Kurzfristige berufliche Folgen von Arbeitslosigkeit

Anforderungen an Modelle, Daten und Analyseverfahren

Inauguraldissertation
zur Erlangung des akademischen Grades
eines Doktors der Sozialwissenschaft der
Ruhr-Universität Bochum
- Fakultät für Sozialwissenschaft -

vorgelegt von

Sebastian Beil

aus Berlin

Bochum 2017

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis v
Tabellenverzeichnis viii

1. Einleitung **1**

2. Forschungsstand und theoretische Grundlagen **5**
2.1. Arbeitslosigkeit in der Arbeitsgesellschaft 5
2.1.1. Definition und Entwicklung von Arbeitslosigkeit 6
2.1.2. Übergänge in die und Verweildauern in der Arbeitslosigkeit 13
2.2. Individuelle Folgen von Arbeitslosigkeit 16
2.2.1. Mögliche Folgen von Arbeitslosigkeit 18
2.2.2. Entwicklung des Forschungsfelds 20
2.2.3. Eine erste Kritik der Forschungspraxis 26
2.3. Gründe für die Folgen von Arbeitsplatzverlust und Arbeitslosigkeit 28
2.3.1. Humankapital 31
2.3.2. Arbeitslosigkeit als Stigma 32
2.3.3. Matching- und Suchtheorien 34
2.4. Die Rolle institutioneller Faktoren 39
2.4.1. Arbeits- und Tarifrecht 40
2.4.2. Unterstützung bei Arbeitslosigkeit 44
2.5. Zusammenfassung des Kapitels 51

3. Analysestrategie und Methoden **59**
3.1. Das kontrafaktische Modell der Kausalität 60
3.1.1. Einführung 60
3.1.2. Potentielle und kontrafaktische Ergebnisse 62
3.1.3. Wann ist der einfache Mittelwertvergleich unverzerrt? . . 64
3.1.4. Identifikationsstrategien für kausale Effekte 68
3.1.5. Drittvariablenkontrolle 74
3.2. Der Effekt von Arbeitslosigkeit: eine Simulation 81
3.2.1. Das grundlegende Modell 81
3.2.2. Spezifikation der Zusammenhänge 87
3.3. Verfahren der Datenanalyse 98
3.3.1. Parametrische Regressionsanalyse 99

3.3.2. Matchingverfahren . . . 108
3.3.3. Zusammenfassung der Simulation . . . 128
3.4. Kausale Modelle für den Effekt von Arbeitslosigkeit . . . 131
3.4.1. Analysepotenzial der unterschiedlichen Kündigungsgründe 132
3.4.2. DAG für den kausalen Effekt von Arbeitslosigkeit . . . 137
3.4.3. Prädiktoren für Arbeitslosigkeit . . . 141
3.5. Zusammenfassung: kausale Modelle . . . 163

4. Daten und Operationalisierung 167
4.1. Verfügbarkeit von Daten . . . 168
4.1.1. Anforderungen an die Daten . . . 168
4.1.2. Überblick über verfügbare Datensätze . . . 169
4.1.3. Begründung der Datenauswahl . . . 171
4.2. Beschreibung der Stichprobe und der Stichprobenauswahl . . . 171
4.2.1. Informationen zum SOEP . . . 171
4.2.2. Erste Beschränkung des Analysesamples . . . 173
4.3. Aufbereitung der Kalendarien, Beschreibung und Auswahl der Übergänge . . . 177
4.3.1. Beschäftigungskalendarien im SOEP . . . 177
4.3.2. Aufbereitung der Spelldaten . . . 179
4.3.3. Verknüpfung von Spell- und Paneldaten (Validierung) . . . 180
4.3.4. Wiederbeschäftigung vs. Beobachtung in Beschäftigung . 185
4.4. Definition des Treatments. Auswahl der Treatment- und Kontrollgruppe . . . 188
4.4.1. Kündigungsgrund und Beschäftigungsperspektive . . . 190
4.4.2. Beschäftigungsperspektive und Arbeitslosigkeit . . . 193
4.4.3. Beschränkung auf Kündigungsgründe mit hohem Analysepotenzial . . . 195
4.5. Auswahl und Aufbereitung der Variablen . . . 196
4.5.1. Gewichte . . . 197
4.5.2. Arbeitsplatzmerkmale (J_1) . . . 200
4.5.3. Soziodemografische Merkmale (Z_1) . . . 213
4.5.4. Kontextmerkmale (M_1) . . . 225
4.5.5. Abhängige Variablen . . . 228
4.6. Zusammenfassung: Daten . . . 240

5. Datenanalyse 249
5.1. Beschreibung des Analysesamples . . . 250
5.1.1. Charakterisierung der Gruppen . . . 254
5.1.2. Bewertung der Unterschiede in den Variablen . . . 256

5.2. Getrennte Analysen nach Kündigungsgrund 258
5.2.1. Propensity Score Matching (PSM) 258
5.2.2. Mahalanobis-Matching (MDM) 263
5.2.3. Entropy Balancing (EnBal) 264
5.2.4. Vergleich der Gewichte 266
5.2.5. Ergebnisse bei Kontrolle des Kündigungsgrundes 268
5.2.6. Zusammenfassung – getrennte Analysen 272
5.3. Analysen unter Vernachlässigung des Kündigungsgrundes 273
5.3.1. Erwartungen bzgl. der Modelle 273
5.3.2. Szenario 1: Erweiterung auf alle Arbeitsplatzwechsler . . 276
5.3.3. Szenario 2: Erweiterung um die Stayer 278
5.3.4. Zusammenfassung – erweiterte Kontrollgruppen 279

6. Zusammenfassung und Ausblick **283**

Literatur **289**

A. Anhang **315**
A.1. Sensitivitätsanalysen 315
A.1.1. Analyse ohne imputierte Löhne 315
A.1.2. Analyse nach Hinzunahme von Y_1 in das Zuweisungsmodell316
A.1.3. Analyse unter Ausschluss der Langzeitarbeitslosen 317
A.1.4. Berücksichtigung der Branchenzugehörigkeit 319
A.1.5. Zusammenfassung Sensitivitätsanalysen 320
A.2. Die Wahl der nächsten Nachbarn 322
A.3. Zur Unmöglichkeit der getrennten Analyse für die Teilzeitbeschäftigten323
A.4. Weitere Abbildungen und Tabellen 326
A.5. Danksagung 329
A.6. Lebenslauf 330

Abbildungsverzeichnis

2.1.1. Entwicklung der Arbeitslosenquote seit 1950 9
2.1.2. Entwicklung der Unterbeschäftigungsquote seit 2000 11
2.1.3. Entwicklung der Erwerbslosenquote seit 2000 12
2.1.4. Zugänge in die und Abgänge aus der Arbeitslosigkeit 14
2.1.5. Anteil der Lang- und Kurzzeitarbeitslosen an allen Abgängen . . . 16
2.2.6. Armutsquoten in ausgewählten Staaten der EU im Jahr 2008 . . . 17
2.2.7. Analyserahmen der Untersuchung 21
2.2.8. Einkommensverluste infolge von Massenentlassungen 23
2.2.9. Unterschied zwischen Entlassungs- und Arbeitslosigkeitsstudien . 26
2.2.10. Die 'richtige' Vergleichsgruppe 28
2.3.11. Exemplarische Lohn-Dichtefunktion mit und ohne Anspruchslohn 35
2.3.12. Arbeitslosigkeit und Suchmodelle 37
2.4.13. Anzahl von Sperrzeiten pro Arbeitslosengeldempfänger 48

3.1.1. DAG für drei Identifikationsstrategien 72
3.1.2. Das *back-door*-Kriterium 76
3.2.3. DAG für Simulation 'Der Effekt von Arbeitslosigkeit' 83
3.2.4. Entscheidungsbaum für kontrafaktische Ergebnisse 87
3.2.5. Verteilung der Bildungsjahre 88
3.2.6. Verteilung des Fehlers für ϵ_{Y_1} 89
3.2.7. Simulierte und empirische Lohnverteilung 90
3.2.8. Wahrscheinlichkeit für die eigene Kündigung 92
3.2.9. $Pr(D = 1|Y_1)$ 94
3.3.10. Regression: Dichteverteilung für $\hat{\delta}$ (Szenario 1) 105
3.3.11. Regression: Dichteverteilung für $\hat{\delta}$ (Szenario 2) 109
3.3.12. $Pr(D = 1|B, LZ)$ nach Kündigungsgrund 120
3.3.13. $Pr(D = 1|B, LZ, K)$ nach Kündigungsgrund 122
3.3.14. Matching: Dichteverteilung für $\hat{\delta}$ (Szenario 1, alle Beschäftigten) . 125
3.3.15. Matching: Dichteverteilung für $\hat{\delta}$ (Szenario 1, Arbeitsplatzwechsler) 127
3.4.16. DAG für den Effekt von Arbeitslosigkeit 139
3.4.17. Prävalenz und Dauer bezogen auf die Arbeitslosenquote 160
3.4.18. Lohnkurve: Veränderungen in den Monatslöhnen und Arbeitslosenquote (SOEP, Welle 30; *master_13*) 161

4.2.1. Struktur des ereigniszentrierten Datensatzes 174
4.3.2. Mögliche Berufsverläufe 178
4.3.3. Auszug aus dem SOEP-Beschäftigungskalender für 2008 179
4.3.4. Übergänge in Arbeitslosigkeit nach Jahr und Erwerbsstatus 184
4.5.5. Anteil in Teilzeit in Abhängigkeit von Alter und Geschlecht 215
4.5.6. Arbeitslosenquoten auf Ebene der Raumordnungsregionen im Jahr 2000 227
4.5.7. Lohnentwicklung für imputierte und nicht-imputierte Werte 231
4.5.8. Verteilung der imputierten und beobachteten Monatslöhne in $t = 2$ 232
4.5.9. Verteilung der Bruttomonatslöhne getrennt nach Beschäftigungsumfang 234
4.5.10. Verteilung der imputierten und beobachteten Stundenlohnentwicklung 237
4.5.11. Verteilung der Arbeitsplatzzufriedenheit nach wichtigen Merkmalen 239
4.6.12. Erste Differenzen in der Arbeitsplatzzufriedenheit nach Treatmentstatus und Beschäftigungsumfang 241

5.2.1. $Pr(D = 1|Z)$ vor dem Matching 260
5.2.2. $Pr(D = 1|Z)$ nach dem Matching 262

A.1.1. Lohnentwicklung in Abhängigkeit von der Arbeitslosigkeitsdauer . 318
A.2.2. Beispielabbildung Propensity Score Matching 322
A.4.3. Wahrscheinlichkeit, gekündigt zu werden 326
A.4.4. Seam Bias: Monat des Beginns aller Arbeitslosigkeitsepisoden . . 327
A.4.5. Verteilung der imputierten und beobachteten Monatslöhne zum ersten Zeitpunkt 328
A.4.6. Verteilung der tatsächlichen Arbeitszeitdifferenzen nach Treatment- und Imputationsstatus 328

