und der längerfristigen Vergangenheit (jeweils rund 0,2% pro Jahr).

Unsere zwei alternativen Szenarien zu technologischen Investitionen gehen mit nur unwesentlich kleineren positiven Beschäftigungseffekten einher: im Status Quo-Szenario beträgt der Zuwachs 1,4%, im Beschleunigungs-Szenario beträgt er 1,6%. Dahinter stehen aber zum Teil deutlich unterschiedliche Wirkungsmechanismen.

Im Status Quo-Szenario, bei dem wir die bisherigen Investitionen fortschreiben, finden starke Substitutionseffekte statt, die aber durch positive Produktnachfrageeffekte überkompensiert werden. Ginge der Wandel weiter wie bisher, so würden die technologischen Investitionen weiter Arbeitskräfte verdrängen, was sich aber wegen der steigenden Wettbewerbsfähigkeit netto letztlich positiv auf die Beschäftigung auswirkt.

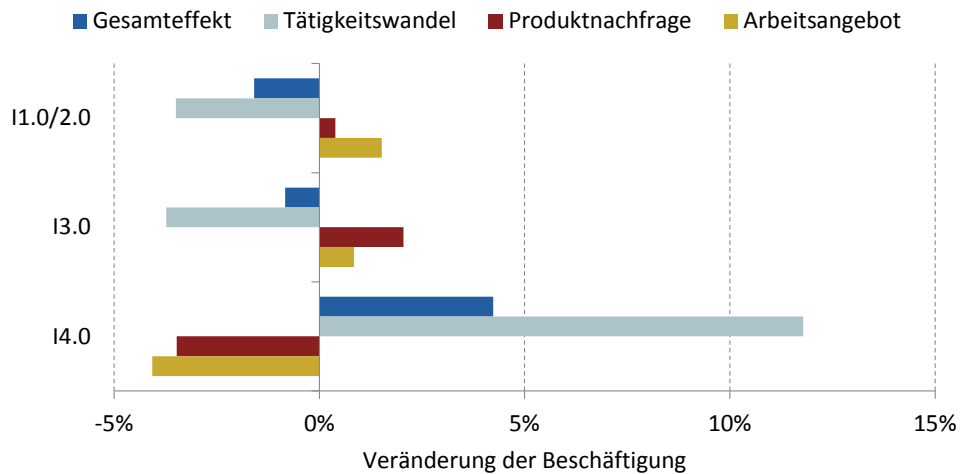
Abbildung 28: Gesamteffekte für drei Technologie-Szenarien, 2016-2021



Unterstellen wir stattdessen die Investitionspläne der Unternehmen aus der Betriebsbefragung (Basisszenario), so kehrt sich das Bild um: Die Unternehmen investieren verstärkt in Industrie 4.0-Technologien. Dies geht mittelfristig mit einem höheren Bedarf an Fachkräften einher und steigert die Kosten, sowohl für die Investitionen als auch für die Fachkräfte. Die steigenden Kosten führen über steigende Preise zu negativen Produktnachfrageeffekten. Die Wirkungsmechanismen im Basisszenario sind damit deutlich anders als im Status Quo-Szenario. Die neuen Technologien erfordern vermutlich vorläufig einen höheren Fachkräfteinsatz, der aber durch negative Produktnachfrageeffekte begrenzt wird.

Gehen wir davon aus, dass die Unternehmen noch schneller in Industrie 4.0 investieren (Beschleunigungsszenario), bleibt dieses grundsätzliche Bild aus dem Basisszenario bestehen, allerdings werden die Effekte größer, was aber auf die Gesamtbeschäftigung kaum Auswirkungen hat.

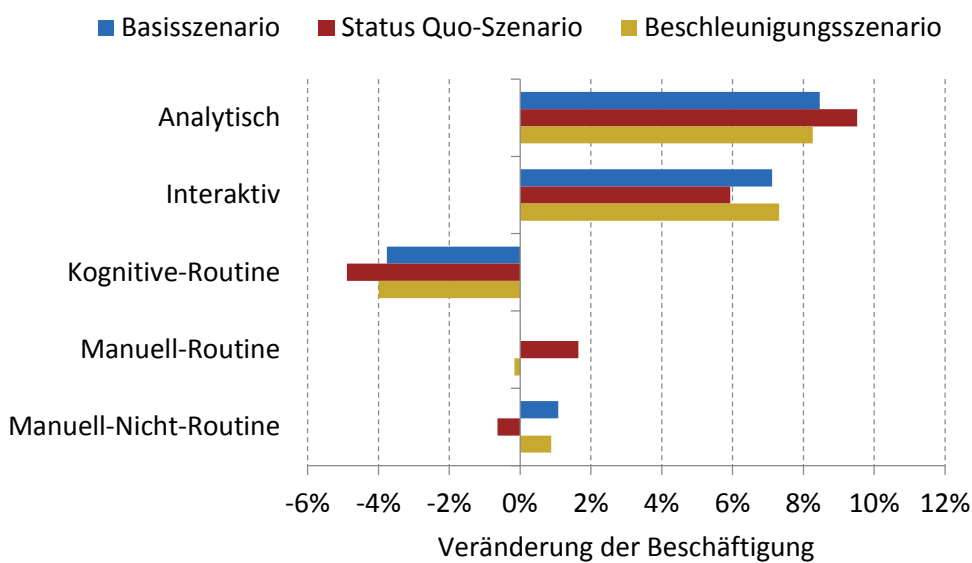
Abbildung 29: Beschäftigungseffekte im Basisszenario nach Technologien. 2016-2021



Dieser Vergleich macht deutlich, dass ein verstärkter Einsatz von Industrie 4.0 in den nächsten Jahren vor allem investiven Charakter hat: Die Unternehmen benötigen die richtigen - analytisch und interaktiv tätigen - Fachkräfte um die Technologien zu implementieren, was zunächst entgegen weitläufiger Befürchtungen sogar zu einer steigenden Arbeitsnachfrage führt. Dies bestätigt sich auch, wenn wir die Effekte im Basisszenario unterteilt nach den Technologien darstellen (siehe Abbildung 29). Die Abbildung bestätigt, dass Industrie 4.0-Technologien mittelfristig komplementär zu Arbeitskräften sind, also einen verstärkten Arbeitseinsatz erfordern, gleichzeitig aber über steigende Kosten zu negativen Produktnachfrageeffekten führen. Im Gegensatz dazu ersetzen Industrie 3.0-Technologien Arbeitskräfte, steigern aber die Produktnachfrage über erhöhte Wettbewerbsfähigkeit. Diese Ergebnisse unterstreichen den investiven Charakter von 4.0-Technologien, der sich bereits in den Einschätzungen der Betriebe bzgl der damit einhergehenden hohen Investitionskosten sowie Aufwendungen für Weiterbildung und Datenschutz gezeigt hat (vgl. Abschnitt 4.4). Gleichzeitig stehen diesen Investitionen bei den Nutzern hohe Erwartungen an die zukünftige Betriebsentwicklung gegenüber. Dies spricht dafür, dass sich das derzeit vorherrschende Bild längerfristig wandeln könnte, wenn die Technologien reifen und die Unternehmen die Technologien erfolgreich in ihren Betrieben verankert haben. Möglicherweise wird Industrie 4.0

langfristig ähnlich zu Industrie 3.0 primär Arbeitskräfte ersetzen und dadurch die Wettbewerbsfähigkeit wiederum stärken. Die Ergebnisse zu Industrie 3.0 machen dabei deutlich, dass dies ebenfalls einen netto-Zugewinn an Beschäftigung bedeuten kann, wenn durch die Steigerung der Wettbewerbsfähigkeit genügend neue Arbeitsplätze aufgebaut werden.

Abbildung 30: Beschäftigungseffekte für drei Technologie-Szenarien nach Berufen, 2016-2021

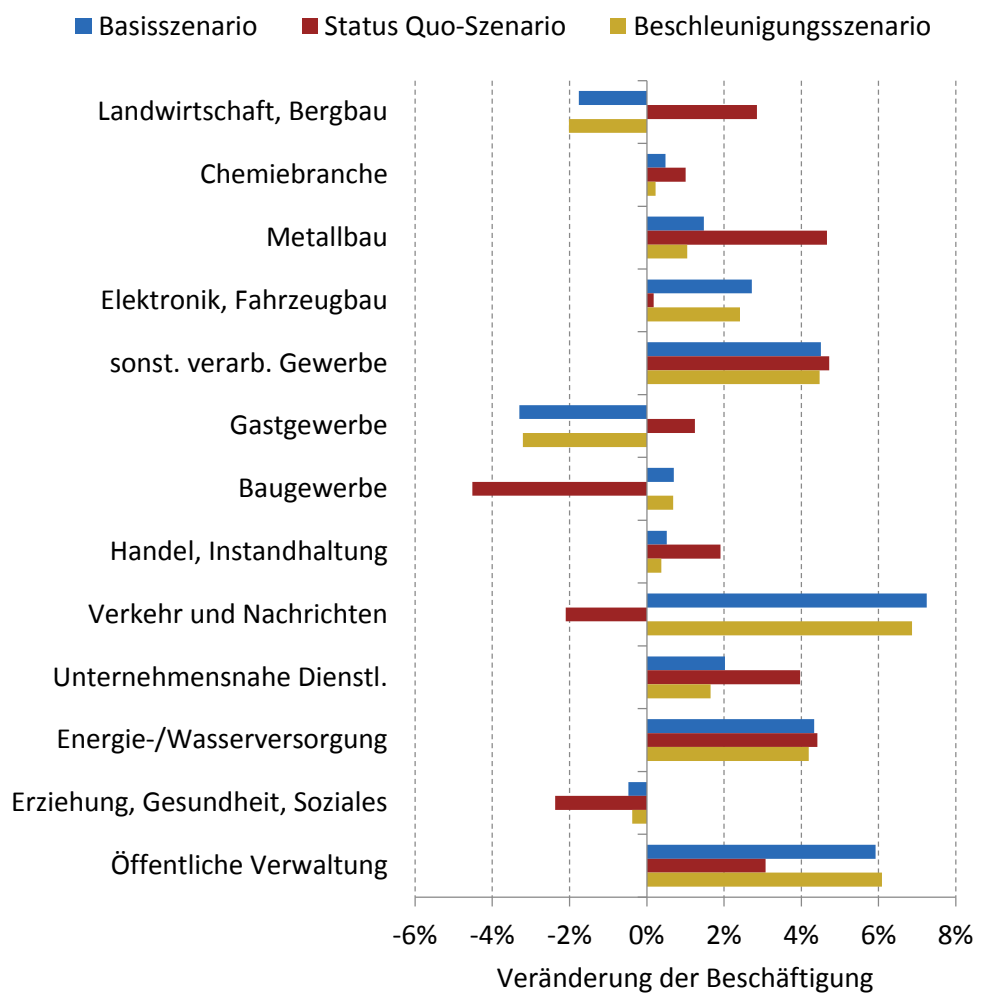


Während sich die Wirkungsmechanismen zwischen den drei Szenarien unterscheiden, so haben sie sehr ähnliche Auswirkungen auf die Berufsstruktur. In allen drei Szenarien gilt, dass vor allem kognitive Routine-Berufe verlieren, während analytische und interaktive Berufe deutliche Zugewinne verzeichnen können (siehe Abbildung 30). Manuelle Routine- und Nicht-Routine-Berufe dagegen stagnieren. Die Größenordnung der Effekte auf Berufsebene entspricht der aus der jüngeren Vergangenheit.

Für alle drei Szenarien gilt, dass die Effekte technologischer Investitionen auf die Berufsstruktur deutlich größer ausfallen, als die netto-Beschäftigungseffekte. Während die aggregierte Beschäftigung mit 1,8% in 5 Jahren leicht steigt,

gibt es deutliche Umwälzungen zwischen den Berufen. Kognitive Routine-Berufe schrumpfen im Basis-Szenario um 3,8%, während analytische Berufe um 8,5% wachsen.

Abbildung 31: Beschäftigungseffekte für drei Technologie-Szenarien nach Sektoren, 2016-2021

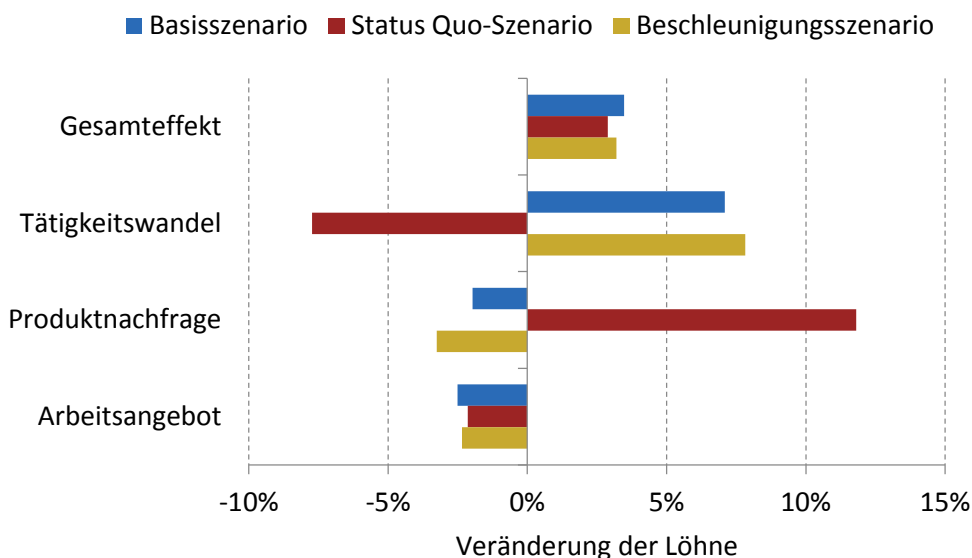


Auch zwischen den Sektoren gibt es deutliche Struktureffekte: Im Basis-Szenario schrumpft das Gastgewerbe um 3,3% durch neue Technologien, während der Sektor „Verkehr und Nachrichten“ um 7,2% wächst. Auch auf Sektorebene

gilt damit, dass die Struktureffekte deutlich größer sind als die aggregierten Beschäftigungseffekte.

Im Gegensatz zu den Effekten zwischen Berufen unterscheiden sich die Effekte auf Sektorebene deutlich zwischen den Szenarien. Während der Metallbau als Hersteller von Industrie 3.0-Technologien vor allem im Status Quo-Szenario gewinnen kann, verschiebt sich dieser Vorteil zugunsten der Industrie 4.0-produzierenden Sektoren Elektronik/Fahrzeugbau und Verkehr/Nachrichten im Basis- und Beschleunigungsszenario. Starke Beschäftigungszuwächse sind auch in der öffentlichen Verwaltung zu verzeichnen, die den Befragungsergebnissen zufolge vergleichsweise stark in Industrie 4.0 zu investieren plant.

Abbildung 32: Lohneffekte für drei Technologie-Szenarien, 2016-2021

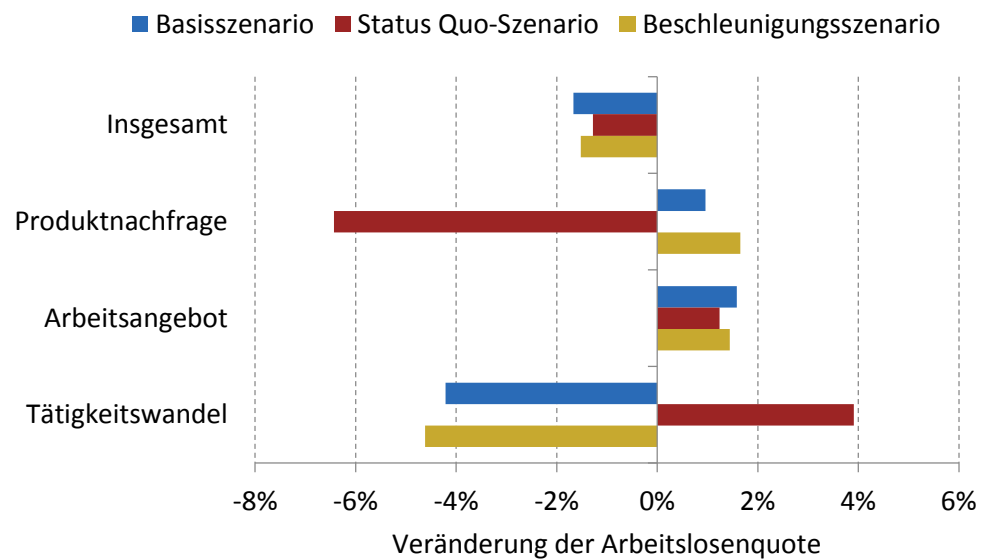


Die Beschäftigungseffekte der technologischen Investitionen in den drei Szenarien spiegeln sich in entsprechenden Lohneffekten wider (Abbildung 32). Alle drei Szenarien gehen mit steigenden Löhnen einher, aber die dahinterstehenden Wirkungsmechanismen unterscheiden sich deutlich. Der Lohnzuwachs beträgt 3,5% im Basisszenario, 2,9% im Status Quo-Szenario um 3,2% im Beschleunigungs-Szenario. Die Lohneffekte auf Berufs- und Sektorebene spiegeln ebenso die Beschäftigungseffekte wider, weshalb wir hier auf eine Darstellung

der Lohneffekte nach Berufen und Sektoren verzichten (siehe dazu Abschnitt 11.4 im Anhang).

Abbildung 33 stellt die Auswirkungen der Technologieinvestitionen auf die Arbeitslosigkeit entsprechend den drei Szenarien dar. Insgesamt reduzieren die technologischen Investitionen die Arbeitslosenquote im Basis-Szenario um 1,7 Prozentpunkte. Der Rückgang fällt mit 1,3 bzw. 1,5 Prozentpunkten im Status Quo- und im Beschleunigungs-Szenario sehr ähnlich aus. Die Wirkungsmechanismen sind dabei analog zu den Beschäftigungseffekten: Im Status Quo-Szenario ersetzen die Technologien vor allem Arbeitskräfte, was aber wegen der steigenden Wettbewerbsfähigkeit dennoch zu einem Rückgang der Arbeitslosenquote führt. Umgekehrt dazu steigern die Technologieinvestitionen im Basis- und Beschleunigungsszenario den Fachkräftebedarf, der nur durch die steigenden Kosten gebremst wird.

Abbildung 33: Arbeitslosigkeitseffekte für drei Technologie-Szenarien, 2016-2021



Abschließend betrachten wir für das Basisszenario, inwieweit die technologischen Investitionen mit einer Fortführung der Beschäftigungspolarisierung einhergehen. Dazu zeigt Abbildung 34 die Beschäftigungsentwicklung in den Berufen und Sektoren in Abhängigkeit des Lohns (Tagesentgelt). Die Punkte stellen die Arbeitsmarktsegmente dar, die Line gibt den geschätzten Zusammenhang wider, der graue Bereich steht für das 95%-Konfidenzintervall. Es wird sehr deutlich, dass vor allem Hochlohnberufe an Beschäftigung zulegen, während Berufe im mittleren und niedrigen Lohnbereich stagnieren. Die Beschäftigungsentwicklung in mittel entlohnten Segmenten ist nicht erkennbar schlechter als in niedrig entlohnten Segmenten. Unsere Simulation zeigt somit für die nächsten 5 Jahre vor allem eine steigende Ungleichheit auf dem Arbeitsmarkt, eine Polarisierung deutet sich nicht an. Ein analoges Bild ergibt sich für die Lohnveränderungen, auch hier gibt es eine deutliche Zunahme der Ungleichheit aber keine Lohnpolarisierung (siehe Abbildung 35).

Abbildung 34: Beschäftigungspolarisierung im Basisszenario, 2016-2021

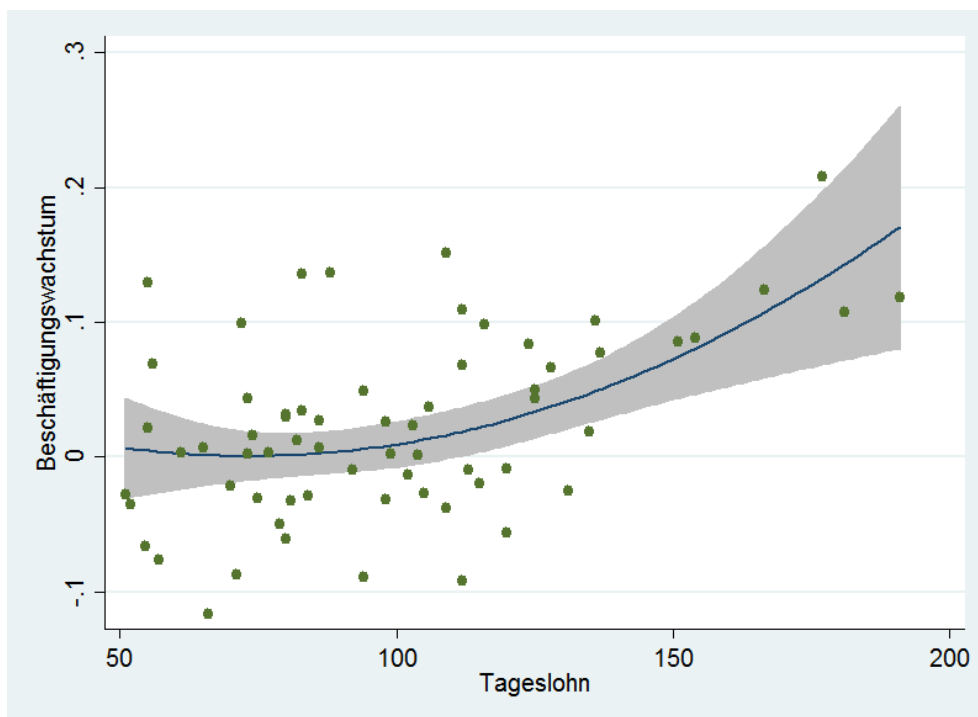
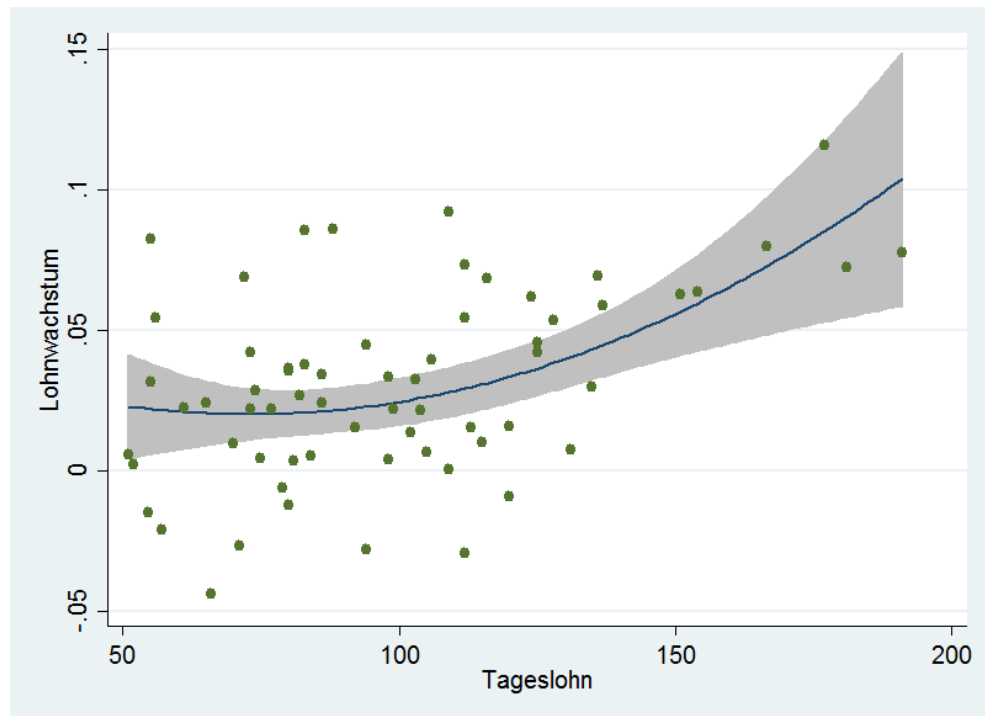


Abbildung 35: Lohnpolarisierung im Basisszenario, 2016-2021



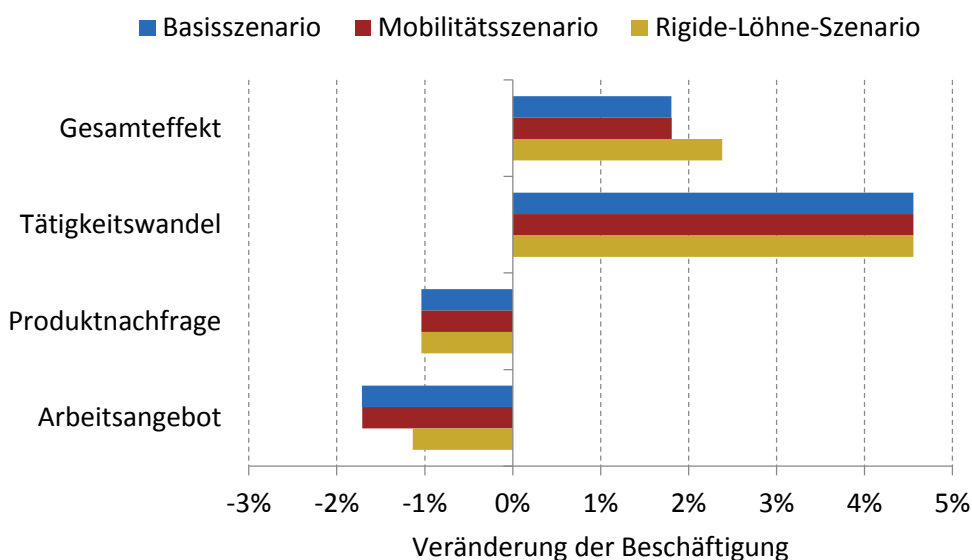
8.2 Moderierende Faktoren

Bisher haben wir gezeigt, dass technologische Investitionen sich leicht positiv auf Beschäftigung und Löhne auswirken, aber vor allem zu großen Struktur-Effekten zwischen Berufen und Sektoren führen. Im Folgenden analysieren wir mit zwei weiteren Szenarien den Einfluss von Arbeitskräftemobilität und Lohnrigiditäten. Wir vergleichen zwei neue Szenarien mit dem Basisszenario um zu verdeutlichen, wie die Effekte technologischer Investitionen durch die Mobilität von Arbeitskräften zwischen Berufen und Sektoren moderiert wird (*Mobilitäts-Szenario*), und welche Rolle rigide Löhne dabei einnehmen (*Rigide-Löhne-Szenario*). Im Mobilitäts-Szenario verdoppeln wir dabei die Beschäftigungsquoten- und Lohn-Elastizität bei der Arbeitskräftemobilität. Die Arbeitskräfte reagieren also deutlich stärker auf Unterschiede in den Löhnen und Beschäftigungsquoten zwischen den Berufen und Sektoren. Im Rigide-Löhne-Szenario hingegen halbieren wir die Beschäftigungsquoten-Elastizität der Löhne. Das heißt, wir unterstel-

len, dass Löhne weniger stark auf die Beschäftigungsquote reagieren – ein starker Zuwachs oder Rückgang der Beschäftigung hat dadurch weniger starke Lohnzuwächse oder Rückgänge zur Folge.

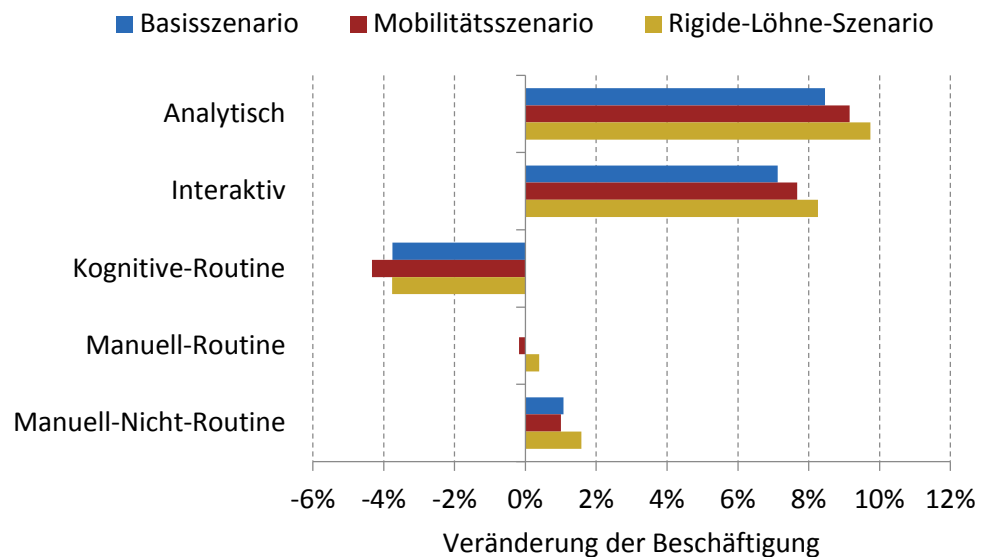
Abbildung 36 stellt die Beschäftigungseffekte in den drei Szenarien dar. Es wird deutlich, dass die Effekte Tätigkeitswandel und Produktnachfrage für alle drei Szenarien identisch sind. Das ist per Definition so, weil wir den auslösenden Schock – die Technologieinvestitionen – jeweils als identisch mit dem Basisszenario unterstellen. Die Szenarien können sich daher nur in der Rückwirkung über das Arbeitsangebot unterscheiden. Im Rigide-Löhne-Szenario fällt der negative Arbeitsangebotseffekt kleiner aus als in den anderen beiden Szenarien, so dass in diesem Szenario auch die Gesamtbeschäftigungseffekte insgesamt größer sind. Grund dafür ist, dass die Arbeitsnachfrage insgesamt steigt. Dies führt zu steigenden Löhnen, was dem positiven Beschäftigungseffekt entgegenwirkt. Im Rigide-Löhne-Szenario unterstellen wir, dass die Lohnsteigerungen geringer ausfallen. Das hat letztlich positive Auswirkungen auf die Beschäftigung. Umgekehrt gilt aber auch: fällt die Arbeitsnachfrage, so wirken sich rigide Löhne negativ auf die Beschäftigung aus, weil die Löhne nicht so stark fallen wie sie müssten, um den Beschäftigungsrückgang zu bremsen.