Tabellenverzeichnis

2.3.1. Drei zentrale Mechanismen und ihre möglichen Wirkungen 30
2.4.2. Veränderungen in den maximalen Bezugsdauern von ALG (I) . . . 46
2.5.3. Bisherige Arbeiten 54
2.5.3. Fortsetzung 55
2.5.3. Fortsetzung 56
2.5.3. Fortsetzung 57

3.2.1. Wahrscheinlichkeit arbeitslos zu werden (Simulation) 93
3.2.2. Potentielle Löhne nach Treatmentbedingung (Beispiel) 99
3.3.3. Simulationsergebnisse für Szenario 1 (Regression) 104
3.3.4. Simulationsergebnisse für Szenario 2 (Regression) 108
3.3.5. Simulationsergebnisse für Szenario 1 (Matching) 123
3.3.6. Simulationsergebnisse für Szenario 1 (Matching, nur Arbeitsplatzwechsler) 126
3.3.7. Simulationsergebnisse für Szenario 2 (Matching) 128
3.4.8. Befristung in $t = 1$ nach Kündigungsgrund 135
3.4.9. Wege der Stellensuche 155
3.5.10. (Mögliche) Prädiktoren im Zuweisungsmodell 165

4.2.1. Kriterien für die Auswahl von Stichprobenmitgliedern 175
4.3.2. Erste Spellhierarchie 181
4.3.3. Vergleich von Spelldaten und Paneldaten 182
4.3.4. Beobachtete Ereignisse zwischen $t = 1$ und $t = 2$ 183
4.3.5. Vergleich von Panel- und Spelldaten 185
4.3.6. Erwerbsstatus nach Arbeitslosigkeit und Median der Arbeitslosigkeitsdauer 186
4.3.7. Erwerbsstatus nach Arbeitslosigkeit und Zeitpunkt der zweiten Beschäftigungsinformation 188
4.4.8. Treatmentstatus und Kündigungsgrund 191
4.4.9. Kündigungsgrund und Beschäftigungsperspektive 192
4.4.10. Beschäftigungsperspektive und Inzidenz von Arbeitslosigkeit . . . 194
4.5.11. Arbeitszeiten für Voll- und Teilzeitbeschäftigte 203
4.5.12. Gewünschte Arbeitszeit für Voll- und Teilzeitbeschäftigte 206
4.5.13. Frist des Arbeitsvertrags nach Erwerbsumfang und Treatmentstatus 206

4.5.14. Beschäftigtenzahl im Betrieb 208
4.5.15. Beschäftigung im öffentlichen Dienst 209
4.5.16. Betriebszugehörigkeitsdauer für Voll- und Teilzeitbeschäftigte . . . 210
4.5.17. Arbeitsplatzsorgen und Chancen auf Wiederbeschäftigung 211
4.5.18. Nebenjob und Beschäftigungsumfang 212
4.5.19. Autonomie beruflichen Handelns 213
4.5.20. Altersverteilung für Voll- und Teilzeitbeschäftigte 214
4.5.21. Berufserfahrung für Voll- und Teilzeitbeschäftigte 216
4.5.22. Erwerbsumfang nach Anzahl der Kinder im Haushalt 217
4.5.23. Stunden der Kinderbetreuung nach Geschlecht und Erwerbsumfang (1) 218
4.5.24. Stunden der Kinderbetreuung nach Geschlecht und Erwerbsumfang (2) 218
4.5.25. Alleinerziehend nach Geschlecht und Erwerbsumfang 219
4.5.26. Betreuung von pflegebedürftigen Personen nach Geschlecht und Erwerbsumfang 221
4.5.27. Subjektiver Gesundheitszustand nach Geschlecht und Erwerbsumfang 222
4.5.28. Prävalenz von längerer Krankschreibung nach Geschlecht und Erwerbsumfang 222
4.5.29. Schwerbehinderung nach Geschlecht und Erwerbsumfang 223
4.5.30. Wohnungseigentümer nach Treatmentstatus und Erhebungsgebiet 225
4.5.31. Regionale Arbeitslosenquote nach Geschlecht und Erwerbsumfang 228
4.5.32. Anteil imputierter Lohninformationen nach Treatmentstatus . . . 229
4.5.33. Erste Differenzen im Bruttomonatslohn nach Beschäftigungsumfang und Geschlecht 236
4.5.34. Erste Differenzen im Bruttostundenlohn nach Beschäftigungsumfang und Geschlecht 238
4.6.35. Verfügbarkeit von Variablen aus dem Zuweisungsmodell 243
4.6.35. Fortsetzung 244
4.6.35. Fortsetzung 245
4.6.35. Fortsetzung 246
4.6.36. Operationalisierung von Variablen aus dem Zuweisungsmodell . . 247
4.6.36. Fortsetzung 248

5.1.1. Mittelwerte bzw. Prozente für zentrale Variablen 253
5.1.2. Mittelwerte für zusätzliche abhängige Variablen 255
5.2.3. Vergleich der Gewichte vor und nach dem Matching (BS) 267
5.2.4. Vergleich der Gewichte vor und nach dem Matching (KAG) 268
5.2.5. Schätzungen der Effekte für die Gruppe BS 270
5.2.6. Schätzungen der Effekte für die Gruppe KAG 272

5.3.7. Durchschnittliche Effekte *BS* und *KAG* 274
5.3.8. Kündigungsgrund nach Erweiterung um die falschen Kontrollbeobachtungen 276
5.3.9. Unterschiede zwischen den gepoolten Schätzungen und den Schätzungen mit allen Arbeitsplatzwechslern 277
5.3.10. Unterschiede zwischen den gepoolten Schätzungen und den Schätzungen mit allen Arbeitsplatzwechslern ('on support') 278
5.3.11. Unterschiede zwischen den gepoolten Schätzungen und den Schätzungen für alle Beobachtungen 279
5.3.12. Unterschiede zwischen den gepoolten Schätzungen und den Schätzungen für alle Beobachtungen ('on support') 279
5.3.13. Zuweisungsmodelle: Einfluss der Variablen auf die Wahrscheinlichkeit arbeitslos zu werden 281

A.1.1. Differenzen in den geschätzten LATT's nach Ausschluss der imputierten Löhne 316
A.1.2. Differenz in den geschätzten LATT's nach Hinzunahme von Y_1 . . 317
A.1.3. Differenzen in den geschätzten LATT's nach Ausschluss der Langzeitarbeitlosen 319
A.1.4. Branchenzugehörigkeit nach Treatmentstatus 320
A.1.6. Differenzen in den geschätzten LATT's nach Hinzunahme von Branchendummies 321
A.1.5. Schätzungen der Brancheneffekte 321
A.3.7. Mittelwerte und Anteile für zentrale Variablen (Teilzeit) 325
A.4.8. Beschäftigungsperspektive und Inzidenz von Arbeitslosigkeit (2) . 326
A.4.9. Anzahl der Kinder im Haushalt nach Erwerbsumfang und Geschlecht 327

1. Einleitung

In der Arbeitsgesellschaft wird das massen- und dauerhafte Fehlen von Erwerbsarbeit als gesellschaftliches und individuelles Problem wahrgenommen, das im politischen Diskurs eine prominente Rolle spielt: mit einer guten Entwicklung 'am Arbeitsmarkt' oder – für den Fall, dass diese sich nicht einstellen will – mit einer Denunziation der 'faulen Arbeitslosen' (Oschmiansky u. a. 2003) lässt sich in der politischen Arena punkten. Gleichzeitig kommt die moderne Arbeitsgesellschaft nicht ganz ohne Arbeitslosigkeit aus. Im 'flexiblen Kapitalismus' (Sennett 2010) sind nur wenige Arbeitsverhältnisse auf Dauer gestellt, der Weg in die neue Beschäftigung führt nicht selten in die temporäre Arbeitslosigkeit.

So wurden nach Angaben der Bundesagentur für Arbeit (2011, S. 18) im Jahr 2010 trotz guter Arbeitsmarktlage und -entwicklung ca. 3,6 Millionen Zugänge aus Erwerbstätigkeit in die Arbeitslosigkeit verzeichnet (ca. 39% aller Zugänge). Gleichzeitig wurden ca. 3,5 Millionen Arbeitslosigkeitsepisoden durch die Aufnahme einer Erwerbstätigkeit beendet (ca. 37% aller Abgänge). Die abgeschlossene Dauer sämtlicher Arbeitslosigkeitsepisoden betrug etwas weniger als sechs Monate.[1] Diese Zahlen lassen erkennen, dass temporäre Arbeitslosigkeit ein zentrales Merkmal des zunehmend weniger regulierten deutschen Arbeitsmarktes ist.

In den Sozialwissenschaften wird diese Sucharbeitslosigkeit als notwendiges Übel im Prozess der optimalen Allokation von Arbeitskräften zu Arbeitsplätzen gesehen. So schreiben Dietz u. a. (2012, S. 20):

> „Solche Friktionen sind durchaus funktional, denn es ist sinnvoll, Zeit für die Suche nach einer geeigneten Arbeitsstelle oder nach einem möglichst passenden Bewerber zu investieren. Diese Suchprozesse verbessern die Passung zwischen Angebot und Nachfrage und sind somit auch volkswirtschaftlich erwünscht."

Was volkswirtschaftlich erwünscht ist, muss auf individueller Ebene nicht immer mit positiven Wahrnehmungen und Wirkungen verbunden sein.[2] In der Sozialstruk-

1 Wie Schmillen und Möller (2012) zeigen, ist die Prävalenz von Arbeitslosigkeit sehr ungleich verteilt. Während noch immer zahlreiche Personen über einen langen Zeitraum nicht arbeitslos werden, entfallen auf andere Personen mehrere Arbeitslosigkeitsepisoden im Jahr.

2 Weshalb zahlreiche Forschungsprogramme, darunter auch die in Kapitel 2.2.2 zitierten Entlassungsstudien, die Untersuchung der Folgen von makroökonomisch 'gebotenen' Anpassungsmaßnahmen zum Ziel haben (vgl. Jacobson u. a. 1993b).

turanalyse wird Arbeitslosigkeit darum weniger als Chance, denn als ein zentrales Ereignis für soziale Abwärtsmobilität von Individuen und Haushalten verstanden (vgl. DiPrete und McManus 2000).