Abbildung 36: Beschäftigungseffekte für Szenarien zu moderierenden Faktoren, 2016-2021



Das Mobilitätsszenario unterscheidet sich auf aggregierter Ebene nicht messbar vom Basisszenario. Offenbar reicht eine Verdopplung der Reaktion von Arbeitskräften auf Unterschiede zwischen den Arbeitsmarktsegmenten nicht aus, um spürbar die Beschäftigung zu steigern. Üblicherweise würde man erwarten, dass eine Erhöhung der Mobilität den Arbeitskräften dabei hilft, von schrumpfenden in wachsende Arbeitsmarktsegmente zu wechseln, so dass der Beschäftigungseffekt insgesamt positiver ausfällt. Tatsächlich steigt aber die Arbeitsnachfrage in den meisten Berufen und Sektoren, so dass es nur relativ wenig Potential gibt, das durch eine höhere Mobilität ausgenutzt werden könnte.

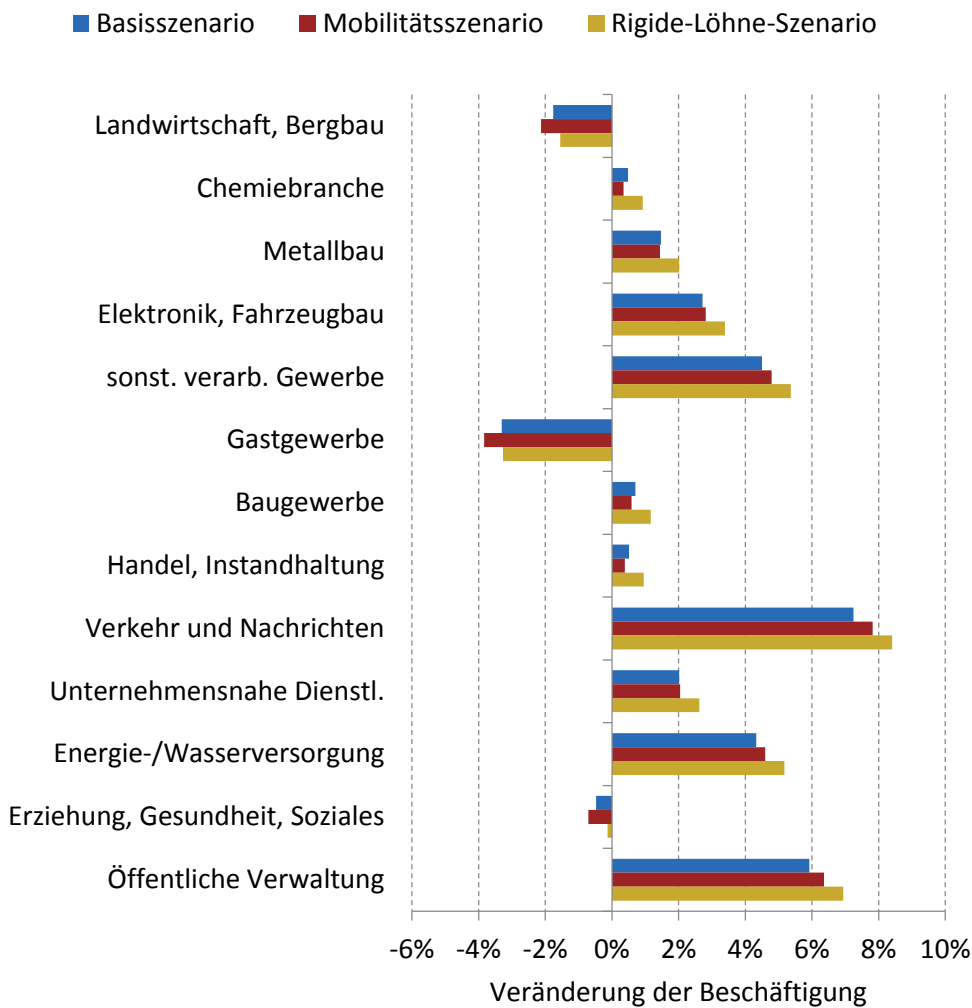
Abbildung 37: Beschäftigungseffekte nach Berufen für Szenarien zu moderierenden Faktoren, 2016-2021



Das wird in Abbildung 37 deutlich: Im Mobilitätsszenario schrumpfen kognitive Routine-Berufe noch schneller, weil die Arbeitskräfte abwandern, was die positive Beschäftigungsentwicklung in den analytischen und interaktiven Berufen begünstigt. Netto wirkt sich dies aber kaum auf die Gesamtbeschäftigung aus. Ein ähnliches Bild liefert der Vergleich der Szenarien auf Sektor-Ebene, siehe Abbildung 38. Auch hier beschleunigt die höhere Mobilität im Mobilitätsszenario sowohl das Wachstum der expandierenden Sektoren, als auch den Rückgang der schrumpfenden Sektoren. Eine höhere Mobilität hat daher zwei Seiten: ei-

nerseits hilft sie Arbeitskräfte dabei, ihre Chancen in expandierenden Segmenten zu suchen und entlastet die angespannte Situation in schrumpfenden Segmenten. Andererseits verschärft sie den Rückgang in den schrumpfenden Segmenten.

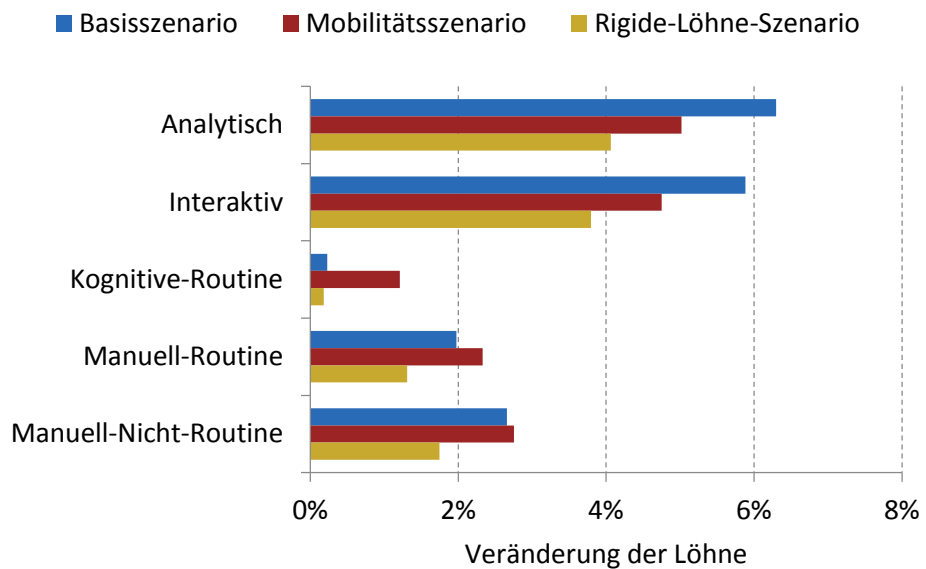
Abbildung 38: Beschäftigungseffekte nach Sektoren für Szenarien zu moderierenden Faktoren, 2016-2021



Der Rückgang der Arbeitsnachfrage in vor allem kognitiven Routine-Berufen geht im Basisszenario mit stagnierenden Löhnen einher. Die stagnierenden

Löhne verhindern ein weiteres Schrumpfen der Beschäftigung. Im Mobilitäts-szenario hingegen wandern die Arbeitskräfte ab (vgl. Abbildung 40), so dass sich die Verhandlungsposition der verbleibenden Arbeitskräfte verbessert und sie höhere Löhne verlangen können, was aber letztlich mit negativen Folgen für die Beschäftigung einhergeht. Das wird in Abbildung 39 deutlich: Im Mobilitätsszenario steigen die Löhne in kognitiven Routine-Berufen deutlich stärker als im Basisszenario. Die höhere Mobilität wirkt sich damit vor allem auf die Löhne, und weniger auf die Beschäftigung aus.

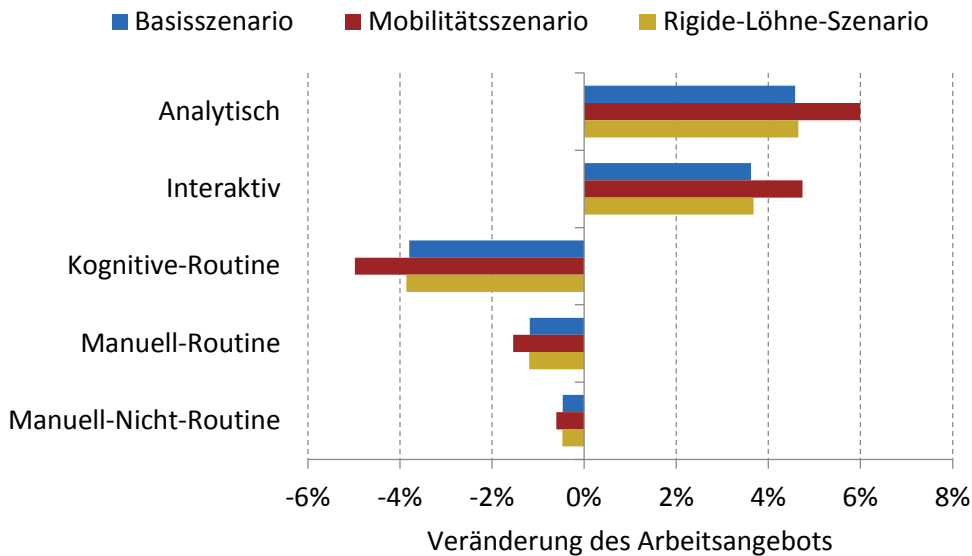
Abbildung 39: Lohneffekte nach Berufen für Szenarien zu moderierenden Faktoren, 2016-2021



Rigide Löhne hingegen bedeuten, dass die Löhne trotz des Anstiegs der Arbeitsnachfrage in allen Segmenten langsamer wachsen. Damit bleibt der Einsatz von Arbeitskräften eine attraktive Alternative gegenüber Maschinen, die Unternehmen wahren ihre Wettbewerbsfähigkeit und die Beschäftigungseffekte fallen insgesamt positiver aus als im Basisszenario. Hier ist aber entgegenzuhalten, dass wir keine Verteilungseffekte berücksichtigen. Wir unterstellen, dass die Produktnachfrage unabhängig von der Verteilung der Einkommen auf Löhne und Kapital ist. Aus anderen Studien ist dagegen bekannt, dass die Effekte technologischen Wandels weniger positiv ausfallen können, wenn die Einkommenszugewinne nicht über Löhne zu steigender Nachfrage führen (Freeman 2014,

Gregory et al. 2016, Sachs et al. 2015). Diese Argumente lassen sich im Rahmen der vorliegenden Arbeit aufgrund ihrer Komplexität jedoch nicht vertiefen.

Abbildung 40: Arbeitsangebotseffekte nach Berufen für Szenarien zu moderierenden Faktoren, 2016-2021



Insgesamt bleibt somit festzuhalten, dass eine höhere Mobilität der Arbeitskräfte zwar dabei hilft, sowohl die sich verschlechternde Position von Arbeitskräften in schrumpfenden Berufen und Sektoren zu verbessern, als auch Fachkräfteengpässe in wachsenden Berufen und Sektoren zu reduzieren. Auf die Gesamtbeschäftigung hat dies aber kaum Auswirkungen. Die Gesamtbeschäftigung hängt stärker von der Rigidität der Löhne ab: die neuen Technologien führen insgesamt zu einer steigenden Nachfrage nach Arbeitskräften. Sind die Löhne rigide, so geht dies mehr mit steigender Beschäftigung aber weniger mit steigenden Löhnen einher als im Basisszenario. Hierbei ist jedoch hervorzuheben, dass wir von Verteilungseffekten abgesehen haben: Falls Lohn Einkommen in höherem Maße zu steigender Nachfrage und Produktion führt als Kapitaleinkommen, so können sich Zweitrundeneffekte ergeben, durch die die Gesamtbeschäftigungseffekte sogar positiver ausfallen, falls die Löhne stärker steigen. Anzeichen dafür liefern beispielsweise Freeman (2014), Gregory et al. (2016), und Sachs et al. (2015).

8.3 Vergleich zu anderen Studien

Unsere Ergebnisse stehen in klarem Gegensatz zu den in der Öffentlichen Debatte zuletzt immer wieder auftauchenden Befürchtungen, dass Digitalisierung und Industrie 4.0 massive Jobverluste bedeuten könnten. Solche Ängste werden durch Studien geschürt, die argumentieren dass ein Großteil der Arbeitsplätze automatisierbar wäre. So argumentieren beispielsweise Frey und Osborne (2017), dass knapp die Hälfte der Arbeitskräfte in den USA in Berufen arbeitet, die in den nächsten 10 bis 20 Jahren automatisiert werden könnten. Diese Studie ist auf hohe öffentliche Aufmerksamkeit gestoßen und hat eine Reihe vergleichbarer Studien zur Automatisierbarkeit hervorgerufen, etwa für Finnland (Pajarinen/Rouvinen 2014), europäische Länder (Bowles 2014), oder Deutschland (Breszki/Burk 2015). Zuletzt hatte die Bitkom (FAZ 2018) vor massiven Jobverlusten durch Digitalisierung gewarnt. Allerdings zeigen wir in einer anderen Studie (Arntz et al. 2017), dass diese Automatisierungspotentiale zumeist überschätzt werden, weil sie typischerweise vernachlässigen, dass sich Arbeitskräfte in scheinbar leicht automatisierbaren Berufen oft auf schwer automatisierbare Aufgaben spezialisieren. Offenbar sind die Arbeitskräfte in der Lage, den Wandel mitzugehen. So hatte beispielsweise die Computerisierung der 1990er Jahre zu einem starken Rückgang von Routinetätigkeiten geführt. Dies geschah aber zum allergrößten Teil innerhalb der Berufe. Das heißt, Arbeitskräfte übernehmen innerhalb ihrer Berufe weniger Routinetätigkeiten, nur zu einem geringen Anteil kam es zu einem Rückgang von Beschäftigungsanteilen in Berufen mit hohen Routine-Anteilen (Spitz-Oener 2006).

Unabhängig davon wie hoch die Automatisierungspotentiale ausfallen, spiegeln sie letztlich nur theoretische Möglichkeiten, Arbeitseinsatz durch Maschinen zu ersetzen, wider. Die Folgen solcher technologischen Potentiale für den Arbeitsmarkt unterscheiden sich erfahrungsgemäß deutlich von dem reinen Anteil betroffener Arbeitskräfte. Ein Grund dafür ist, dass die Diffusion solcher Technologien in die betriebliche Praxis ein oft langwieriger Prozess ist, weil diverse Hürden überwunden werden müssen. Das zeigen auch unsere Ergebnisse aus der Betriebsbefragung (siehe Abschnitt 4). Werden solche Technologien eingeführt, ersetzen sie auch nicht automatisch die Arbeitskräfte, sondern ändern oftmals deren Aufgaben. Zwar fallen durch neue Technologien durchaus auch Arbeitsplätze weg, dem müssen aber die arbeitsschaffenden Effekte der Technologien

entgegengerechnet werden, wie wir sie in Abschnitt 5 im strukturellen Modell dargestellt haben.

Unsere Simulationen zeigen schließlich, dass die geplanten Investitionen der Betriebe in den nächsten 5 Jahren voraussichtlich eher zu mehr, statt zu weniger Beschäftigung führen werden. Hintergrund ist, dass die Firmen zunächst vor allem die richtigen Fachkräfte benötigen, um diese Technologien einzusetzen. Längerfristig können sich die Wirkungen verändern, wenn die Unternehmen über diese Investitionsphase hinaus gekommen sind. Industrie 4.0 könnte dann Arbeit ersetzen – allerdings ist dem entgegenzurechnen, dass dies durch Beschäftigungszugewinne infolge steigender Wettbewerbsfähigkeit und höheren Wachstums mehr als ausgeglichen werden könnte, wie die Erfahrungen mit Industrie 3.0 zeigen.

Insgesamt zeigen unsere Ergebnisse, dass Industrie 4.0 vor allem die Struktur der Beschäftigung betrifft und sich nur schwach positiv auf die Gesamtbeschäftigung auswirkt. Insbesondere hoch-entlohnte analytische und interaktive Berufe gewinnen an Bedeutung. Ähnlich dazu finden Wolter et al. (2016) in Szenarien-Rechnungen zu den Wirkungen von Industrie 4.0 in Deutschland, dass Industrie 4.0 zu einem Höheren Einsatz von komplexen Spezialtätigkeiten und hoch-komplexen Tätigkeiten führt. Auch Wolters et al. (2016) finden, dass die Umstrukturierung der Berufe und Sektoren weitaus größer ausfallen, als die Effekte auf die Gesamtbeschäftigung.

Im Gegensatz zu unseren Ergebnissen, finden Wolters et al. aber keine positiven Netto-Beschäftigungseffekte von Industrie 4.0, sondern stattdessen einen Rückgang der Erwerbstätigkeit um 60.000 Stellen bis 2030. Das entspricht einem Rückgang von 0,14% über einen Zeitraum von fast 20 Jahren und kann daher als „rote Null“ bezeichnet werden. Im Gegensatz dazu finden wir positive Beschäftigungseffekte, die aber mit 1,8% in 5 Jahren oder 0,4% pro Jahr nicht groß ausfallen.

Ein möglicher Grund für die Unterschiede zwischen unseren Simulationen und den Ergebnissen von Wolter et al. (2016) liegt in den Annahmen darüber, welche Arbeitskräfte durch neue Technologien ersetzt oder ergänzt werden. In unserem Modell schätzen wir den Einfluss der Technologien auf die Arbeitsnachfrage mithilfe unserer Daten zum Technologieeinsatz auf Betriebsebene. Wolter et al. (2016) hingegen nutzen das technische Substitutionspotential von Dengler

und Matthes (2015). Die Simulationsrechnungen von Wolter et al. (2016) fokussieren damit primär auf das Potential neuer Technologien, Arbeitskräfte zu ersetzen. In unserer Studie hingegen lassen wir sowohl die technische Substitution von Arbeit durch Kapital, als auch Komplementarität zwischen Arbeit und Kapital gleichermaßen zu und schätzen den Zusammenhang anhand des beobachteten Einflusses von Kapital auf die berufsspezifische Arbeitsnachfrage.

Darüber hinaus betrachten wir vor allem die mittlere Frist (5 Jahre), während Wolter et al. (2016) die längere Frist im Blick haben. Unsere Ergebnisse deuten darauf hin, dass Industrie 4.0 mittelfristig vor allem investiven Charakter hat und den vermehrten Einsatz von Fachkräften erfordert. Das zeigt sich nicht nur in unseren Simulationen, sondern die Betriebe gaben selbst in der Befragung an, dass Industrie 4.0 hohe Investitionskosten und mehr Weiterbildung fordert (siehe Abschnitt 4.4). Mittelfristig steigt dadurch die Arbeitsnachfrage, was die positiven Beschäftigungseffekte erklärt. Wolter et al. (2016) blicken länger in die Zukunft und fokussieren stärker auf die arbeitsplatzsparenden Effekte der Technologien.

Voraussichtlich werden durch Industrie 4.0 mittelfristig zunächst mehr Fachkräfte benötigt, um das Knowhow aufzubauen und die technologischen Erstinvestitionen zu tätigen. Längerfristig dagegen könnten Industrie 4.0-Technologien zunehmend auch Arbeitskräfte ersetzen. Dennoch deuten unsere Simulationsergebnisse darauf hin, dass die Anpassungseffekte in der Ökonomie stark genug sind um einen Rückgang der Beschäftigung zu kompensieren, was sich bereits bei Industrie 3.0 – die klar arbeitssparend wirkt – deutlich zeigt. Auch Wolter et al. (2016) finden keine nennenswerten negativen Gesamtbeschäftigungseffekte von Industrie 4.0, obwohl sie auf die arbeitssparenden Effekte dieser Technologie fokussieren. Die immer wieder in der öffentlichen Debatte auftauchenden Ängste vor massiven Jobverlusten scheinen somit übertrieben. Vielmehr deutet sich ein Strukturwandel hin, der mit veränderten Tätigkeitsfeldern, Berufs- und Sektorstrukturen einhergeht.

9 Fazit

9.1 Kernergebnisse

In der öffentlichen Debatte werden immer wieder Stimmen laut, dass Industrie 4.0 und Digitalisierung massive Jobverluste nach sich ziehen könnten. Solche Ängste werden durch Studien befeuert, die teilweise argumentieren, dass rund die Hälfte der Jobs bedroht sein, wie beispielsweise der viel zitierte Artikel von Frey und Osborne (2016). Zuletzt hatte die Bitkom behauptet, dass in Deutschland 3,4 Millionen Arbeitsplätze bedroht seien (FAZ 2018).

Es liegen jedoch kaum wissenschaftliche Studien zu den Beschäftigungseffekten aktueller technologischer Innovationen vor. Aktuelle wissenschaftliche Ergebnisse zeigen vor allem, dass bestimmte, leicht automatisierbare Berufe zugunsten anderer Berufe an Bedeutung verlieren. Die drängende Frage, welche Folgen das für die Gesamtbeschäftigung hat, bleibt aber zumeist unbeantwortet. Einige aktuelle Studien analysieren die Beschäftigungseffekte spezifischer Technologien, insbesondere für Roboter. Deren Übertragbarkeit auf andere Technologien der Digitalisierung oder der Industrie 4.0 bleibt aber unklar.

Vor diesem Hintergrund analysierte die vorliegende Studie die Folgen betrieblicher Investitionen in aktuelle Technologien sowohl für die Beschäftigung in den Betrieben, als auch die Beschäftigung, Arbeitslosigkeit und Löhne in der Gesamtwirtschaft. Zu diesem Zweck führten wir eine Betriebsbefragung durch, um den tatsächlichen Einsatz aktueller Technologien am aktuellen Rand zu erfassen und die Investitionspläne in den nächsten fünf Jahren zu erfragen. Diese Informationen wurden zusammen mit einer Reihe weiterer Datenquellen zur empirischen Schätzung eines strukturellen Modells der Gesamtwirtschaft verwendet, welches die Reaktionen der Arbeitsnachfrage und des Arbeitsangebots berücksichtigt. Somit konnten die Auswirkungen des technologischen Wandels auf Beschäftigung, Löhne und Arbeitslosigkeit in der jüngsten Vergangenheit analysiert werden und die Gesamtwirkungen in verschiedene Wirkungskanäle zerlegt werden. Darüber hinaus bildeten die geschätzten Zusammenhänge den Ausgangspunkt zur Simulation verschiedener Szenarien hinsichtlich der möglichen Auswirkungen des technologischen Wandels in den nächsten fünf Jahren. Zusammenfassend konnten insbesondere die folgenden Kernergebnisse erzielt werden:

(1) Langsame, aber sich beschleunigende Verbreitung von 4.0 Technologien

Grundsätzlich zeigen unsere Befragungsergebnisse, dass moderne digitale Technologien nur langsam in der betrieblichen Praxis ankommen. Auch wenn rund die Hälfte der Betriebe bereits 4.0-Technologien nutzt, so ist der Anteil dieser Technologien an allen Arbeitsmitteln der Betriebe mit lediglich 5 bzw. 8% der Produktions- bzw. Büro- und Kommunikationsmittel nach wie vor gering. Der Digitalisierungsgrad in der Industrie bleibt zudem hinter dem der Dienstleister zurück. Zu den Branchen mit einem relativ hohen Digitalisierungs- und Automatisierungsgrad, gemessen an 3.0 und 4.0-Technologien, gehören die Öffentliche Verwaltung, die Chemiebranche sowie Unternehmensnahe Dienstleistungen. Im Trend der letzten 5 Jahre nimmt der Digitalisierungs- und Automatisierungsgrad der Arbeitsmittel in deutschen Betrieben jedoch klar zu. Zudem erwarten die Betriebe, dass sich dieser Trend in den nächsten 5 Jahren fortsetzt und sich ein Wandel sowohl am „unteren Rand“ von 2.0 hin zu 3.0-Technologien als auch am „oberen Rand“ von 3.0 hin zu 4.0-Technologien vollzieht.

(2) Wachsende technologische Kluft in der deutschen Betriebslandschaft

Die Ergebnisse aus unserer Befragung zeigen eine Zweiteilung der Betriebslandschaft, die sich zunehmend verstärkt. So nutzen etwa die Hälfte der Betriebe Industrie 4.0-Technologien oder machen diese sogar zum zentralen Bestandteil ihres Geschäftsmodells, während die andere Hälfte der Betriebe sich entweder noch gar nicht mit der Nutzung beschäftigt hat oder dies gerade erst tut. Zudem investieren vor allem jene Betriebe stärker in Industrie 4.0, die in der Vergangenheit ohnehin schon vergleichsweise viel in diese Technologien investiert haben. Die Vorreiter haben zudem im Durchschnitt fast doppelt so viele Beschäftigte wie die Nachzügler und generieren ein Vielfaches mehr an Umsätzen und Wertschöpfung. Oftmals sind sie selbst Anbieter neuer Technologien. Vorreiter und Nachzügler unterscheiden sich auch in der Wahrnehmung der Chancen und Risiken, die sie mit den neuen Technologien verbinden. Während Vorreiter die Chancen betonen, verbinden Nachzügler damit vor allem Herausforderungen.

(3) Schwach positive Gesamtbeschäftigungseffekte

Insgesamt geht der technologische Wandel mit schwach positiven Beschäftigungseffekten einher. Für die Jahre 1995 bis 2011 analysieren wir die Auswirkungen der Computerisierung. Diese erhöhte die Beschäftigung sogar leicht um

0,18% pro Jahr, weil sie insgesamt mehr neue Jobs schuf als zerstörte. Die tatsächlichen betrieblichen Investitionen in neue Technologien der jüngeren Vergangenheit haben die Beschäftigung um rund 1% zwischen 2011 und 2016 gesteigert. Zwar treten deutliche Substitutionseffekte auf – die Technologien haben in der Tat also Arbeitskräfte ersetzt. Gleichzeitig haben die Investitionen aber Produktnachfrageeffekte ausgelöst, die stark genug waren, um insgesamt zu positiven Beschäftigungseffekten zu führen. Ein Teil der positiven Effekte kam den Beschäftigten in Form höherer Löhne statt höherer Beschäftigung zugute. Im Vergleich zum tatsächlichen Beschäftigungswachstum von ca. 8,5% zwischen 2011 und 2014, fällt der technologieinduzierte Beschäftigungszuwachs allerdings klein aus.

Für die nächsten fünf Jahre zeigen unsere Simulationen im Basisszenario, dass die geplanten betrieblichen Technologieinvestitionen die Gesamtbeschäftigung zwischen 2016 und 2021 um 1,8% steigern. Das entspricht einem jährlichen Beschäftigungszuwachs von etwas weniger als 0,4% pro Jahr. Der Effekt ist damit größer als der Beschäftigungseffekt der letzten 5 Jahre und der längerfristigen Vergangenheit (jeweils rund 0,2% pro Jahr).

Die insgesamt positiven Beschäftigungseffekte gehen mit insgesamt steigenden Löhnen einher. Entsprechend sinkt auch die Arbeitslosenquote. In den letzten fünf Jahren betrug der technologieinduzierte Rückgang der Arbeitslosenquote 0,9 Prozentpunkte. In den nächsten fünf Jahren würden die geplanten Technologieinvestitionen zu einem weiteren Rückgang der Arbeitslosigkeit um 1,7 Prozentpunkte führen.

(4) Starke Struktureffekte auf Berufs- und Branchenebene

Hinter den kleinen Nettoeffekten stehen große Struktureffekte. Die aktuellen Technologieinvestitionen haben Arbeit vor allem in manuellen und kognitiven Routine-Berufen sowie in manuellen Nicht-Routine-Berufen ersetzt. Im Gegenzug haben sie einen vermehrten Einsatz an analytischen und interaktiven Berufen erfordert. Dieses Muster zeigt sich sowohl in der Analyse auf Betriebsebene als auch auf der Branchenebene. Dem stehen aber positive Produktnachfrageeffekte gegenüber – die neuen Technologien haben die Wettbewerbsfähigkeit der Unternehmen gestärkt, so dass die Wirtschaft insgesamt so stark wuchs, dass die negativen Substitutionseffekte begrenzt wurden.

Unsere Simulationen für den Zeitraum 2016 bis 2021 zeigen, dass auch in den nächsten 5 Jahren die Effekte technologischer Investitionen auf die Berufsstruktur voraussichtlich deutlich größer ausfallen als die Nettobeschäftigungseffekte. Vor allem kognitive Routine-Berufe verlieren an Bedeutung, während analytische und interaktive Berufe deutliche Zuwächse verzeichnen können. Manuelle Routine- und Nicht-Routine-Berufe dagegen stagnieren. Die Größenordnung der Effekte auf Berufsebene entspricht der aus der jüngeren Vergangenheit.