Ob mit einer Arbeitslosigkeit tatsächlich berufliche, soziale oder auch geografische Mobilität verbunden ist, hängt jedoch maßgeblich davon ab, wie es zu dem Ereignis kommt und wie es erlebt und bewältigt wird. In den bisherigen Arbeiten wurden – je nach Disziplin und theoretischem Zugang – unterschiedliche Schwerpunkte gesetzt: während ökonomische Studien den Fokus stärker auf die Art der Beendigung einer Beschäftigung und die beruflichen Folgen für die davon betroffenen Personen gerichtet haben (vgl. hierzu den Sammelband von Kuhn 2002a), ging es den Forschungsarbeiten soziologischer Herkunft eher um die Bedeutung von Arbeitslosigkeit für die Sozialstruktur und die Rolle, die staatliche Institutionen im Prozess der Ereignis- und Statuszuweisung spielen (vgl. Gangl 2004). Diese Institutionen beeinflussen sowohl die Wahrscheinlichkeit, mit der bestimmte Lebensereignisse auftreten, als auch deren Konsequenzen.

Die vorhandenen Untersuchungen zu den Folgen von Arbeitslosigkeit zeichnen ein relativ klares Bild ihrer beruflichen Folgen. Arbeitslosigkeit führt demnach zu dauerhafter beruflicher Abwärtsmobilität, die sich auch noch viele Jahre nach dem Ereignis in niedrigeren Löhnen oder geringerer Arbeitsplatzsicherheit niederschlägt (vgl. Arulampalam 2001; Dieckhoff 2011). Untersuchungen zu Deutschland berichten kurzfristige Lohneinbußen von 3% bis 18% (vgl. die Übersicht in Abschnitt 2.2.2). Nach Rosenthal und Bothfeld (2013) werden sich diese Narbeneffekte durch den Umbau des deutschen Sozialstaats noch verstärken. Arbeitslosigkeit wird demnach zur „‚Bruchstelle' in der Statuskarriere der Beschäftigten".

Die vorliegende Dissertation soll zur wissenschaftlichen Debatte über die beruflichen Folgen von Arbeitsplatzverlust und Arbeitslosigkeit beitragen, in dem sie die impliziten und expliziten Annahmen, die den bisherigen Forschungsarbeiten zu Grunde liegen, offenlegt und sie (teilweise) hinterfragt. Im Gegensatz zu den meisten anderen Arbeiten widmet sich ein wesentlicher Teil dieser Arbeit (Kapitel 3) der Frage, was mit Hilfe von Beobachtungsdaten über die verzögerten, d.h. erst nach dem erneuten Zustandswechsel beobachtbaren, Folgen von Arbeitslosigkeit auf den Lohn und andere Arbeitsplatzmerkmale gelernt werden kann (Identifikationsanalyse). Aus der Perspektive des kontrafaktischen Modells der Kausalität wird versucht, die Möglichkeiten und Grenzen kausaler Inferenz zu eruieren, um damit zu bescheideneren, dafür aber glaubwürdigeren Aussagen zu gelangen. Damit möchte die Arbeit auch einen Beitrag zur Diskussion über kausale Modelle und deren Übersetzung in statistische Analysen leisten.

Aufbau der Arbeit

Kapitel 2 beginnt mit einer Darstellung von Arbeitslosigkeitskonzepten in der amtlichen Statistik und beschreibt auf Basis amtlicher Daten die Arbeitsmarkt-

lage im ungefähren Untersuchungszeitraum (Abschnitt 2.1). Im darauffolgenden Abschnitt 2.2 werden die möglichen Folgen von Arbeitslosigkeit diskutiert und die Fragestellung auf die *kurzfristigen, verzögerten Folgen von Arbeitslosigkeit auf den Lohn und die Arbeitsplatzzufriedenheit* eingegrenzt. In diesem Zusammenhang werden wichtige Forschungsergebnisse aufbereitet und kritisch gewürdigt. Es wird darauf hingewiesen, dass die bisherigen Forschungsarbeiten nicht in ausreichendem Maße versucht haben, den Effekt einer Arbeitslosigkeit von dem Effekt des Arbeitsplatzverlusts zu trennen. Abschnitt 2.3 widmet sich den Gründen für die verzögerten Folgen von Arbeitslosigkeit, wobei besonderer Wert auf die Unterscheidung zwischen Erklärungen für die Folgen von Arbeitslosigkeit und Erklärungen für die Folgen von Kündigungen (Arbeitsplatzverlusten) gelegt wird. In Abschnitt 2.4 werden die wichtigsten Arbeitsmarktinstitutionen in Deutschland, die die Zu- und Abgänge in die bzw. aus der Arbeitslosigkeit beeinflussen, beleuchtet. Das erste Kapitel schließt mit einer Zusammenfassung, in der erste Hypothesen über die (beobachtbaren) Folgen von Arbeitslosigkeit aufgestellt werden.

Kapitel 3 widmet sich den Möglichkeiten, die verzögerten Effekte von Arbeitslosigkeit mit Hilfe von Beobachtungsdaten (d.h. nicht experimentellen Daten) zu schätzen. Dazu werden in Abschnitt 3.1 das kontrafaktische Modell der Kausalität zur Definition kausaler Effekte herangezogen und drei Möglichkeiten der Identifikation kausaler Effekte diskutiert. In den darauffolgenden Abschnitten 3.2 und 3.3 werden im Rahmen einer Monte-Carlo-Simulation die Konsequenzen der Vernachlässigung des Kündigungsgrundes für die Schätzung des Effekts von Arbeitslosigkeit auf den Lohn bei Wiederbeschäftigung illustriert. Während in Abschnitt 3.2 der datengenerierende Prozess beschrieben wird, dient Abschnitt 3.3 der Diskussion von Matching- und Regressionsverfahren, sowie der Besprechung der Simulationsergebnisse. Im letzten Abschnitt 3.4 werden ein kompaktes kausales Modell für den Effekt von Arbeitslosigkeit, sowie eine Liste mit relevanten Drittvariablen präsentiert, die in der Datenanalyse kontrolliert werden müssten. Der Abschnitt schließt mit einer Diskussion der Identifikationsaussichten.

In Kapitel 4 werden die Datenauswahl und die Datenaufbereitung dokumentiert. Während in Abschnitt 4.1 verfügbare Erhebungen im Hinblick auf ihre Eignung zur Analyse der verzögerten Folgen von Arbeitslosigkeit untersucht werden, dient Abschnitt 4.2 der Beschreibung des ausgewählten Datensatzes. Für die Analysen wird auf Daten des Sozio-ökonomischen Panels für die Jahre 2000-2013 zurückgegriffen (vgl. Schupp u. a. 2015). Abschnitt 4.3 beschreibt die Aufbereitung der Kalenderdaten und Abschnitt 4.4 die Definition und Operationalisierung des Treatments (Arbeitslosigkeit). Abschnitt 4.5 widmet sich der Auswahl und Rekodierung der abhängigen, unabhängigen und Kontrollvariablen. In diesem Zusammenhang werden in Kapitel 3 formulierten Identifikationsaussichten aktualisiert.

In Kapitel 5 werden Schätzungen der verzögerten Effekte von Arbeitslosigkeit

auf den Lohn und die Arbeitsplatzzufriedenheit von Vollzeitbeschäftigten mit Hilfe des Sozio-ökonomischen Panels präsentiert. Durch einen Vergleich verschiedener Analysestrategien, soll gezeigt werden, welchen Effekt die Vernachlässigung des Kündigungsgrundes auf die Schätzungen der Effekte von Arbeitslosigkeit in realen Datenanalysen (im Gegensatz zur Simulation) haben kann. Das Kapitel beginnt mit einer Charakterisierung der unterschiedlichen Treatmentgruppen (Abschnitt 5.1). Im darauffolgenden Abschnitt 5.2 werden die Analyseverfahren und deren Umsetzung im Detail beschrieben und Ergebnisse aus separaten Schätzungen für verschiedene Kündigungsgründe präsentiert. In Abschnitt 5.3 werden die Ergebnisse unter Vernachlässigung des Kündigungsgrundes mit den Ergebnissen aus den getrennten Analysen verglichen. In Abschnitt A.1 im Anhang zu dieser Arbeit werden darüber hinaus vier Sensitivitätsanalysen für die Vollzeitbeschäftigten präsentiert. Darüber hinaus wird dargestellt, warum es mit den vorliegenden Daten nicht möglich ist, separate Analysen für die Teilzeitbeschäftigten durchzuführen.

Kapitel 6 fasst die zentralen Ergebnisse der Arbeit zusammen und wirbt für eine Forschungspraxis, die kausale Modelle in den Mittelpunkt ihrer Untersuchungen stellt und unsichere Ergebnisse akzeptiert.

Dokumentation von Daten und Auswertungsskripten

Da Datenaufbereitung und -analyse trotz sorgfältiger Dokumentation nicht immer nachvollzogen werden können, werden sämtliche Auswertungsskripte und ein Teil der öffentlich verfügbaren Daten mit der Dissertation veröffentlicht. Die Daten des Sozio-ökonomischen Panels können beim Forschungsdatenzentrum des SOEP bezogen werden (FDZ SOEP 2017).

Um die Transparenz zu erhöhen, wird in den Abbildungsüberschriften und unter den Tabellen auf das Skript verwiesen, mit dem die Abbildung bzw. die Inhalte der Tabelle generiert wurden. Ein Großteil der Auswertungen erfolgte mit Hilfe der Statistiksoftware *Stata*. Skripte dieser Software enden mit '.do'. Zwei Abbildungen wurden mit der Statistiksoftware *R* erstellt. Diese Skripte enden mit '.R'. Auf *Add-Ons*, die für die Analysen benötigt werden, wird im Text verwiesen.

2. Forschungsstand und theoretische Grundlagen

> „No worker, unless his degree of specialization is pathological, will ever be able to become informed on the prospective earnings which would be obtained from every one of these potential employers at any given time, let alone keep this information up to date."
>
> *(George Stigler 1962, S. 94)*

2.1. Arbeitslosigkeit in der Arbeitsgesellschaft

Möchte man die Folgen von Arbeitslosigkeit beleuchten, so muss in einem ersten Schritt geklärt werden, was es mit Arbeitslosigkeit auf sich hat und welche Folgen für die individuelle Wohlfahrt sie haben kann (vgl. Ludwig-Mayerhofer 2008). Die Begriffsbestimmung dessen was Arbeit ist, erweist sich bereits als schwierig, da ihre konkrete Form und der damit assoziierte Inhalt historisch und kulturell variabel sind. Ganz allgemein kann Arbeit als strategisches Handeln von Menschen aufgefasst werden, welches direkt oder indirekt auf die Erfüllung von materiellen, kognitiven oder sozialen Bedürfnissen zielt (vgl. Hirsch-Kreinsen 2008, S. 33). Wird in den Sozialwissenschaften von Arbeit gesprochen so ist damit zumeist Erwerbsarbeit gemeint, die „grundsätzlich ökonomisch ausgerichtet ist" und deren Verteilung und Bezahlung über einen sozial konstruierten und politisch gesteuerten Arbeitsmarkt geregelt wird (vgl. ebd., S. 33).