Auch zwischen den Sektoren finden große Struktureffekte statt. Beschäftigungsgewinne verzeichnen insbesondere jene Branchen, die entweder zu den Vorreitern bei der Einführung der Technologien gehören, oder die in hohem Maße Industrie 4.0-Technologien oder Vorleistungen dafür produzieren. Das sind beispielsweise die Sektoren Verkehr und Nachrichten oder Elektronik und Fahrzeugbau, aber auch die öffentliche Verwaltung. Im Gastgewerbe und der Landwirtschaft führt der absehbare technologische Wandel dagegen zu einem Beschäftigungsrückgang.

(5) Wachsende Beschäftigungs- und Lohnungleichheit

Die betrieblichen Investitionen in neue Technologien haben in den letzten 5 Jahren zudem die Ungleichheit befördert, indem sie Beschäftigung und Löhne in Hochlohnberufen und -sektoren deutlich stärker erhöht haben als in mittel- und niedrig-entlohnenden Berufen und Sektoren. Zudem nahmen Beschäftigung und Löhne im mittleren Lohnsegment langsamer zu, als in niedrigen Lohnsegmenten. Dadurch kam es sowohl zu einer Beschäftigungs-, als auch zu einer Lohnpolarisierung. Die Polarisierungstendenzen waren aber klein, sie werden deutlich von der zunehmenden Ungleichheit dominiert.

Dieser Trend setzt sich - den simulierten Wirkungen der geplanten betrieblichen Investitionen nach - auch in den nächsten fünf Jahren teilweise fort. Vor allem Hochlohnberufe und -sektoren können deutliche Beschäftigungs- und Lohnzuwächse verzeichnen, während Löhne und Beschäftigung in niedrig- und mittel-entlohnenden Berufen eher stagnieren. Polarisierungstendenzen gibt es in den Simulationen für die nächsten 5 Jahre hingegen kaum.

(6) Mobilität hilft den Arbeitskräften, hat aber kaum Beschäftigungseffekte

Wir stellen außerdem fest, dass die Mobilität von Arbeitskräften sowohl dabei hilft, die sich verschlechternde Aussichten in schrumpfenden Berufen und Sektoren zu verbessern, als auch Fachkräfteengpässe in wachsenden Berufen und Sektoren zu reduzieren. Unser Simulationsszenario zu einer gesteigerten Mobilität zeigt allerdings kaum Auswirkungen von Mobilität auf die Gesamtbeschäftigung. Zwar wandern die Arbeitskräfte bei einer höheren Mobilität schneller in die wachsenden Arbeitsmarktsegmente mit steigenden Löhnen und steigender Beschäftigung, die Gesamtbeschäftigung verändert sich dadurch aber nicht. Die Mobilität kommt damit vor allem den Arbeitskräften selbst zugute, wie auch den expandierenden Betrieben.

Allerdings konnten wir die Mobilität der Arbeitskräfte im Rahmen der vorliegenden Studie nur allgemein analysieren. Hier sind weiterführende Studien auf der individuellen Ebene nötig, um zu untersuchen, wie gut Arbeitskräfte mit unterschiedlichen Fähigkeiten und Kompetenzen aus schrumpfenden in wachsende Arbeitsmarktsegmente wechseln können.

Im Gegenzug zeigen unsere Simulationen, dass die Gesamtbeschäftigungseffekte stärker von der Rigidität der Löhne abhängen: die neuen Technologien führen insgesamt zu einer steigenden Nachfrage nach Arbeitskräften. Sind die Löhne rigide, so geht dies stärker mit einer steigenden Beschäftigung als mit steigenden Löhnen einher. Allerdings haben wir im Rahmen dieser Studie von Verteilungseffekten abgesehen. Sofern Lohnesinkommen in höherem Maße zu steigender Nachfrage und Produktion führt als Kapitaleinkommen, können sich Zweitrundeneffekte ergeben, durch die die Gesamtbeschäftigungseffekte sogar positiver ausfallen, falls die Löhne stärker steigen. Anzeichen dafür liefern beispielsweise Freeman (2014), Gregory et al. (2016), und Sachs et al. (2015).

(7) 4.0 Technologien haben in der mittleren First eher investiven Charakter

Wir unterscheiden die Effekte zudem nach den jeweiligen Technologien und stellen fest, dass ein verstärkter Einsatz von Industrie 4.0 mittelfristig vor allem investiven Charakter hat: Die Unternehmen benötigen die richtigen Fachkräfte um die Technologien einzusetzen, was mittelfristig entgegen weitläufiger Befürchtungen sogar zu steigender Arbeitsnachfrage führt. Darauf deuten sowohl die makroökonomischen Ergebnisse und Simulationen, als auch die Ergebnisse

der Betriebsbefragung hin. Im Gegensatz dazu ersetzen Industrie 3.0-Technologien Arbeitskräfte. Allerdings steigern Industrie 3.0-Technologien die Produktnachfrage über erhöhte Wettbewerbsfähigkeit, was ihren arbeitssparenden Effekten entgegenwirkt.

Längerfristig dagegen könnten Industrie 4.0-Technologien zunehmend auch Arbeitskräfte ersetzen. Dennoch deuten unsere Simulationsergebnisse darauf hin, dass die Anpassungseffekte in der Ökonomie stark genug sind, um einen Rückgang der Beschäftigung zu kompensieren, was sich bereits bei Industrie 3.0 – die klar arbeitssparend wirkt – deutlich zeigt. Auch Wolter et al. (2016) finden keine nennenswerten negativen Gesamtbeschäftigungseffekte von Industrie 4.0, obwohl sie auf die arbeitssparenden Effekte dieser Technologie fokussieren. Die immer wieder in der öffentlichen Debatte auftauchenden Ängste vor massiven Jobverlusten scheinen somit übertrieben. Vielmehr deutet sich ein Strukturwandel an, der mit veränderten Tätigkeitsfeldern, Berufs- und Sektorstrukturen einhergeht.

Die von uns festgestellten Effekte von Industrie 4.0 auf den Arbeitsmarkt sind daher vor allem als mittelfristige Effekte zu betrachten. Sobald die Unternehmen die hohen Investitionskosten gestemmt haben und die Technologie erfolgreich eingeführt haben, können sich die Effekte wieder wandeln, wenn der Bedarf an zusätzlichen Fachkräften zurückgeht und die Technologie die Wettbewerbsfähigkeit steigert. Längerfristig wird Industrie 4.0 vermutlich stärker Arbeit ersetzen und im Gegenzug die Wettbewerbsfähigkeit stärken. Die Gesamteffekte könnten dann eher denen von Industrie 3.0 ähneln.

9.2 Politikimplikationen

Insgesamt deuten die Ergebnisse somit auf schwach positive Gesamtbeschäftigungseffekte des technologischen Wandels in der jüngeren Vergangenheit und der näheren Zukunft hin, die mit deutlich stärkeren Struktureffekten einhergehen. Diese werden zudem begleitet von einem Zuwachs an Beschäftigungs- und Lohnungleichheit zwischen den verschiedenen Berufsgruppen und Branchen. Beschäftigungschancen in schrumpfenden Segmenten wie z.B. manuelle Routinetätigkeiten im Metallbau verschlechtern sich; gleichzeitig entwickeln sich die Löhne in diesen Segmenten deutlich schlechter als in den wachsenden Segmenten wie z.B. den analytischen Berufen der Elektrotechnik.

Hinsichtlich der politischen Handlungsfelder ergeben sich damit insbesondere die folgenden drei Stellschrauben:

Neue Technologien fördern: Insgesamt trägt der technologische Wandel zu einem Beschäftigungswachstum bei. Im Fall der 3.0 Technologien ist dies vor allem aufgrund der stark positiven Produktivitätseffekte der Fall, während bei den 4.0-Technologien derzeit der investive Charakter im Vordergrund zu stehen scheint und somit zur Implementation dieser Technologien deutlich mehr Fachkräfte gebraucht werden. Eine beschleunigte Diffusion sowohl von 3.0- als auch 4.0-Technologien in die Betriebe ist daher ein wünschenswertes Ziel. Eine Unterstützung durch förderliche Rahmenbedingungen (z.B. Breitbandausbau, Datenschutzgesetze) können dafür wichtige Weichen stellen. Zudem sollte der zunehmenden Zweiteilung der Betriebslandschaft in größere und erfolgreiche Betriebe mit einer modernen und sich stark modernisierenden Kapitalausstattung und kleinere, weniger umsatzstarke Betriebe mit veralteten Technologien entgegengewirkt werden. Die Ergebnisse auf Basis der Betriebsbefragung deuten hier darauf hin, dass es den technologischen Nachzüglern an Informationen zu fehlen scheint, um die Chancen dieser Technologien besser einschätzen zu können. Gezielte Informationskampagnen z.B. auf der Ebene von Branchenverbänden sowie regional organisierte Netzwerke können hier evtl. Informationsdefizite abbauen helfen.

Fachkräfteengpässe adressieren: Neue digitale Technologien sind in der mittleren Frist stark komplementär zu analytischen und interaktiven Tätigkeiten. Die Wachstumspotenziale, die sich aus den neuen Technologien ergeben, hängen somit stark von der Verfügbarkeit entsprechender Fachkräfte ab. Die Politik kann hier durch entsprechende bildungspolitische Impulse dafür sorgen, dass sowohl in Schulen als auch im Bereich der beruflichen und universitären Ausbildung die nachgefragten Kompetenzen ausgebildet werden. Zudem kann die Zahl der Fachkräfte evtl. auch durch Weiterbildungsmaßnahmen erhöht werden. Welche Maßnahmen einen Wechsel des Berufsfeldes am ehesten ermöglichen, lässt sich auf der aggregierten Ebene kaum ableiten, sondern bedarf weiterer Analysen auf individueller Ebene.

Mobilität erhöhen: Zwar zeigen die Ergebnisse zum Arbeitsangebot, dass die Mobilität zwischen den Arbeitssegmenten derzeit relativ groß ausfällt und eine erhöhte Mobilität der Arbeitskräfte die Gesamteffekte kaum beeinflusst. Eine

erhöhte Mobilität zwischen den schrumpfenden und wachsenden Arbeitsmarktsegmenten trägt jedoch dazu bei, einer Beschäftigungs- und Lohnungleichheit entgegenzuwirken. Denn eine beschleunigte Abwanderung aus schrumpfenden in wachsende Segmente führt zu einer Angleichung der Beschäftigungschancen und Lohnentwicklungen in den Segmenten. Um jedoch zielgenaue Empfehlungen auszusprechen, wie die Mobilität zwischen verschiedenen Berufs- und Branchensegmenten erhöht werden kann, bedarf es weiterer Analysen auf individueller Ebene, um z.B. den Einfluss von Weiterbildungs- und Qualifizierungsmaßnahmen zu analysieren.

Wenn es gelingt, neue Technologien in der Breite der deutschen Betriebslandschaft zu fördern, auch indem gefragte Fachkräfte verstärkt ausgebildet und Arbeitskräfte gezielt weitergebildet werden, sprechen die Ergebnisse dieser Studie dafür, dass die neuen technologischen Entwicklungen zu einem Zuwachs an Beschäftigung und Wohlstand für einen großen Teil der Gesellschaft führen können. Für diejenigen, die auch trotz entsprechender Angebote nicht in die Lage versetzt werden können, in einem sich wandelnden Arbeitsmarkt eine Beschäftigung zu finden, sind darüber hinaus sozialpolitische Maßnahmen notwendig und sinnvoll.

10 Literaturverzeichnis

Acemoglu, D. und Autor, D. (2011). Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings, *Handbook of Labor Economics*, 4b, 1043-1171.

Acemoglu, D. und Restrepo, P. (2017). Robots and Jobs: Evidence from U.S. Labour Markets, MIT.

Adermon, A. und Gustavsson, M. (2011). Job Polarization and Task-Biased Technological Change: Sweden, 1975–2005, Uppsala Center for Labor Studies Working Paper 2011:11.

Antonczyk, D., DeLeire, T. und Fitzenberger, B. (2010). Polarization and Rising Wage Inequality: Comparing the U.S. and Germany, IZA Discussion Paper No. 4842.

Arntz, M., Gregory, T., Jansen, S., und Zierahn, U. (2016a). Tätigkeitswandel und Weiterbildungsbedarf in der digitalen Transformation. ZEW-Gutachten und Forschungsberichte.

Arntz, M., Gregory, T., Lehmer, F., Matthes, B. und Zierahn, U. (2016b). Arbeitswelt 4.0 – Stand der Digitalisierung in Deutschland: Dienstleister haben die Nase vorn, IAB-Kurzbericht 22, 1-8.

Arntz, M., Gregory, T. und Zierahn, U. (2016c). The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis, OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 189, Paris.

Arntz, M., Gregory, T. und Zierahn, U. (2017). Revisiting the risk of automation. *Economics Letters*, 159, 157–160.

Arntz, M., Gregory, T. und Zierahn, U. (2018a). Technology and the Future of Work. Aggregate Employment Effects of Digitization, ZEW, unveröffentlicht.

Arntz, M., Gregory, T., Lehmer, F., Matthes, B. und Zierahn, U. (2018b). Technology and Jobs in the Fourth Industrial Revolution – Firm-Level Evidence, ZEW, unveröffentlicht.

Atkinson, A. (2008). *The Changing Distribution of Earnings in OECD Countries*, Oxford University Press, Oxford and New York.

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

Autor, D. (2014a). Skills, Education, and the Rise of Earnings Inequality Among the "Other 99 Percent", *Science*, 23. Mai 2014: 344 (6186), 843-851.

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

Autor, D. und Dorn, D. (2013). The Growth of Low Skill Service Jobs and the Polarization of the U.S. Labor Market, *American Economic Review*, 103, 1553-1597.

Autor, D., Katz, L. und Kearney, M. (2006). Measuring and Interpreting Trends in Economic Inequality - The Polarization of the U.S. Labor Market, *American Economic Review*, 96, 189-194.

Autor, D., Katz, L. und Kearney, M. (2008). Trends in U.S. Wage Inequality: Revising the Revisionists, *The Review of Economics and Statistics*, 90, 300-323.

Autor, D., Levy, F. und Murnane, R. (2003). The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration, *The Quarterly Journal of Economics*, 118, 1279-1333.

Beaudry, P., Green, D. A. und Sand, B. M. (2013). The Great Reversal in the Demand for Skill and Cognitive Tasks, NBER Working Paper 18901.

Beaudry, P., Green, D. A. und Sand, B. M. (2014). The Declining Fortunes of the Young Since 2000, *American Economic Review: Papers & Proceedings*, 104(5), 381-386.

Berlemann, M. und Wesselhöft, J.-F. (2014). Estimating Aggregate Capital Stocks Using the Perpetual Inventory Method, *Review of Economics* 65(1): 1-34.

Blanchflower, D. G., Oswald, A. J. und Sanfey, P. (1996). Wages, Profits and Rent-Sharing. *Quarterly Journal of Economics*, 111(1), 227–251.

Bowles, J. (2014). The computerisation of European jobs. Bruegel.

Brynjolfsson, E. und McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. WW Norton & Co.

- Brynjolfsson, E. und McAfee, A. (2017). *Harnessing Our Digital Future: Machine, Platform, Crowd*. Norton.
- Brzeski, C. und Burk, I. (2015, April 30). *Die Roboter kommen. Folgen der Automatisierung für den deutschen Arbeitsmarkt*. ING DiBa Economic Research.
- Card, D., Heining, J. und Kline, P. (2013). *Workplace Heterogeneity and the Rise of West German Wage Inequality*. *Quarterly Journal of Economics*, 128(3), 967–1015.
- Dauth, W., Findeisen, S., Südekum, J. und Wößner, N. (2017). *German Robots - The Impact of Industrial Robots on Workers*. IAB Discussion Paper 30/2017.
- Dengler, K. und Matthes, B. (2015). *Folgen der Digitalisierung für die Arbeitswelt. Substituierbarkeitspotenziale von Berufen in Deutschland*. IAB Forschungsbericht 11/2015.
- Dustmann, C., Ludsteck, J. und Schönberg, U. (2009). *Revisiting the German Wage Structure*, *The Quarterly Journal of Economics*, 124, 843-881.
- Europäische Union (EU, 2014). *Mobilise Europe. A report about the scene of mobile and mobile service industry in Europe and how to win back the initiative*, European Mobile & Mobility Industries Alliance, <http://www.mobilise-europe.mobi>.
- Feldmann, H. (2013). *Technological unemployment in industrial countries*, *Journal of Evolutionary Economics*, 23, 1099-1126.
- Firpo, S., Fortin, N. und Lemieux, T. (2011). *Occupational Tasks and Changes in the Wage Structure*, IZA Discussion Paper No. 5542.
- Frankfurter Allgemeine Zeitung (FAZ, 2018). *Digitalisierung zerstört 3,4 Millionen Stellen*, Frankfurter Allgemeine Zeitung vom 2.2.2018.
- Freeman, R.B. (2014). *Who owns the robots rules the world*, *IZA World of Labor* 2014(5): 1-10.
- Frey, C. B. und Osborne, M. A. (2017). *The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerization?* *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280.

- Gehrke, B., Rammer, C., Frietsch, R., Neuhäusler, P. und Leidmann, M. (2010). Listen wissens- und technologieintensiver Güter und Wirtschaftszweige, Zwischenbericht zu den NIW/ISI/ZEW-Listen 2010/2011, Studien zum deutschen Innovationssystem 19-2010, Hannover, Karlsruhe, Mannheim, Juli 2010.
- Goos, M. und Manning, A. (2007). Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain, *The Review of Economics and Statistics*, 89, 118-133.
- Goos, M., Manning, A. und Salomons, A. (2009). Job Polarization in Europe, *American Economic Review: Papers & Proceedings*, 99, 58-63.
- Goos, M., Manning, A. und Salomons, A. (2014). Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring, *American Economic Review*, forthcoming.
- Graetz, G. und Michaels, G. (2015). Robots at Work, IZA Discussion Paper No. 8938.
- Green, F. (2012). Employee Involvement, Technology and Evolution in Job Skills: A Task-Based Analysis, *Industrial and Labor Relations Review*, 65(1), 36-67.
- Gregory, T., Salomons, A. und Zierahn, U. (2016). Racing With or Against the Machine? Evidence from Europe. Centre for European Economic Research, Discussion Paper No. 16-053.
- Hammermann, A. und Stettes, O. (2015). Fachkräftesicherung im Zeichen der Digitalisierung. Empirische Evidenz auf Basis des IW-Personalpanels 2014.
- Ikenaga, T. und Kambayashi, R. (2010). Long-term Trends in the Polarization of the Japanese Labor Market: The Increase of non-routine Task Input and Its Valuation in the Labor Market, Januar 2010.
- Kampelmann, S. und Rycx, F. (2011). Task-Biased Changes of Employment and Remuneration: The Case of Occupations, IZA Discussion Paper No. 5470.
- Kruppe, T., Müller, E., Wichert, L. und Wilke, R. A. (2007). On the definition of unemployment and its implementation in register data * the case of Germany. FDZ-Methodenreport, 03/2007 (en), Nürnberg.
- Kurz, C. und Rieger, F. (2013). Arbeitsfrei: Eine Entdeckungsreise zu den Maschinen, die uns ersetzen. Riemann Verlag.

- Layard, R. und Nickell, S. (1985). The Causes of British Unemployment, *National Institute Economic Review*, 111, 62-85.
- Layard, R., Nickell, S. und R. Jackman (1994). *The Unemployment Crisis*, Oxford University Press.
- Layard, R., Nickell, S. und R. Jackman (2003). *Unemployment. Macroeconomic Performance and the Labour Market*, Reprint, Oxford University Press.
- Meyer-Krahmer, F. (1992). The Effects of New Technologies on Employment, *Economics of Innovation and New Technology*, 2, 131-149.
- Nijkamp, P. und Poot, J. (2005). The Last Word on the Wage Curve? *Journal of Economic Surveys*, 19(3), 421–450.
- Oesch, D. und Rodríguez Menés, J. (2011). Upgrading or polarization? Occupational change in Britain, Germany, Spain and Switzerland, 1990–2008, *Socio-Economic Review*, 9, 503-531.
- Pajarinen, M. und Rouvinen, P. (2014). Computerization Threatens One Third of Finnish Employment. ETLA Brief 22.
- Pianta, M. (2009). Innovation and Employment, in: Fagerberg, J., D. Mowery und R. Nelson (eds): *The Oxford Handbook of Innovation*, Online Publication, Chapter 21, DOI: 10.1093/oxfordhb/9780199286805.003.0021.
- Pini, P. (1995). Economic growth, technological change and employment: empirical evidence for a cumulative growth model with external causation for nine OECD countries: 1960-1990, *Structural Change and Economic Dynamics*, 6, 185-213.
- Rohrbach-Schmidt, D. und Tiemann, M. (2013). Changes in workplace tasks in Germany—evaluating skill and task measures, *Journal for Labor Market Research*, 46, 215-237.
- Sachs, J. D., Benzell, S. G. und LaGarda, G. (2015). Robots: Curse or Blessing? A Basic Framework. NBER Working Paper 21091.
- Schlund, S., Hämmerle, M. und Stölin, T. (2014). *Industrie 4.0 - Wie Automatisierung und Digitalisierung unsere Produktion verändern werden*, Studie im Auftrag der Ingenics AG.

Senftleben, C. und Wielandt, H. (2013). The Polarization of Employment in German Local Labor Markets, Humboldt-Universität zu Berlin, Oktober 2013.

Smolny, W. (1998). Innovations, Prices and Employment. A Theoretical Model and an Empirical Application for West German Manufacturing Firms, *Journal of Industrial Economics*, 46(3), 359-381.

Smolny, W. (2002). Employment Adjustment at the Firm Level. A Theoretical Model and an Empirical Investigation for West German Manufacturing Firms, *Labour*, 16(1), 65-88.

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.

Statistisches Bundesamt (2015). IKT-Branche 2013, Statistisches Bundesamt, Wiesbaden, November 2015.

Timmer, M. P., Erumban, A. A., Los, B., Stehrer, R. und de Vries, G. J. (2014). Slicing Up Global Value Chains. *Journal of Economic Perspectives*, 28(2), 99–118.

Vivarelli, M. (2007). Innovation and Employment: A Survey, IZA Discussion Paper No. 2621.

Wolter, M.I., Mönning, A., Hummer, M., Weber, E., Zika, G., Helmrich, R., Maier, T. und Neuber-Pohl, C. (2016). Wirtschaft 4.0 und die Folgen für Arbeitsmarkt und Ökonomie. Szenario-Rechnungen im Rahmen der BIBB-IAB-Qualifikations- und Berufsfeldprojektionen, IAB Forschungsbericht 13/2016, Nürnberg.

11 Anhang

11.1 Strukturelles Modell²⁰

In diesem Anhang stellen wir die technischen Hintergründe unseres Strukturellen Modells aus Abschnitt 5 dar. Das Modell umfasst Firmen f in Sektoren (Industrien) i , die im betrachteten Land r (Deutschland) angesiedelt sind und ihre Produkte in den Ländern r' absetzen, wobei das betrachtete Land (Deutschland) r zugleich eines der Absatzländer r' ist. Die Firmen setzen Arbeitskräfte aus unterschiedlichen Berufen j ein. Daraus ergeben sich spezifische Arbeitsmarktsegmente für jede Kombination aus Beruf j und Sektor i .

11.1.1 Arbeitsnachfrage – Hauptvariante

Firmen bzw. Sektoren i kombinieren Tätigkeiten j , T_{ij} , um ihren Output Y_i zu produzieren. Wir gehen von einer Constant Elasticity of Substitution (CES) Produktionstechnologie aus bei der die Substitutionselastizität zwischen den Tätigkeiten konstant ist und η beträgt:

$$Y_i = \left[\sum_{j=1}^J (\beta_j T_{ij})^{\frac{\eta-1}{\eta}} \right]^{\frac{\eta}{\eta-1}}$$

Um eine Einheit der Tätigkeit T_{ij} zu produzieren benötigt die Firma A_{ij} Arbeitskräfte N_{ij} in dem Beruf j , $N_{ij} = T_{ij} A_{ij}$. A_{ij} gibt also die technische Effizienz für die Produktion der Tätigkeiten wieder. Die technische Effizienz hängt von der Technologischen Ausstattung der Firmen ab. Wir gehen davon aus, dass sie sich wie folgt aus dem verfügbaren technologischen Kapital ergibt:

$$A_{ij} = \prod_{k=1}^K C_{ik}^{-\alpha_{kj}}$$

Wobei C_{ik} für den Einsatz von Technologie k in der Firma i steht und α_{kj} angibt, wie sich der Einsatz der Technologie auf die Arbeitsproduktivität auswirkt. Ist

²⁰ Das Strukturelle Modell basiert auf Arntz et al. (2018a).

$\alpha_{kj} > 0$, so steigert der Einsatz von Technologie k die Produktivität von Beschäftigten in Beruf j und es werden weniger Arbeitskräfte benötigt, um denselben Output zu produzieren. Kapital ersetzt in diesem Fall Arbeit, Kapital und Arbeit sind entsprechend Substitute. Ist dagegen $\alpha_{kj} < 0$, so führt der Einsatz der Technologie k zu einem höheren Bedarf nach Arbeitskräften mit Beruf j . Arbeit und Kapital sind dann komplementär, beispielsweise weil bestimmte Fachkräfte benötigt werden, um die Maschinen zu bedienen.

Unter der Annahme, dass die Firmen ihre Beschäftigung gegeben ihrer technologischen Ausstattung optimal wählen, leiten wir damit die bedingte Arbeitsnachfrage wie folgt ab:

$$\ln N_{ij} = \underbrace{\ln Y_i}_{(B)} - \eta \ln \tilde{w}_{ij} + \underbrace{(\eta - 1) \sum_{k=1}^K \alpha_{jk} \ln C_{ik}}_{(A)} + \beta_j + \beta_i$$

11.1.2 Arbeitsnachfrage – Alternative Variante

In der alternativen Variante der Arbeitsnachfrage nehmen wir an, dass Firmen bzw. Sektoren i Tätigkeiten j , T_{ij} , kombinieren um ihren Output Y_i zu produzieren. Wir gehen von einer Constant Elasticity of Substitution (CES) Produktionstechnologie aus bei der die Substitutionselastizität zwischen den Tätigkeiten konstant ist und η beträgt:

$$Y_i = \left[\sum_{j=1}^J (\beta_j T_{ij})^{\frac{\eta-1}{\eta}} \right]^{\frac{\eta}{\eta-1}}$$

Abweichend vom Hauptmodell gehen wir aber davon aus, dass jede Tätigkeit T_{ij} durch die Kombination von Beschäftigten des Berufsfeldes N_{ij} und berufsspezifischem Kapital K_{ij} mit einer Cobb-Douglas-Produktionstechnologie produziert wird:

$$T_{ij} = N_{ij}^\kappa K_{ij}^{1-\kappa}$$

Dabei steht κ für den Anteil von Arbeit an der Produktion. Verhalten sich die Firmen optimal, so lässt sich folgende bedingte Arbeitsnachfrage herleiten:

$$\ln N_{ij} = \underbrace{\ln Y_i}_{(B)} + \eta \ln c_i - [(1 - \kappa) + \kappa\eta] \ln w_{ij} + \underbrace{(1 - \kappa)(1 - \eta) \ln r_j}_{(A)} + (\eta - 1)\beta_{ij} + \kappa \ln \frac{\kappa}{1 - \kappa}$$

Wobei r_j für den Preis von Kapital in Beruf j steht. Wir modellieren technologischen Wandel durch sinkende Kosten für Kapital und wir gehen davon aus, dass die Kapitalkosten für Berufe mit hohem Routine-Anteil stärker fallen, weil hier Computer-gesteuerte Technologien zunehmend eingesetzt werden können.

11.1.3 Produktnachfrage

Um die Produktnachfrage herzuleiten, gehen wir davon aus dass die Konsumenten im Zielland r' Güter aller Länder nachfragen. Wir gehen davon aus, dass die Substitutionselastizität zwischen den Gütern unterschiedlicher Länder konstant ist und ε beträgt. Konkret ist die Nachfrage der Konsumenten im Zielland r' nach Gütern, die in den Ländern $r=1, \dots, R$ produziert wurden:

$$Y_{r'}^D = \left[\sum_{r=1}^R (\beta_r Y_{r'r}^D)^{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon}} \right]^{\frac{\varepsilon}{\varepsilon-1}}$$

Wobei $Y_{r'}^D$ für die aggregierte Konsumgüternachfrage im Zielland r' steht und $Y_{r'r}^D$ für die Nachfrage von Konsumenten im Zielland r' nach Gütern, die im Land r hergestellt wurden. Der Handelsstrom $Y_{r'r}^D$ von Land r nach Land r' unterteilt sich in die Produkte unterschiedlicher Sektoren i in Abhängigkeit der Nachfrage. Wir gehen davon aus, dass die Substitutionselastizität zwischen den Gütergruppen σ beträgt und konstant ist:

$$Y_{r'r}^D = \left[\sum_{i=1}^I (\beta_{ir'} Y_{ir'r}^D)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}$$

Unter der Annahme, dass die Konsumenten ihren Warenkorb optimal aufteilen, lässt sich damit folgende Konsumgüternachfrage nach den Produkten herleiten, die in Sektor i und Land r hergestellt wurden:

$$Y_{ir}^D = \sum_{r'=1}^{R'} \left(\frac{p_{ir}}{p_r} \right)^{-\sigma} \left(\frac{\tau_{r'r} p_r}{P_{r'}} \right)^{-\varepsilon} I_{r'} \beta_r^{\varepsilon-1} \beta_{ir'}^{\sigma-1}$$

Wobei p_{ir} der Produzentenpreis für in Sektor i und Land r hergestellte Güter ist. p_r ist der Produzentenpreisindex im Land r , und $P_{r'}$ ist der Konsumentenpreisindex im Zielland r' . Die Transportkosten zwischen r und r' betragen $\tau_{r'r}$ und das Einkommen im Zielland ist $I_{r'}$. Aus dieser Gleichung leiten die die Schätzgleichungen für die Produktnachfrage ab.