Folgt man diesem Verständnis von Arbeit als entlohnter Erwerbsarbeit, so kann Arbeitslosigkeit negativ als das Fehlen von Erwerbsarbeit bestimmt werden. Dabei kann zwischen 'freiwilliger' und 'unfreiwilliger' Arbeitslosigkeit unterschieden werden. Freiwillig meint hier, dass erwerbsfähige Personen zumindest temporär nicht versuchen, die eigene Arbeitskraft auf dem Arbeitsmarkt anzubieten, weil sie sich außerhalb dieses Marktes zu versorgen wissen.[1] Politisch und damit auch

1 Die Gründe hierfür sind vielfältig. Selbstversorger und Erben von (großen) Vermögen sind Beispiele für diese 'freiwillige' Arbeitslosigkeit. Bei Rentnern handelt es sich wiederum nicht im eigentlichen Sinne um Arbeitslosigkeit, sondern um einen Aufschub von Freizeit bzw. die

wissenschaftlich von besonderem Interesse ist unfreiwillige Arbeitslosigkeit, die auch als Arbeits- oder Erwerbslosigkeit im eigentlichen Sinne verstanden werden kann, denn sie umfasst nur diejenigen Personen, denen es (je nach Definition) überhaupt nicht oder nur zu einem geringen Teil gelingt, eine reale Nachfrage für die von ihnen angebotene Arbeitskraft (und zu dem von ihnen gewünschten Lohn) zu finden.

2.1.1. Definition und Entwicklung von Arbeitslosigkeit

Auskünfte über die Zahl der Erwerbstätigen sowie die der Arbeits- bzw. Erwerbslosen und deren Anteil an allen Erwerbsfähigen zu einem Zeitpunkt variieren in Abhängigkeit von dem gewählten Verständnis von Arbeit(slosigkeit) und dessen konkreter Operationalisierung. In Deutschland veröffentlichen u.a. die Bundesagentur für Arbeit (BA) und das Statistische Bundesamt (StaBu) regelmäßig Daten zu Verbreitung und Qualität von Arbeitslosigkeit (vgl. Bäcker u. a. 2008, S. 484f.). Grundlage dieser offiziellen Statistiken sind einerseits die bei den Agenturen für Arbeit oder einem anderen, nach §6 des zweiten Buchs Sozialgesetzbuch (SGB II) zuständigen, Träger der Grundsicherung für Arbeitssuchende, als arbeitssuchend registrierte Arbeitslose und andererseits Personen, die im Rahmen des Mikrozensus (bzw. der EU-Arbeitskräfteerhebung) gemäß der Definition der *International Labour Organization* (ILO) als erwerbslos klassifiziert werden (vgl. destatis 2007).

Beide Definitionen spiegeln das oben genannte Verständnis von Arbeit als entlohnter Erwerbsarbeit wider: als arbeits- bzw. erwerbslos gilt, wer in einer bestimmten Periode ohne entlohnte Arbeit (eines gewissen Umfangs) ist, dem Arbeitsmarkt zur Verfügung steht und aktiv einen Arbeitsplatz sucht (vgl. Hartmann und Riede 2005, S. 304). Erwerbstätig sind Personen die einer bezahlten Arbeit nachgehen und nicht nach weiterer Arbeit suchen. Während die Arbeitskräfteerhebung dabei einem umfassenden Erwerbskonzept folgt, in dem jeder „Beitrag zur gesamtwirtschaftlichen Wertschöpfung" erfasst wird, orientieren sich die sozialpolitisch motivierten „Regelungen des SGB [...] am Unterhaltskonzept", demzufolge „insbesondere die Fähigkeit eines Arbeitslosen, aus einer Beschäftigung seinen Lebensunterhalt finanzieren zu können, als ausschlaggebend für die Zuordnung zur Arbeitslosigkeit gesehen" wird (ebd., S. 308f.). Neben der Erhebungsform unterscheiden sich beide Konzepte damit hinsichtlich des Umfangs der geleisteten bzw. gesuchten Erwerbstätigkeit und der Regelungen, die die Arbeitssuche betreffen.

Registrierte Arbeitslosigkeit

Arbeitslos im engeren Sinne der Erwerbstätigenrechnung sind nach dem Dritten Buch Sozialgesetzbuch (SGB III) „Personen, die vorübergehend nicht in einem

verzögerte Nutzung von Arbeitsentgelt.

Beschäftigungsverhältnis stehen bzw. eine weniger als 15 Stunden wöchentlich umfassende Beschäftigung ausüben, dabei aber eine versicherungspflichtige Beschäftigung von mindestens 15 Wochenstunden suchen und den Vermittlungsbemühungen der Arbeitsagenturen oder der kommunalen Träger der Grundsicherung für Arbeitssuchende zur Verfügung stehen und sich dort auch arbeitslos gemeldet haben" (destatis 2010). Als arbeitslos gelten weiterhin nur solche Personen, „die das für die Regelaltersrente im Sinne des SGB VI erforderliche Lebensjahr [noch nicht] vollendet haben" und die sich nicht in Maßnahmen der aktiven Arbeitsmarktpolitik befinden (Bundesagentur für Arbeit 2011, S. 31f.). Auch für Leistungsberechtigte nach SGB II findet diese Definition Anwendung.[2]

Änderungen in den entsprechenden Paragraphen der Sozialgesetzbücher führen nicht selten zu veränderten Arbeitslosenzahlen. Ein besonderes Beispiel aus der jüngeren Geschichte ist der sogenannte Hartz-IV-Effekt: mit der Einführung des Arbeitslosengeld II (ALG II) im Jahr 2005 wurden sowohl die erwerbsfähigen Sozialhilfeempfänger als auch ihre (vorher nicht registrierten) erwerbsfähigen Familienangehörigen zu den Arbeitslosen gezählt. Nach Schätzungen der Bundesagentur für Arbeit (2006, S. 19) hat diese Änderung den Bestand an Arbeitslosen im ersten Quartal 2005 um 470.000 angehoben. Zahlen der registrierten Arbeitslosigkeit sind aus diesem Grund nur bedingt über die Zeit vergleichbar, auch wenn stets der Versuch unternommen wird, die Arbeitslosenzahlen zu harmonisieren.

Im Gegensatz zur EU-Arbeitskräfteerhebung werden Arbeitslose und Erwerbstätige von der BA auf Basis einer Registerauszählung ermittelt. Dabei kommt es entscheidend darauf an, wie viele erwerbslose Personen mit ausreichendem Beschäftigungswunsch sich persönlich arbeitslos melden.[3] Obwohl die meisten Personen im Fall einer Arbeitslosigkeit auf Lohnersatzleistungen angewiesen sind, wird diese Hürde von einem Teil der Anspruchsberechtigten nicht genommen.[4] Personen, die nicht arbeitslos gemeldet sind, jedoch nach einer Arbeit suchen bzw. im Falle einer besseren Konjunktur suchen würden, werden nach diesem Vorgehen nicht erfasst und als Stille Reserve bezeichnet.

Um die Arbeitslosenquote (AQ) zu berechnen, werden die registrierten Arbeits-

2 Kleinere Ausnahmen von diesen Regelungen werden im zweiten und dritten Sozialgesetzbuch festgelegt.

3 Allerdings sind die Agenturen auch auf die Beschäftigungsmeldungen durch die Arbeitgeber angewiesen.

4 Studien, die die Nichtinanspruchnahme von Leistungen für Arbeitssuchende (nach SGB II **und** SGB III) untersuchen, sind mir nicht bekannt. Bruckmeier u. a. (2013) kommen in ihrer Studie „zum Ausmaß der Nicht-Inanspruchnahme von Leistungen der Grundsicherung" zu dem Ergebnis, dass die Quoten der Inanspruchnahme bei 34% bis 43% liegen. Bei Personen über 64 Jahren mit Anspruch auf Leistungen der Grundsicherung liegt dieser Anteil einer anderen Studie zufolge bei 68% (vgl. Impuls 2012). Die Gründe für die Nichtinanspruchnahme sind vielfältig: so können bspw. Unkenntnis, Scham oder Kosten-Nutzen-Kalküle (z.B. bei einer niedrigen Anspruchshöhe) der Betroffenen eine Rolle spielen (vgl. Bruckmeier u. a. 2013, S. 8).

losen (AL) in Deutschland gewöhnlich zur Zahl aller *abhängigen* zivilen Erwerbspersonen (AEP) ins Verhältnis gesetzt (vgl. Bundesagentur für Arbeit 2011, S. 34). Letztere stellen die Summe aus Arbeitslosen und *abhängigen* zivilen Erwerbs*tätigen* (AZE) dar. Zu den AZE werden wiederum 1. die sozialversicherungspflichtig Beschäftigten, 2. die ausschließlich geringfügig Beschäftigten, die nicht auch gleichzeitig arbeitslos gemeldet sind, 3. die Beamten[5] (ohne Soldaten) und 4. ab 2005 auch die Personen in Arbeitsgelegenheiten gezählt. Die Berechnung auf Basis der AEP führt zu höheren Arbeitslosenquoten als die Berechnung auf Basis aller zivilen EP, zu denen auch die Selbständigen und mithelfenden Familienangehörigen zählen (vgl. Frank und Schade 2009, S. 8f.).

$$\mathrm{AQ} = \frac{\mathrm{AL}}{\mathrm{AL} + \mathrm{AZE}} \cdot 100 \tag{2.1}$$

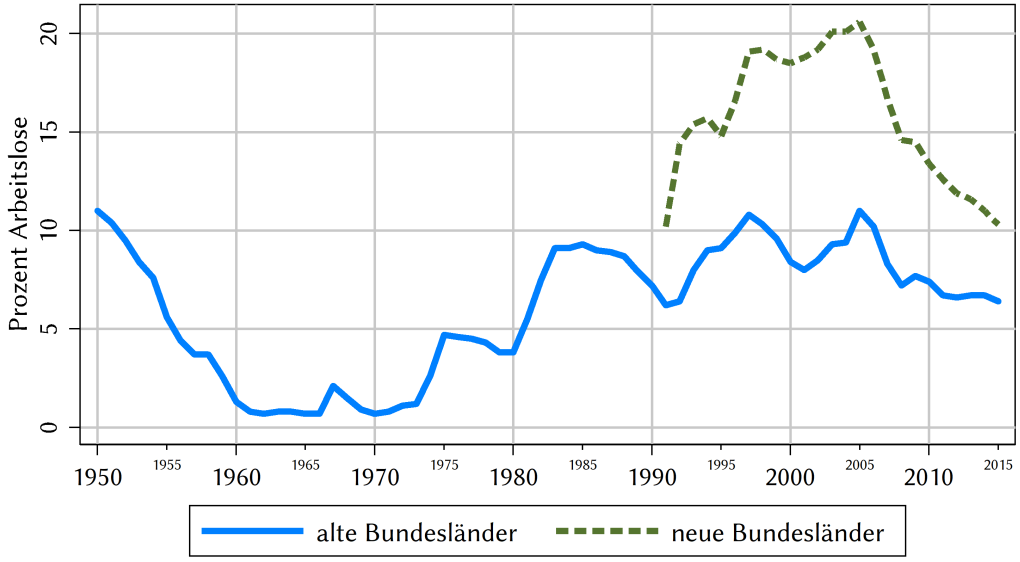
Die folgende Abbildung 2.1.1 zeigt die Entwicklung der Arbeitslosenquote in der BRD, ab 1991 getrennt für Ost- und Westdeutschland. Nachdem ab 1960 in Westdeutschland für fast 15 Jahre eine Situation der Vollbeschäftigung vorlag (zur Diskussion um Vollbeschäftigung siehe Yollu-Tok und Sesselmeier 2012), stieg – u.a. im Gefolge des Ölpreisschocks – ab Mitte der 1970er Jahre die Zahl der Arbeitslosen und damit – trotz gleichzeitig steigender Zahl an Erwerbstätigen – auch die Arbeitslosenquote an. Sie oszillierte zwischen Mitte der 1980er Jahre und 2015 zwischen 6 und 11 Prozent.