11.1.4 Kapitalproduzierender Sektor

Wir nehmen an, dass ein kompetitiver Sektor die Kapitalgüter unter realen marginalen Ressourcenkosten von r_k produziert und dabei den Output der nationalen Sektoren i als Vorleistungen einsetzt. Wir nehmen analog zur Konsumgüterstruktur an, dass es eine konstante Substitutionselastizität σ zwischen den verschiedenen Vorleistungstypen gibt. Die Produktionsfunktion lautet:

$$C_{ik} = \frac{1}{r_k} \left[\sum_{i=1}^I (\beta_i^{C_k} Y_{ii}^{C_k})^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}$$

Dabei steht C_{ik} für die Produktion von technologischem Kapital von Typ k zum Einsatz in Sektor i' . $Y_{ii}^{C_k}$ ist der Einsatz von Vorleistungen aus Sektor i als Vorleistungen zur Produktion von Kapital Typ k in Sektor i' .

Die aggregierte Nachfrage nach dem Output eines Sektors setzt sich zusammen aus der Nachfrage des Outputs als Konsumgüter im In- und Ausland sowie als Vorleistungen zur Kapitalproduktion im Inland.

11.1.5 Arbeitsmarktfriktionen

Zur Bestimmung des Einflusses der Beschäftigung auf die Löhne gehen wir von einem Lohnverhandlungsansatz aus. Unser Modell beruht auf Blanchflower et al. (1996). Dabei verhandeln Gewerkschaften und Unternehmen die Löhne für jedes Arbeitsmarktsegment ij einzeln aus. Das Verhandlungsergebnis hängt ab von der Macht der Gewerkschaften, die wir mit φ bezeichnen. Außerdem hängt sie von den Alternativen der Verhandlungspartner ab. Die Gewerkschaftsmitglieder erhalten im Falle einer Einigung den vereinbarten Lohn w_{ij} . Falls die Verhandlungen scheitern, erhalten sie das Arbeitslosengeld \bar{w} . Die Unternehmen machen im Falle einer Einigung den Gewinn π oder keinen Gewinn, wenn die

Verhandlungen scheitern. Das Verhandlungsergebnis lässt sich über ein sogenanntes Nash-Gleichgewicht herleiten. Dazu maximieren wir folgende Gleichung:

$$\max \phi \ln \left[(u(\ln w_{ij})) - u(\ln \bar{w}) \right) \frac{N_{ij}}{L_{ij}} \right] + (1 - \phi) \ln \pi$$

Aus der Maximierung dieser Gleichung leiten wir den Zusammenhang zwischen der Beschäftigungsquote N_{ij}/L_{ij} und dem Lohn w_{ij} her:

$$\ln w_{ij} \approx \ln \bar{w} + \frac{\phi}{1 - \phi} \pi \frac{N_{ij}}{L_{ij}}$$

Basierend auf dieser Gleichung schätzen wir die Lohnkurve.

11.1.6 Arbeitsangebot

Wir nehmen an, dass der Nutzen einer Arbeitskraft, in einem bestimmten Arbeitsmarktsegment ij nach Arbeit zu suchen, von den Beschäftigungschancen und den Löhnen in diesem Segment abhängt. Wir gehen außerdem davon aus, dass die Arbeitskräfte in den Arbeitsmarktsegmenten unterschiedlich produktiv sind und damit dort unterschiedliche Löhne erzielen können. Der Nutzen U , den eine Arbeitskraft in dem Arbeitsmarktsegment ij erzielt, ist

$$\ln U = \gamma_1 \ln \frac{N_{ij}}{L_{ij}} + \gamma_2 \ln w_{ij} v_{ij}$$

Dabei steht v_{ij} für die Produktivität der Arbeitskraft im Segment ij , γ_1 gibt an wie sehr der Nutzen der Person von den Beschäftigungschancen abhängt und γ_2 gibt an, wie sehr ihr Nutzen von dem erreichbaren Lohn abhängt. Wir messen die Beschäftigungschancen einer Person an der Beschäftigungsquote im jeweiligen Arbeitsmarktsegment. Verhalten sich die Arbeitskräfte optimal, so teilen sie sich wie folgt auf die Arbeitsmarktsegmente auf:

$$\ln \frac{L_{ij}}{\bar{L}} = \gamma_1 \left(\ln \frac{N_{ij}}{L_{ij}} - \ln \frac{\bar{N}}{\bar{L}} \right) + \gamma_2 (\ln w_{ij} - \ln \bar{w}) + \gamma_2 (\ln v_{ij} - \ln \bar{v})$$

Dabei steht \bar{L} für die Zahl aller Arbeitskräfte, $\frac{\bar{N}}{\bar{L}}$ für die aggregierte Beschäftigungsquote, \bar{w} für den Durchschnittslohn und \bar{v} für die durchschnittlichen Fähigkeiten der Personen.

11.1.7 Zerlegung

Für unsere Zerlegung leiten wir zunächst her, wie die Beschäftigung auf Investitionen in Technologien reagiert. Wir leiten her, wie die Beschäftigung in Beruf j in Sektor i auf Investitionen in Kapitaltyp k im investierenden Sektor i^* reagieren, $\frac{\partial \ln N_{ij}}{\partial \ln C_{i^*k}}$. Der Ausdruck, der sich aus dem Gesamtmodell dabei ergibt ist sehr lang und komplex, wir verzichten daher an dieser Stelle auf eine Darstellung. Eine genaue Darstellung findet sich im Forschungspapier (Arntz et al. 2018a).

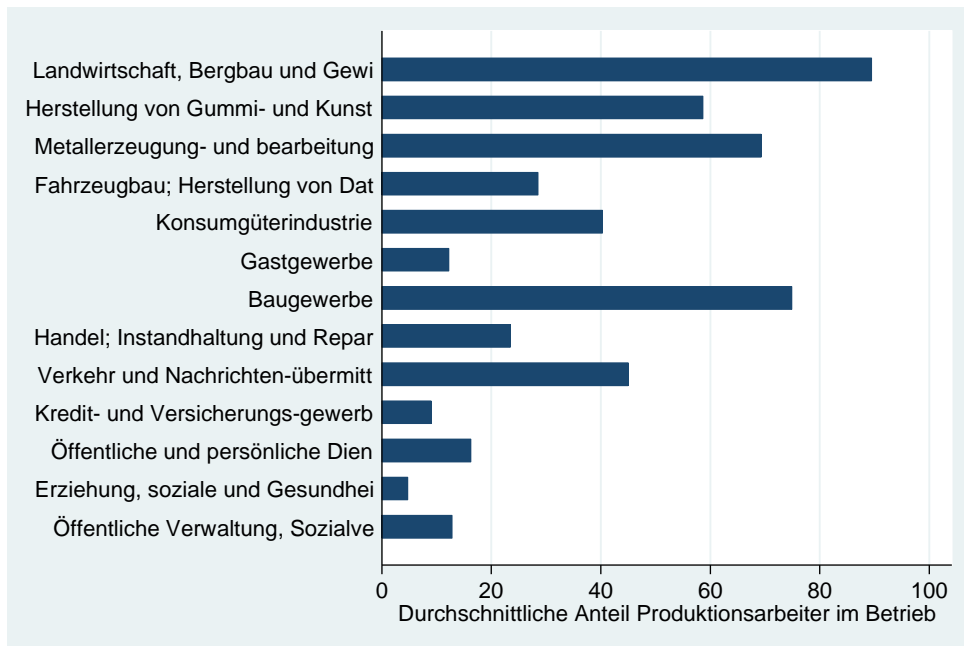
Wir leiten dies für alle betroffenen Arbeitsmarktsegmente ij sowie für alle investierenden Sektoren i^* und Kapitaltypen k her und ordnen das Ergebnis in einer Matrix \mathbf{N} mit den Zeilen ij und den Spalten i^*k an. Es lässt sich zeigen, dass die Gesamtbeschäftigungsveränderung wie folgt berechnet werden kann:

$$\Delta N = \mathbf{nNc}$$

Dabei ist ΔN die Veränderung der Gesamtbeschäftigung, \mathbf{n} ist ein Vektor, der die ursprüngliche Beschäftigung in den Arbeitsmarktsegmenten enthält, und \mathbf{c} ist ein Vektor, der die Investitionen aller Sektoren in alle Kapitaltypen enthält. Ähnlich lässt sich die Veränderung der Beschäftigung in allen Arbeitsmarktsegmenten einzeln berechnen. Zudem lassen sich die drei Effekte (Tätigkeitswandel, Produktnachfrage, Arbeitsangebot) einzeln ermitteln, indem jeweils nur der einzelne Kanal zur Bestimmung der Matrix \mathbf{N} angewendet wird. Ebenso lässt sich der Effekt jedes Kapitaltyps k einzeln bestimmen, indem nur die jeweils relevanten Spalten aus der Matrix \mathbf{N} verwendet werden.

11.2 Durchschnittliche Anteil Produktionsarbeiter im Betrieb

Abbildung 41 - Durchschnittliche Anteil Produktionsarbeiter im Betrieb in 2011



11.3 Schätzung in Abbildung 7: Technologieinvestitionen und Veränderungen der tätigkeitsspezifischen Arbeitsnachfrage (2011-2016)

	OLS (1)	IV (2)
	dlnN _{ij}	dlnN _{ij}
dlnVA _i	0.33** (2.52)	1.06 (0.85)
dlnrw _{ij}	-0.17 (-1.28)	1.60 (0.87)
dlnK1 _i _Dwgroup1	-0.07 (-0.28)	0.58 (0.21)
dlnK1 _i _Dwgroup2	-0.30 (-0.98)	-3.34 (-1.02)
dlnK1 _i _Dwgroup3	0.13 (0.67)	0.45 (0.21)
dlnK1 _i _Dwgroup4	0.35 (1.12)	-6.67 (-1.09)
dlnK1 _i _Dwgroup5	0.91*** (3.61)	3.34 (1.16)
dlnK2 _i _Dwgroup1	0.47* (1.90)	1.22 (0.51)
dlnK2 _i _Dwgroup2	-0.53 (-1.35)	-1.89 (-1.31)
dlnK2 _i _Dwgroup3	0.07 (0.32)	0.42 (0.17)
dlnK2 _i _Dwgroup4	0.27 (0.95)	-13.13 (-1.08)
dlnK2 _i _Dwgroup5	0.97*** (3.58)	1.01 (0.48)
dlnK3 _i _Dwgroup1	0.04 (0.28)	0.18 (0.08)
dlnK3 _i _Dwgroup2	0.09 (0.77)	-0.97 (-0.69)
dlnK3 _i _Dwgroup3	-0.26** (-2.33)	-0.05 (-0.03)
dlnK3 _i _Dwgroup4	-0.17 (-0.87)	2.64 (0.47)
dlnK3 _i _Dwgroup5	0.10 (0.75)	3.10 (1.45)
_cons	0.01 (0.30)	-0.12 (-1.02)
N	2969	2400
r ²	0.091	
F	4.6	1.4
Hansen (j-statistic)		6.540
Hansen (p-value)		0.587

11.4 Weitere Ergebnisse der Szenarien

11.4.1 Technologie-Szenarien

Abbildung 42: Lohneffekte für drei Technologieszenarien nach Berufen, 2016-2021

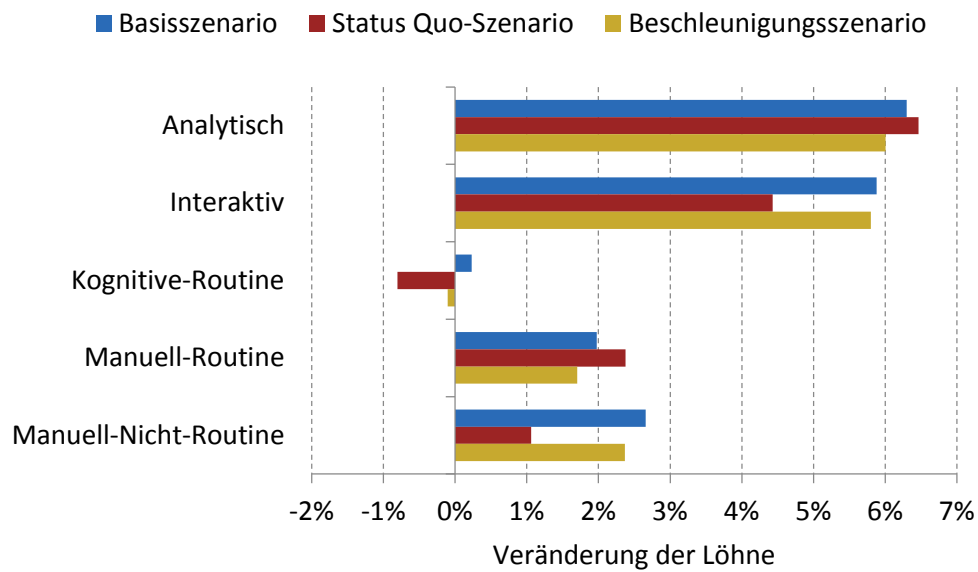


Abbildung 43: Arbeitsangebotseffekte für drei Technologieszenarien nach Berufen, 2016-2021

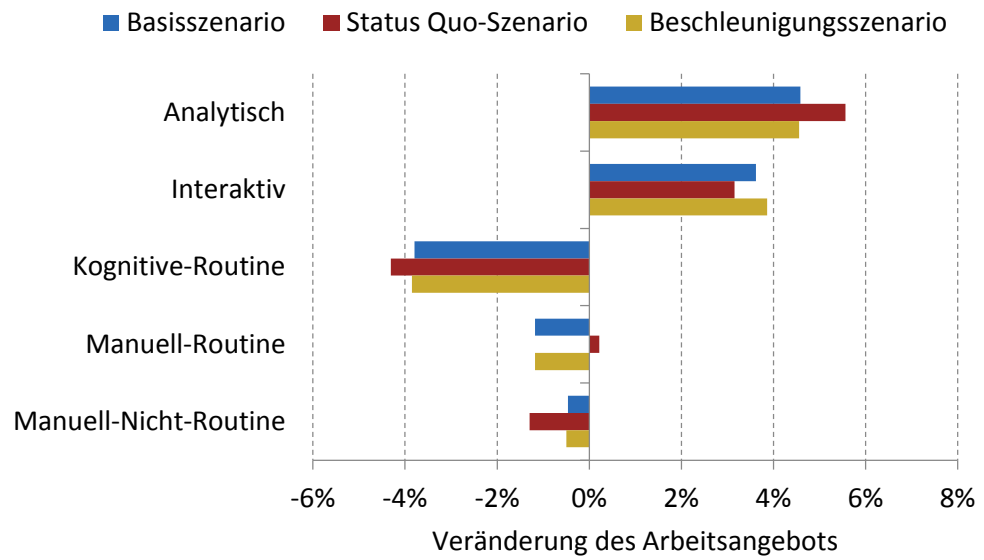


Abbildung 44: Lohneffekte für drei Technologieszenarien nach Sektoren, 2016-2021

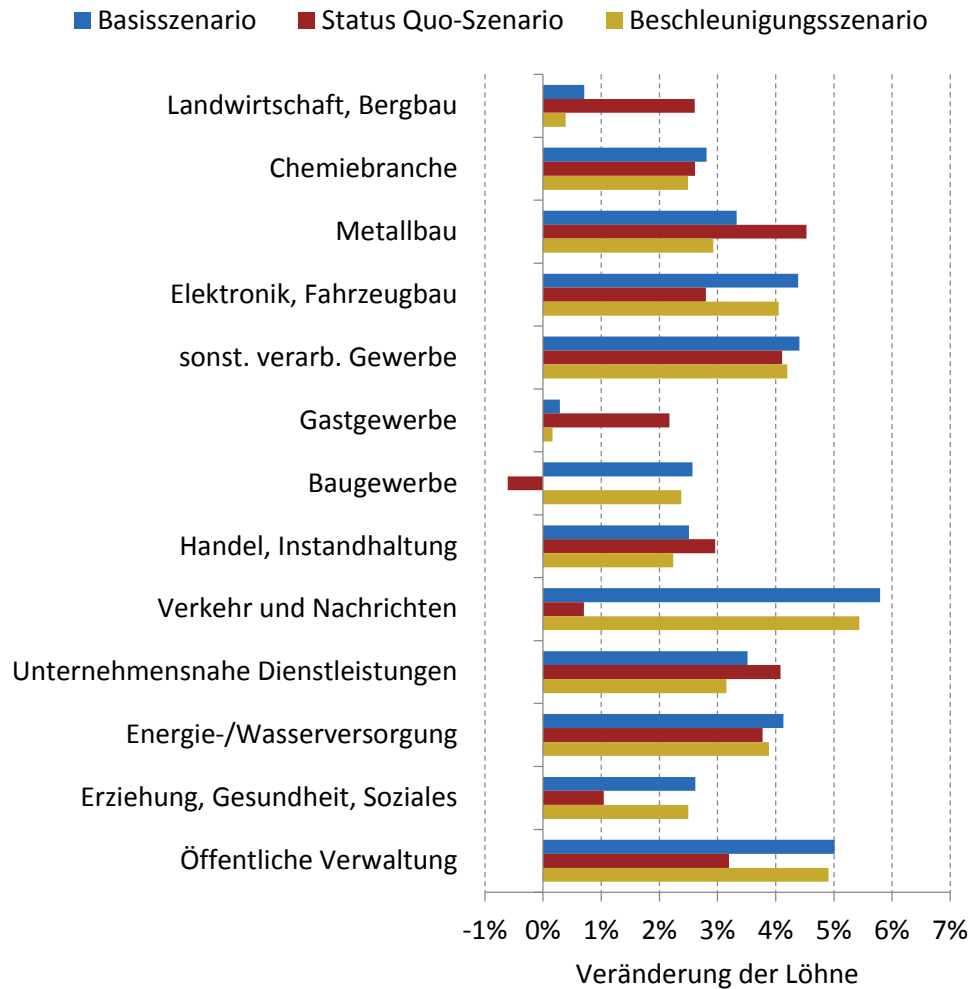
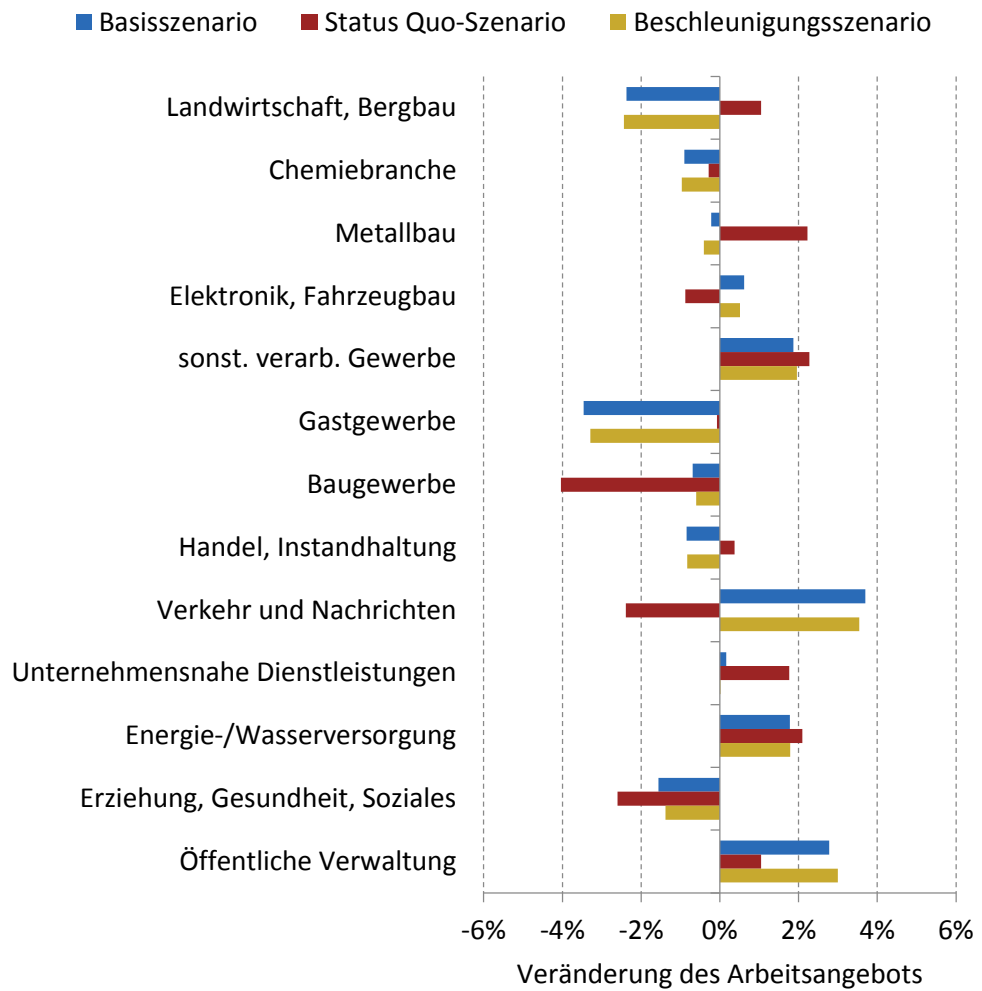


Abbildung 45: Arbeitsangebotseffekte für drei Technologie-Szenarien, 2016-2021



11.4.2 Szenarien zu moderierenden Faktoren

Abbildung 46: Lohneffekte für Szenarien zu moderierenden Faktoren, 2016-2021

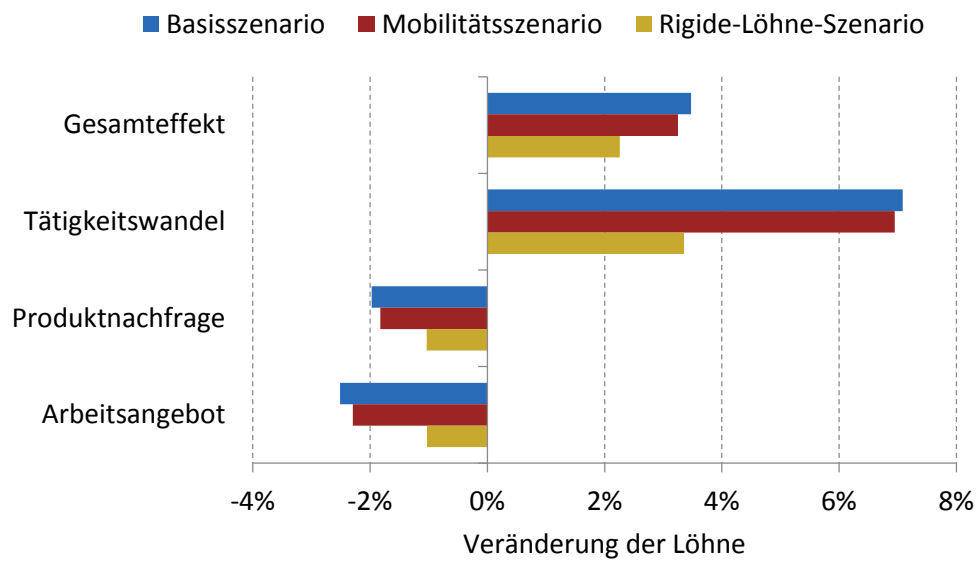


Abbildung 47: Lohneffekte für Szenarien zu moderierenden Faktoren nach Sektoren, 2016-2021

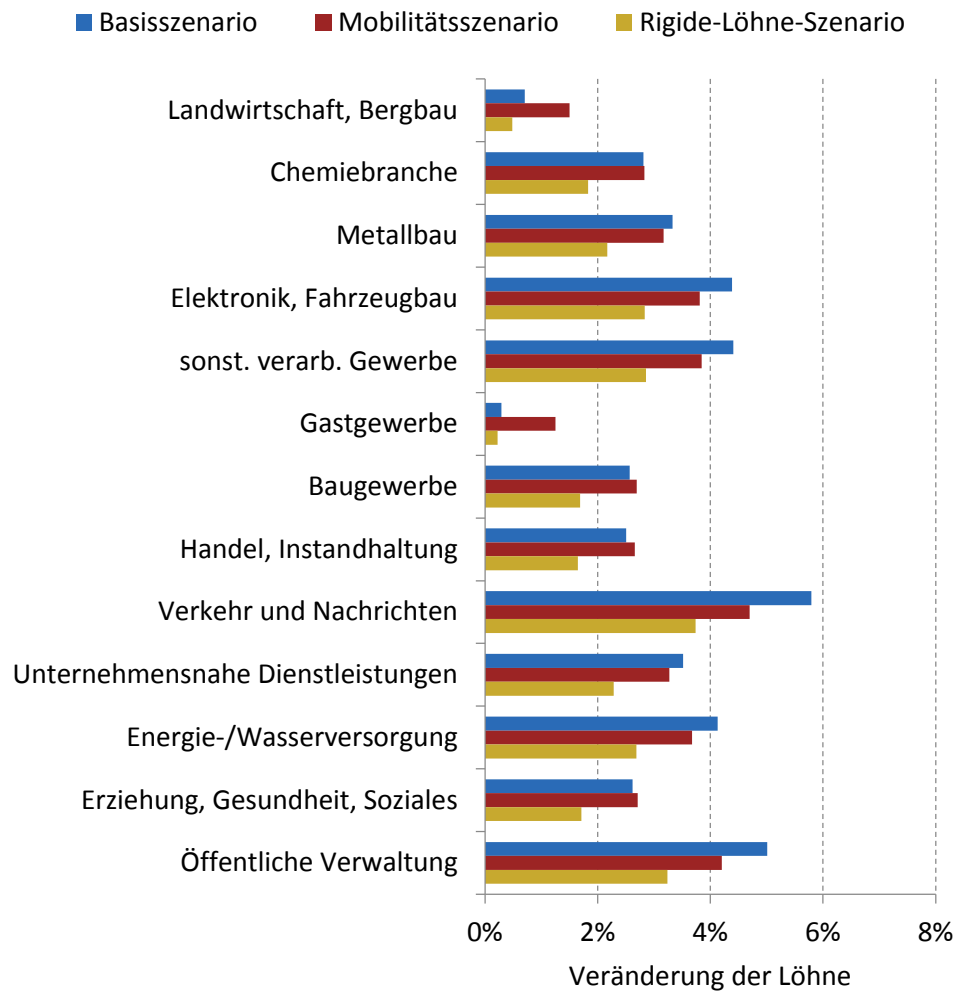


Abbildung 48: Arbeitsangebotseffekte für Szenarien zu moderierenden Faktoren nach Sektoren, 2016-2021

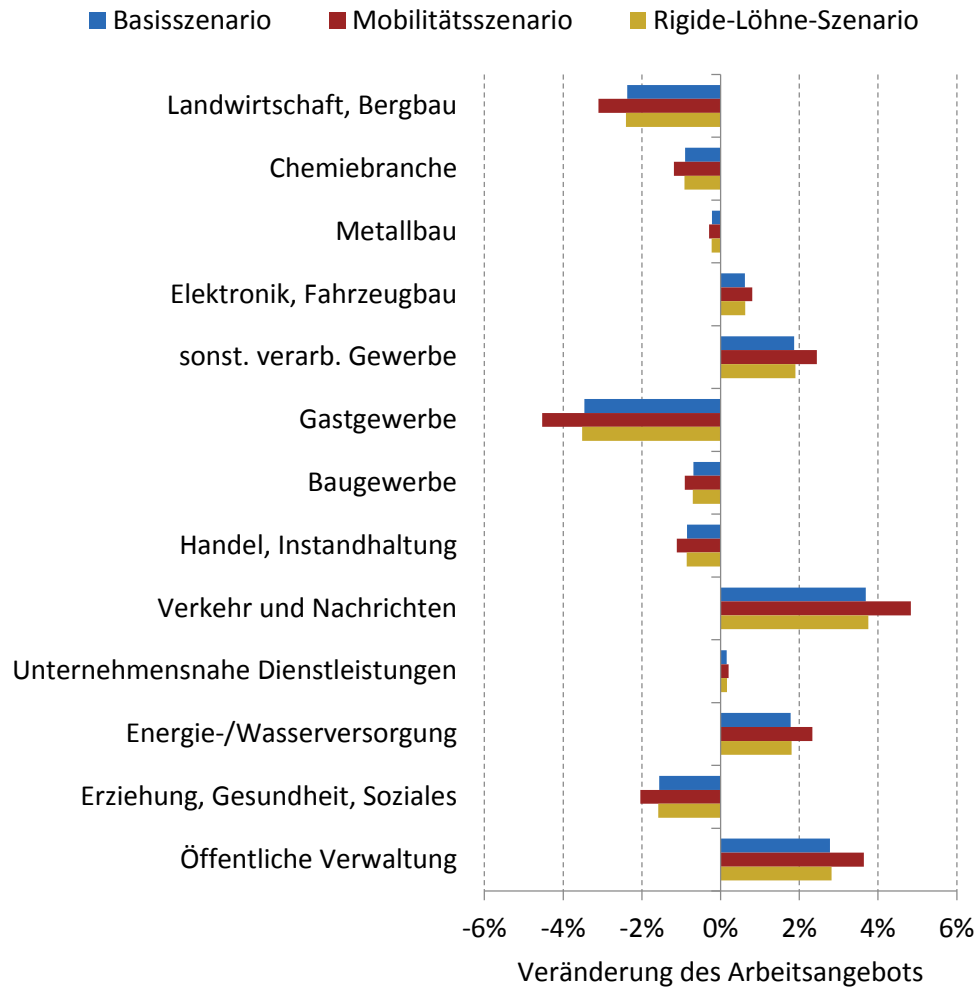


Abbildung 49: Arbeitslosigkeitseffekte für Szenarien zu moderierenden Faktoren nach Sektoren, 2016-2021