Der deutliche Rückgang der Arbeitslosigkeit/-enquote ab 2005 wird auf unterschiedliche Faktoren zurückgeführt. Wie bereits dargestellt, wurde allein durch die veränderte Erfassung der Arbeitslosen deren Bestand im ersten Quartal 2005 um ca. 470.000 angehoben. Die Zusammenlegung der Arbeitslosen- und Sozialhilfe brachte den Jobcentern und Arbeitsagenturen somit Hunderttausende neuer Kundinnen und Kunden, die, erwerbsfähig, jedoch nicht erwerbstätig, quasi erstmals in Maßnehmen oder Arbeit 'vermittelt' werden konnten. Mit dem Jahr 2005 setzte darüber hinaus eine konjunkturelle Trendwende ein, die, auch aufgrund der lockeren Geldpolitik der EZB, nur kurzfristig durch die Finanzkrise getrübt wurde (vgl. Bofinger 2017; Rieth u. a. 2016). Inwieweit zu dieser Trendwende auch die verbesserte Wettbewerbsfähigkeit durch niedrige Lohnabschlüsse und/oder eine reformbedingt höhere Dynamik am Arbeitsmarkt beigetragen haben, ist umstritten (vgl. Akyol u. a. 2013; Walwei 2011; Dietz u. a. 2012; Knuth 2011; Sturn und Treeck 2017).

Für Ostdeutschland (inkl. Berlin) liegen Zahlen aus der Erwerbstätigenrechnung erst ab 1991 vor. Auf Basis des Sozio-ökonomischen Panels wird die Zahl der nicht

5 Um die Lesbarkeit zu erhöhen wird im Plural fast ausschließlich das generische Maskulinum gebraucht. Hingegen wird in den meisten Beispielen, die der Illustration eines Sachverhaltes dienen, nur die weibliche Form verwendet. Sofern nicht anders gekennzeichnet, sind damit stets beide Geschlechter gemeint.

Abbildung 2.1.1.: Entwicklung der Arbeitslosenquote[a] seit 1950 (*arbeitslosigkeit.do*)



Quelle: eigene Darstellung nach Daten von SBA (2017)

a Arbeitslosenquote bezogen auf abhängige zivile Erwerbspersonen (Erwerbstätigenrechnung ohne Selbstständige)

erwerbstätigen, arbeitslos gemeldeten Personen in Ostdeutschland im Jahr 1990 auf ein Prozent geschätzt (vgl. Krause 1995 sowie Holst und Schupp 1995). Nach dem Zusammenbruch der DDR und in Folge der Wirtschafts-, Währungs- und Sozialunion im Jahre 1990 ist die registrierte Arbeitslosigkeit dort innerhalb eines Jahres auf ca. zehn Prozent angestiegen. Die fortschreitende Deindustrialisierung der neuen Bundesländer führte zu einem weiteren Anstieg der Arbeitslosigkeit, die ihren Höhepunkt mit ca. 20 Prozent in den Jahren 2003 bis 2005 erreichte. Bis 2015 erfolgte ein beachtlicher Rückgang auf knapp 10 Prozent. Gleichzeitig ist nach Angaben der SOEP Group (2013, S. 39) der Anteil der Vollzeitbeschäftigten an allen Beschäftigten von 91% (1991) auf 75% (2011) gesunken, was auf ein verändertes Erwerbsverhalten hinweist.

Unterbeschäftigung

Da Arbeitslosigkeit nur das offenkundige Beschäftigungsrisiko der Erwerbstätigen in einer Volkswirtschaft darstellt und das Ausmaß des makroökonomischen Arbeitsplatzdefizits i.d.R. weitaus größer ist als die Zahl der Arbeitslosen dies

nahelegt, berichtet die Bundesagentur für Arbeit (BA) darüber hinaus auch über Unterbeschäftigung (vgl. Bäcker u. a. 2008, S. 486f.). Nach Definition der BA zählen hierzu neben den Arbeitslosen u.a. auch Personen, die sich in Maßnahmen zur aktiven beruflichen Eingliederung, in beruflicher Weiterbildung, Arbeitsgelegenheiten, Altersteilzeit oder Kurzarbeit befinden. Damit soll „ein möglichst umfassendes Bild vom Defizit an regulärer Beschäftigung in [der] Volkswirtschaft gegeben" werden (Bundesagentur für Arbeit 2011, S. 35). Bei der Berechnung der Unterbeschäftigungsquote muss damit auch der Nenner um diese und weitere, zahlenmäßig zu vernachlässigende, Personengruppen erweitert werden.

Zeitreihen für diese erweiterte Bezugsgröße aller zivilen Erwerbspersonen sind nicht ohne weiteres verfügbar. Im Nenner der für die folgende Abbildung 2.1.2 berechneten Unterbeschäftigungsquoten steht aus diesem Grund das gesamte Erwerbspersonenpotential eines Jahres (siehe Brautzsch 2005, S. 380). Wie Abbildung 2.1.2 zeigt, liegen auch die so ermittelten Unterbeschäftigungsquoten für Ostdeutschland deutlich über denen Westdeutschlands, weisen jedoch einen ähnlichen Verlauf auf. Im Jahr 2011 erfolgte die Anpassung des Erwerbspersonenpotentials auf die Ergebnisse des Zensus, weshalb beim Vergleich der Quoten von vor 2011 und nach 2011 Vorsicht angebracht ist. Während die Unterbeschäftigungsquote in den neuen Bundesländern ab 2005 um ca. 10 Prozentpunkte auf ca. 11 Prozent gesunken ist, liegt sie in den alten Bundesländern – nach Auf- und Abwärtsbewegungen – in 2015 bei ca. 7% und damit in etwa einen Prozentpunkt unterhalb der Quote für das Jahr 2000.

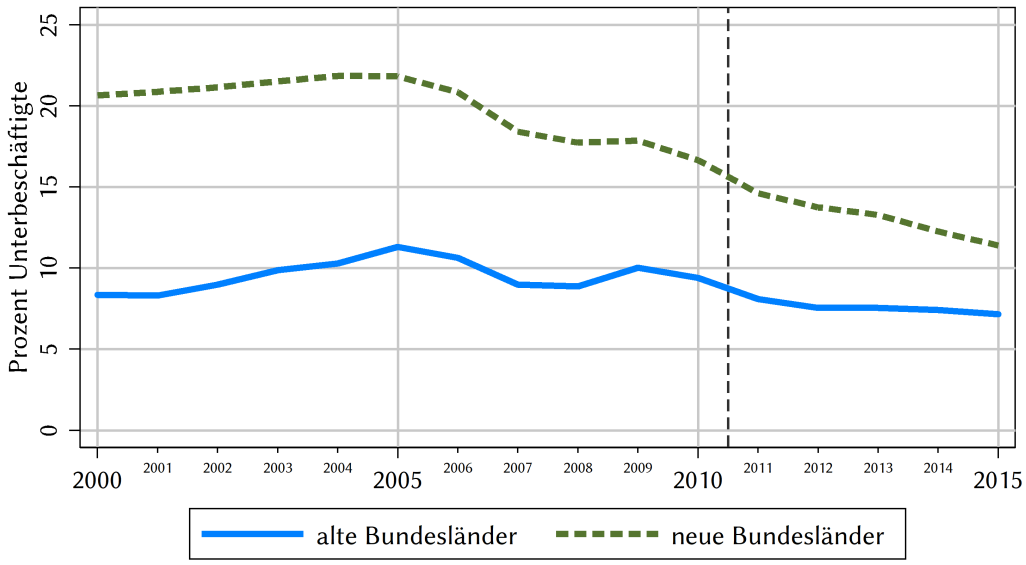
Die durch die Arbeitslosen- und Unterbeschäftigungsquoten skizzierte Entwicklung des Arbeitsmarktes schlägt sich nur zum Teil in den Erwerbstätigenzahlen und dem Arbeitsvolumen nieder. Zwar ist die Zahl der Erwerbstätigen zwischen 2000 und 2010 um knapp 1,2 Millionen gestiegen.[6] Im gleichen Zeitraum ist jedoch auch die Teilzeitquote von 27 auf 35 Prozent gestiegen. Damit lagen das Arbeitsvolumen und die Anzahl vollzeitäquivalenter Stellen in 2010 noch immer leicht unterhalb des Niveaus von 2000 (vgl. Dietz u. a. 2012 und Kaufmann u. a. 2012, S. 6). Insgesamt nehmen atypische Beschäftigungsverhältnisse in der Beschäftigungsstruktur der BRD einen zunehmend größeren Raum ein (vgl. Walwei 2013 und Achatz u. a. 2012, S. 147).

Arbeitslosigkeit nach ILO

Da sie von der Ausgestaltung des Sozialversicherungssystems abhängig ist, eignet sich die auf Basis der registrierten Arbeitslosigkeit berechnete Arbeitslosenquote nicht für internationale Vergleiche. Hierfür werden in der Regel Erwerbslosenquoten berechnet, die auf dem von der ILO festgelegten Arbeitskräftekonzept basieren. Das

6 Zwischen 2000 und 2015 ist ein Anstieg um ca. 3 Millionen Erwerbstätige zu verzeichnen.

Abbildung 2.1.2.: Entwicklung der Unterbeschäftigungsquote[a] seit 2000 (*arbeitslosigkeit.do*)



Quelle: eigene Darstellung nach Daten von Hartmann (2016)

a Unterbeschäftigte bezogen auf das gesamte Erwerbspersonenpotenzial

Arbeitskräftekonzept folgt einer makroökonomischen Perspektive: der Schwerpunkt liegt nicht auf dem Individuum, das über eine 'mindestumfängliche' Erwerbstätigkeit in die Arbeitsgesellschaft integriert und zur Selbstversorgung im Stande ist, sondern auf der umfassenden Beschreibung von Angebot und Nachfrage am Arbeitsmarkt (vgl. Rengers 2004, S. 1371). Nach dem Arbeitskräftekonzept gelten Personen im Alter von 15 bis 74 Jahren als erwerbslos (*unemployed*), wenn sie (vgl. Eurostat 2013 und Hartmann und Riede 2005, S. 305):

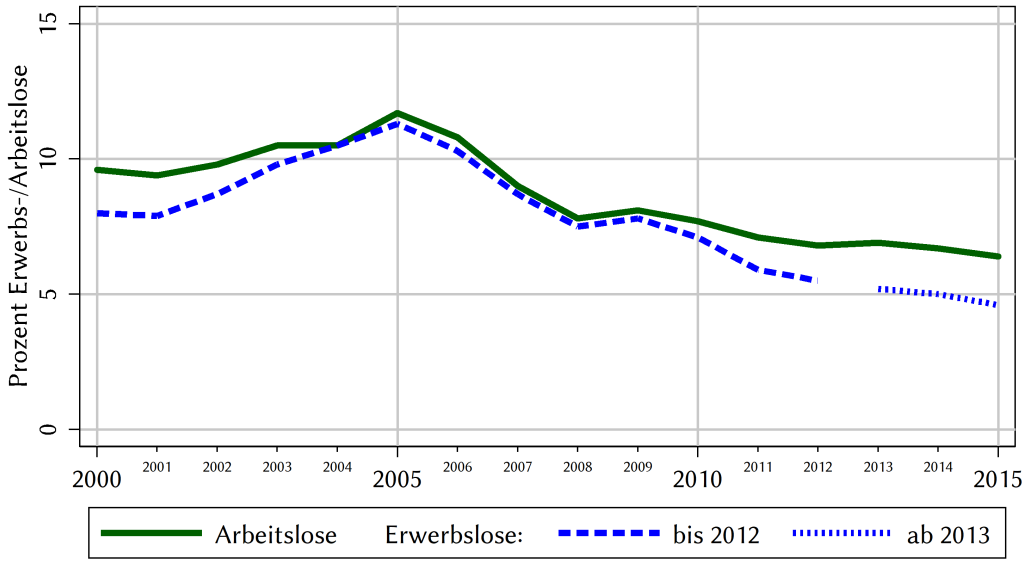
1. nicht erwerbstätig, d.h. derzeit weniger als eine Stunde (entlohnt) beschäftigt sind,

2. innerhalb von zwei Wochen für eine bezahlte Beschäftigung von mehr als einer Wochenstunde verfügbar sind und

3. in den letzten vier Wochen aktiv nach einer entsprechenden Beschäftigung gesucht haben, wobei auch diejenigen Personen als aktiv suchend gelten, die ohne behördliche Arbeitssuchendmeldung und auf informellen Wegen nach Arbeit suchen.

Die Erwerbslosenquote berechnet sich aus dem Verhältnis von Erwerbslosen zu Erwerbspersonen.[7] Wie die folgende Abbildung 2.1.3 zeigt, lag die Erwerbslosenquote bis 2003 systematisch unter der Arbeitslosenquote (hier bezogen auf alle zivilen EP), folgte aber deren Verlauf. Von 2004 bis 2009 sind Erwerbs- und Arbeitslosenquote in etwa zusammenfallen, seit 2010 klaffen sie wieder auseinander. In 2013 erfolgte eine Umstellung in der Erfassung der Erwerbslosen, weshalb beim Vergleich der Zahlen von vor 2013 und nach 2013 Vorsicht angebracht ist. Dass beide Quoten zuletzt wieder auseinanderfallen, kann u.a. darauf zurückgeführt werden, dass die Zahl der arbeitslosen Minijobber nach 2005 gestiegen ist (vgl. Sozialpolitik Aktuell 2018).

Abbildung 2.1.3.: Entwicklung der Erwerbslosen- und der Arbeitslosenquote[a] in Deutschland seit 2000 (*arbeitslosigkeit.do*)



Quelle: eigene Darstellung nach Daten von Eurostat (2017) und SBA (2017)

a Arbeitslose bezogen auf alle zivilen Erwerbspersonen

Auch auf Basis der Arbeitskräfteerhebung kann ein Bild von Unterbeschäftigung gezeichnet werden. Personen sind dann unterbeschäftigt, wenn sie „‚den Wunsch nach zusätzlichen Arbeitsstunden' haben, ‚für zusätzliche Arbeitsstunden verfügbar' sind und gegebenenfalls ‚unterhalb eines Arbeitszeitschwellenwertes gearbeitet' haben"' (Rengers 2009, S. 887). Schätzungen von Rengers (2010) zufolge, belief

7 Die Erwerbspersonen setzen sich aus den Erwerbstätigen und den Erwerbslosen zusammen (siehe registrierte Arbeitslosigkeit).

sich der Anteil der Unterbeschäftigten im Jahr 2009 auf knapp 11% (ca. 4,2 Mio. Personen). Gleichzeitig gibt es weitere 1,2 Millionen Personen, die grundsätzlich arbeiten würden, jedoch derzeit keine Chance auf Arbeitsaufnahme sehen (die sogenannte Stille Reserve).

Bedeutung für die vorliegende Arbeit

Wie gezeigt werden konnte, gehört Arbeitslosigkeit seit den 1970er Jahren zur Realität des west- und seit 1990 auch zu der des ostdeutschen Arbeitsmarkts. In dieser Arbeit werden Daten aus den Jahren 2000-2013 verwendet um die kurzfristigen Folgen von Arbeitslosigkeit in den Jahren 2000-2010 (dem Untersuchungszeitraum) zu ermitteln.[8] Im Untersuchungszeitraum bewegte sich die Arbeitslosenquote für Deutschland zwischen 8% und 12%, wobei große regionale und zeitliche Unterschiede bestanden. Da in der vorliegenden Arbeit die Möglichkeit des Bezugs von Arbeitslosengeld eine Rolle spielen wird und in den Kalendarien des Sozio-ökonomischen Panels (SOEP) die registrierte Arbeitslosigkeit erfasst wird (vgl. Kapitel 4), wird sie sich am Konzept der registrierten Arbeitslosigkeit ausrichten. Dabei müssen sowohl die veränderte Erfassung von Arbeitslosigkeit als auch die Variation in den Arbeitslosenquoten bei der Berechnung der Folgen von Arbeitslosigkeit berücksichtigt werden (siehe auch den folgenden Abschnitt).

2.1.2. Übergänge in die und Verweildauern in der Arbeitslosigkeit

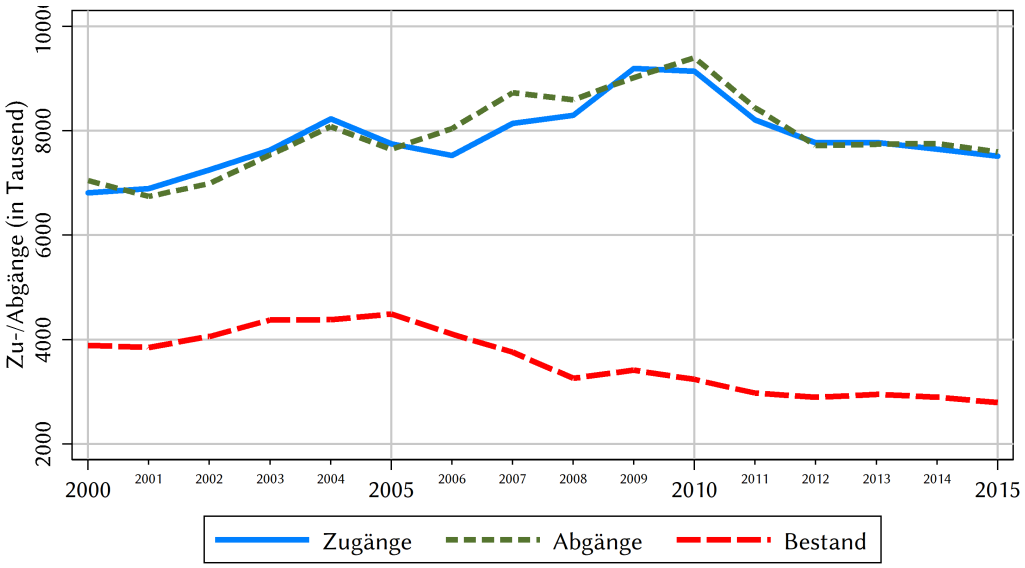
Im vorangegangen Abschnitt wurde ausschließlich der Bestand an Arbeitslosen betrachtet. Der Arbeitsmarkt ist jedoch von einer hohen Dynamik gekennzeichnet, die mit Hilfe der Arbeitslosenquoten nicht abgebildet werden kann. Wie aus Abbildung 2.1.4 ersichtlich ist, wurden bspw. im Jahr 2010 fast drei Mal so viele Personen arbeitslos, als dies der Arbeitslosenbestand vermuten lässt. Gleichzeitig übertraf in 2010 die Zahl der Abgänge die Zahl der Zugänge, was zu einer Reduzierung des Bestandes an Arbeitslosen und bei einer etwa gleichbleibenden Zahl an Erwerbspersonen auch zu einer Reduzierung der Arbeitslosenquote geführt hat.

Betrachtet man diese Stromgrößen, so lässt sich Arbeitslosigkeit in drei Komponenten aufteilen (Egle 1977, S. 224f.):

1. Die Anzahl der Personen, die arbeitslos wurden (Z)
2. Die durchschnittliche Zahl der Arbeitslosigkeitsepisoden pro Person (S)

8 Wie in Kapitel 4 beschrieben, müssen die Untersuchungseinheiten spätestens zwischen 2010 und 2011 arbeitslos geworden sein.

Abbildung 2.1.4.: Zugänge in die und Abgänge aus der Arbeitslosigkeit in Tsd. (*arbeitslosigkeit.do*)



Quelle: eigene Darstellung nach Daten von Hartmann (2016)

3. Die durchschnittliche vollendete Dauer in Wochen (D) [9]

Damit lässt sich die Arbeitslosenquote für ein Jahr (mit 52 Wochen) unter Stationaritätsannahmen wie folgt approximieren:

$$\mathrm{AQ} = \frac{\mathrm{AL}}{\mathrm{EP}} \cdot 100 \approx \frac{\mathrm{Z} \cdot \mathrm{S} \cdot \mathrm{D}}{\mathrm{EP} \cdot 52} \cdot 100 \tag{2.2}$$

Berücksichtigt werden muss, dass nur ein Teil der Arbeitslosigkeitsepisoden durch eine Beschäftigungsaufnahme beendet wird und nur ein Teil der Zugänge in Arbeitslosigkeit aus Beschäftigung erfolgt. Nach Angaben der Bundesagentur für Arbeit (2011, S. 18) erfolgten im Jahr 2010 'nur' 39% der Zugänge in die Arbeitslosigkeit aus Erwerbstätigkeit, während 26% aus einer Qualifizierung und 30% aus sonstiger Nichterwerbstätigkeit stammten (4% ohne Angabe). Gleichzeitig gingen im selben Jahr nur knapp 37% aller Arbeitslosen in Richtung Erwerbstätigkeit ab, während

9 Die bisherige Dauer ist i.d.R. längenverzerrt, da Personen mit langen Arbeitslosigkeitsepisoden eine höhere Wahrscheinlichkeit haben, zu einem Stichtag beobachtet zu werden (vgl. dazu Walker 1994). Die vollendete Dauer wird aus Gründen der Aktualität häufig auf Basis der Abgänge ermittelt, auch wenn eine robustere Schätzung auf Basis der Zugänge erfolgen könnte (vgl. Franz 2013, S. 366).

23% die Arbeitslosigkeit durch Aufnahme einer Qualifizierung beendeten und 33% in eine andere Form der Nichterwerbstätigkeit wechselten.

Arbeitslosigkeit verweist demnach auf unterschiedliche Problemlagen (wenige Langzeit- vs. viele Kurzzeitarbeitslose) und Auswege. Wie Armut, so entfaltet auch Arbeitslosigkeit ihre „sozialen Wirkungen mithin erst in der longue durée" (Groh-Samberg 2009, S. 49), auch wenn – im Unterschied zur wenig sichtbaren relativen Armutsgrenze – von symbolischen Effekten einer Arbeitslosigkeit ausgegangen werden kann. Sozialpolitisch von besonderer Bedeutung sind mithin diejenigen Arbeitslosen, die – mit kurzen Unterbrechungen – mehr als zwölf Monate arbeitslos sind und dies nicht nur, weil damit ab 1997 die maximale Bezugsdauer von Arbeitslosengeld 1 (für Arbeitslose bis einschließlich 54 Jahren) erreicht war (siehe Tabelle 2.4.2 auf Seite 46).

Der Anteil der Langzeitarbeitslosen am gesamten Arbeitslosigkeitsvolumen ist hoch. Eine Reduzierung der Dauer führt damit automatisch zu einer Reduzierung des Bestands. So war denn auch eines der zentralen Ziele der Hartz-Reformen, die Zahl der Langzeitarbeitslosen drastisch zu reduzieren. Dies ist mit Blick auf Abbildung 2.1.5 nur teilweise gelungen.[10] Ein Vergleich der Anteile der Langzeitarbeitslosen im Zeitraum von 2000-2004 mit den Anteilen im Zeitraum von 2010 bis 2015 zeigt, dass der Anteil der Langzeitarbeitslosen nur um ca. 1,5 Prozentpunkte gesunken ist.[11] Für den gleichen Vergleichszeitraum ist der Anteil der Kurzzeitarbeitslosen um ca. 3 Prozentpunkte gestiegen und der Anteil der Personen mit mittlerer Arbeitslosigkeitsdauer um 6 Prozentpunkte gesunken. Die Differenz entfällt auf Personen, die keine Dauerangabe haben (vgl. Fußnote 10).

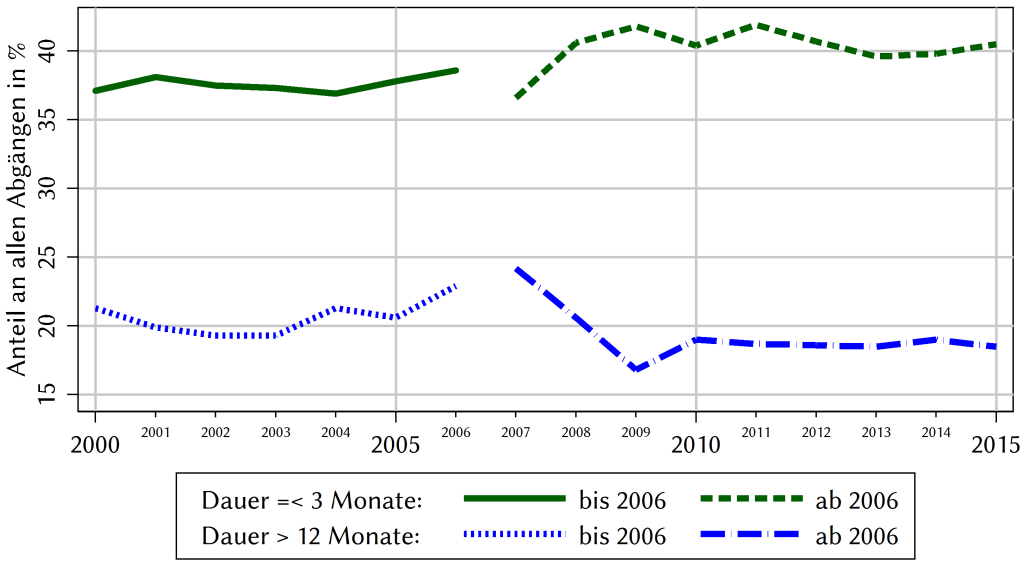
Bedeutung für die vorliegende Arbeit

Für die vorliegende Arbeit sind mit Blick auf diese Dynamik drei Aspekte von besonderer Bedeutung. Da der Fokus auf Personen mit einer bestimmten Abfolge von Zuständen liegt (Beschäftigung ⟶ Arbeitslosigkeit ⟶ Beschäftigung), kann 1. nur ein Teil der beobachteten Arbeitslosigkeitsepisoden berücksichtigt werden (siehe dazu Kapitel 4 und den folgenden Abschnitt). 2. ist bei der Frage nach den Folgen einer Arbeitslosigkeit auch das Kriterium der Dauer zu berücksichtigen. So wird bspw. unterstellt, dass mit zunehmender Arbeitslosigkeit mehr Wissensbestände verloren gehen bzw. abgeschrieben werden. Da der Anteil der Kurzzeitarbeitslosen an

10 Auch hier sind die statistischen Effekte der Arbeitsmarktreform zu beachten. So war die „abgeschlossene und bisherige Dauer [in] 2005 durch die hohe Zahl von Neuzugängen infolge der Einführung der Grundsicherung für Arbeitsuchende [...] zunächst nach unten verzerrt" (Hartmann 2016, S. 46). Im Jahr 2007 erfolgte darüber hinaus die Umstellung auf die integrierte Arbeitslosenstatistik. Seitdem werden auch Fälle ohne Dauerangabe ausgewiesen. Die Werte von vor 2007 und 2007ff. können nicht ohne weiteres verglichen werden.

11 Der Bestand der Langzeitarbeitslosen ist zwischen 2000 und 2010 um ca. 250.000 Personen gesunken.

Abbildung 2.1.5.: Anteil der Lang- und Kurzzeitarbeitslosen an allen Abgängen (*arbeitslosigkeit.do*)



Quelle: eigene Darstellung nach Daten von Hartmann (2016)

allen Abgängen aus Arbeitslosigkeit zugenommen hat, sollte 3. auch die veränderte Zusammensetzung bzw. Prävalenz von Arbeitslosigkeit berücksichtigt werden.

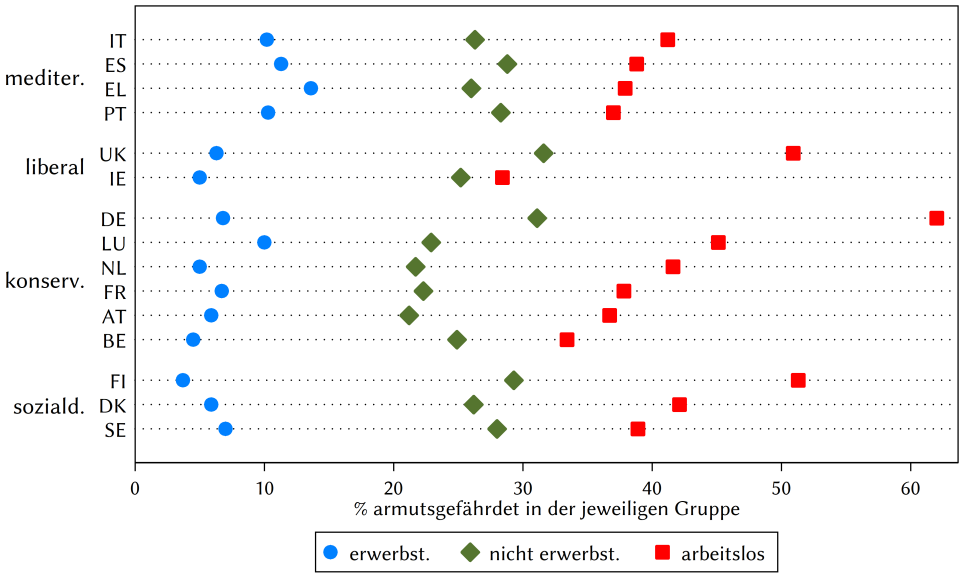
2.2. Individuelle Folgen von Arbeitslosigkeit

Die Untersuchung der Folgen von Arbeitslosigkeit erfordert es, den Blick vom scheinbar bewegungslosen Aggregat hin zur individuellen Dynamik zu lenken. Erwerbsentscheidungen werden letztlich auf individueller Ebene getroffen bzw. erlebt und deren Konsequenzen auch auf dieser Ebene verarbeitet. Dabei sind sowohl die Risiken in Arbeitslosigkeit zu gelangen, als auch die Chancen, sie wieder in Richtung Erwerbstätigkeit zu verlassen, sozial stratifiziert (vgl. die Ausführungen in Abschnitt 5.1).

Die Folgen von Arbeitslosigkeit zu beschreiben und nachzuweisen ist jedoch alles andere als trivial. Da die Zuweisung zum Zustand Arbeitslosigkeit nicht zufällig erfolgt, ist eine vorsichtige individuenzentrierte und längsschnittliche Perspektive erforderlich. Ein einfacher Vergleich von Arbeitslosen und anderen Statusgruppen am Arbeitsmarkt im Hinblick auf ihre gesellschaftliche Teilhabe, wie er häufig in der (europäischen) Sozialberichterstattung zu finden ist, ist zwar informativ und

indikativ für das Problem Arbeitslosigkeit, jedoch auch potentiell irreführend. Zum einen sind Langzeitarbeitslose in diesen Analysen überrepräsentiert, zum anderen werden die von der Arbeitslosigkeit unabhängigen Unterschiede in den abhängigen Variablen (der sog. *baseline bias*, vgl. Abschnitt 3.1) nicht beleuchtet. Abbildung

Abbildung 2.2.6.: Armutsquoten in ausgewählten Staaten der EU im Jahr 2008 (*armut.do*)



Quelle: Eigene Darstellung nach Daten von Eurostat (2011)

2.2.6 veranschaulicht ein häufig anzutreffendes Beispiel aus der europäischen Sozialberichterstattung. Sie zeigt, dass von Arbeitslosigkeit betroffene Individuen (*arbeitslos*) in den ausgewählten (eigentlich in allen) EU-Staaten erheblich häufiger von relativer Einkommensarmut betroffen sind als Erwerbstätige (*erwerbst.*) und nicht Erwerbstätige (*nicht erwerbst.*). Dieses Bild ist konsistent im Hinblick auf eine ganze Batterie von Armutsindikatoren, wie sie die EU-Kommission ins Leben gerufen hat. Die Armutsgefährdungsquote für Arbeitslose war 2008 mit 28% in Irland am niedrigsten und mit 62% in Deutschland am höchsten. Der Abstand zu der Armutsgefährdungsquote der nicht Erwerbstätigen betrug im selben Jahr nur 3% in Irland, aber 31% in der Slowakei, Deutschland und Tschechien. Obwohl der noch im 19. Jahrhundert gültige Automatismus 'arbeitslos' = (absolut) 'arm' durch den Ausbau des Sozialstaats außer Kraft gesetzt wurde, weisen von Arbeitslosigkeit betroffene Personen *und ihre Haushaltsangehörigen*[12] somit auch heute noch eine

12 Armutsberichterstattung erfolgt auf Haushaltsebene, d.h. die Ressourcenausstattung des

deutlich schlechtere Versorgungslage auf (vgl. dazu Bäcker u. a. 2008, S. 509 und im Hinblick auf Armut im Erwerbsverlauf bereits Rowntree 2000).[13]

2.2.1. Mögliche Folgen von Arbeitslosigkeit

Aus einer längsschnittlichen Perspektive werden die Folgen von Arbeitslosigkeit ermittelt, indem ein Zustand vor der bzw. ohne Arbeitslosigkeit (Ausgangs- bzw. kontrafaktische Situation) mit dem Zustand der Arbeitslosigkeit selbst (sofortige Folgen) bzw. einem Zustand nach der Arbeitslosigkeit (verzögerte Folgen) verglichen wird. Dabei ist es hilfreich zwischen

1. unterschiedlichen Zugängen in die Arbeitslosigkeit,
2. direkter und indirekter Betroffenheit,
3. sofortigen und verzögerten Folgen sowie
4. materiellen und immateriellen Folgen

zu unterscheiden. Bereits theoretische Überlegungen legen nahe, dass Arbeitslosigkeit je nach Ausgangssituation unterschiedliche Wirkungen entfalten kann. So macht es einen Unterschied, ob eine Arbeitslosigkeitsepisode auf eine Ausbildungs- bzw. eine Episode der Nichterwerbstätigkeit folgt oder unmittelbar an eine Phase der Erwerbsarbeit anschließt, wobei im letzten Fall auch von Bedeutung ist, in welchem Umfang zuvor gearbeitet wurde und wie ein bestehendes Beschäftigungsverhältnis aufgelöst wurde (siehe dazu die Ausführungen in den Abschnitten 2.4 und 3.4.1).[14]

Für Erwerbstätige, die arbeitslos werden, sind die sofortigen Folgen offensichtlich. In Zeiten der Arbeitslosigkeit müssen diese Personen auf ihren Lohn verzichten und

gesamten Haushalts ist ausschlaggebend für die Zuordnung in eine der Armutskategorien. Insofern kann hier auch von einer indirekten Betroffenheit der anderen Haushaltsangehörigen gesprochen werden (vgl. Kohler u. a. 2012).

13 In der Abbildung sind die Staaten in Wohlfahrtsregime eingeteilt. Interessanterweise sind die Armutsgefährdungsquoten in den *sozialdemokratischen* Wohlfahrtsregimen nicht viel niedriger als in anderen Wohlfahrtsregimen, und dies obwohl der Grad der Dekommodifizierung dort am höchsten sein sollte (vgl. Oschmiansky und Kühl 2010).

14 Wie bereits Jahoda u. a. (1933, S. 89f.) in Bezug auf die arbeitslosen Männer und Frauen von Marienthal zeigen konnten, unterscheiden sich die mit der Arbeitslosigkeit einhergehenden Bewältigungsstrategien und Folgen für die individuelle Wohlfahrt auch nach der Berufsrolle. Während nämlich die Mehrzahl der Männer kaum noch einer Tätigkeit nachzugehen vermochte, hatten die Frauen in ihrer 'Alternativrolle' mit der Bewirtschaftung des Haushaltes und der Kindererziehung alle Hände voll zu tun. Diese – auch institutionell geförderte – Rollenaufteilung besteht in Deutschland (insb. in den alten Bundesländern) in abgeschwächter Form auch heute noch fort, weshalb sich Frauen weniger oft arbeitslos melden und in die (temporäre) Nichterwerbstätigkeit gehen (vgl. Kreyenfeld und Geisler 2006 sowie Backes 1999).

sich mit Lohnersatz- oder anderen Sozialleistungen begnügen, die i.d.R. geringer bemessen sind und die bspw. in Deutschland zu niedrigeren Rentenanwartschaften und damit zu einer schlechteren Absicherung im Alter führen (vgl. Wübbeke 20.8.2007 und Potrafke 2012).[15] Darüber hinaus fallen mit der Arbeitslosigkeit andere pekuniäre (wie z.B. Dienstwagen, Arbeitsrechner und -handy, Firmentickets für den ÖPNV) aber auch eine Reihe nicht-pekuniärer Arbeitsplatzcharakteristika vollständig weg. Somit stellt Arbeitslosigkeit (zumal länger andauernde) ein materielles Versorgungsrisiko dar (vgl. Abbildung 2.2.6).

Auch wenn der Fokus dieser Arbeit vorrangig auf den materiellen Folgen von Arbeitslosigkeit liegt, soll kurz auf die möglichen Folgen für die Gesundheit und die Lebenszufriedenheit der Betroffenen eingegangen werden. Interessant ist dabei vor allem die Erkenntnis, dass diese 'immateriellen' Folgen nicht allein auf die schlechtere materielle Versorgungslage zurückgeführt werden können, sondern auch mit dem immateriellen Wert der Arbeit als soziales Handeln und identitätsstiftendes Bindeglied zwischen Individuum und Gesellschaft zusammenhängen.[16] Folgt man bspw. Clark u. a. (2008), so existiert ein vom Einkommen unabhängiger *unmittelbarer* Effekt der Arbeitslosigkeit auf die Lebenszufriedenheit (in ihren Analysen kontrollieren die Autoren für das Einkommen). Dieser immaterielle Wert der Arbeit, wurde von Jahoda u. a. (1933, S. 91f.) bereits vor 80 Jahren treffend beschrieben:

> „[I]n fast allen Frauenbiographien wird berichtet, dass man früher bis in die späte Nacht hinein nach der Fabrikarbeit hat wirtschaften müssen. Aber fast in allen Frauenbiographien kommt dann doch der Satz: ‚Wenn wir nur wieder in die Arbeit könnten'. Als rein materieller Wunsch wäre das nicht weiter erstaunlich, aber die Frauen fügen immer wieder hinzu: auch wenn wir vom Geld absehen. [...] Die Frauen wollen also trotz der Mehrbelastung nicht nur aus materiellen Gründen wieder in die Fabrik zurück; die Fabrik hat ihren Lebensraum erweitert und ihnen soziale Kontaktmöglichkeiten gegeben, die sie jetzt entbehren."

Jahoda u. a. (1933) haben darüber hinaus auf die Folgen von Arbeitslosigkeit für die anderen Haushaltsmitglieder hingewiesen. Diese Folgen gehen wiederum über den Einkommensausfall eines zuvor erwerbstätigen Haushaltsangehörigen

15 Der Umfang Erwerbstätigkeit innerhalb der Anwartschaftszeit ist darüber hinaus stets die Voraussetzung für den Bezug von Leistungen der Arbeitslosenversicherung, die jugendlichen Berufseinsteigern und (vorrangig weiblichen) Wiedereinsteigern, die nach einer längeren Phase der Kindererziehung wieder eine (Teilzeit-)Arbeit aufnehmen, verwehrt bleiben. Die zuletzt Genannten sind somit verstärkt auf familiäre Unterstützung angewiesen, was zu Abhängigkeiten und Konflikten führen kann (vgl. Paugam 2008 und Piachaud 1987).

16 Aus der repräsentativen Umfrage zum DGB-Index 'Gute Arbeit 2014' geht hervor, dass 87% der Befragten sich in hohem oder sehr hohem Maß mit ihrer Arbeit identifizieren. 91% haben den Eindruck einen wichtigen Beitrag für ihren Betrieb zu leisten (Holler und Kulemann 2014, S. 18).

hinaus (zu den Folgen für das Haushaltseinkommen und die Erwerbsentscheidungen anderer Haushaltsmitglieder siehe Kohler u. a. 2012; Lundberg 1985). Während in den von Jahoda u. a. (1933) untersuchten Familien stets die Mehrheit der Haushaltsmitglieder arbeitslos war, zeigen neuere Untersuchungen, dass bspw. die Partner von Arbeitslosen auch dann unter der Arbeitslosigkeit leiden, wenn sie selbst nicht arbeitslos geworden sind (vgl. Marcus 2013).

Schafft es eine zuvor erwerbstätige Person aufgrund der Arbeitslosigkeit nicht wieder zurück in den Arbeitsmarkt und gibt resigniert die Arbeitssuche auf, so kann auch dies als eine verzögerte Folge der Arbeitslosigkeit verstanden werden. Gleiches gilt für eine Veränderung der beruflichen Position bei Wiederbeschäftigung, die durch die Arbeitslosigkeit zustande gekommen ist.[17] Diese verzögerten Effekte, die über die Dauer der Arbeitslosigkeit hinausgehen, sind besonders schwer nachzuweisen.

Bedeutung für die vorliegende Arbeit

In der vorliegenden Arbeit sollen die verzögerten beruflichen Folgen von Arbeitslosigkeit für Personen untersucht werden, die unmittelbar nach einer Phase der Erwerbstätigkeit arbeitslos werden und die Arbeitslosigkeit innerhalb eines bestimmten Zeitraums wieder in Richtung Erwerbstätigkeit verlassen können. Diese Abfolge von Übergängen ist in Abbildung 2.2.7 durch die durchgehenden Pfeile gekennzeichnet. Untersucht wird, inwieweit sich diese Personen im Hinblick auf bestimmte Arbeitsplatzmerkmale (insbesondere ihren Lohn) und im Vergleich zu den durchgehend Beschäftigten (gestrichelte Pfeile) verbessern oder verschlechtern. Die abhängigen Variablen können nur zum Beschäftigungszeitpunkt, d.h. vor und nach der Arbeitslosigkeit, gemessen werden. Die Folgen einer Nichterwerbstätigkeit werden nicht untersucht.

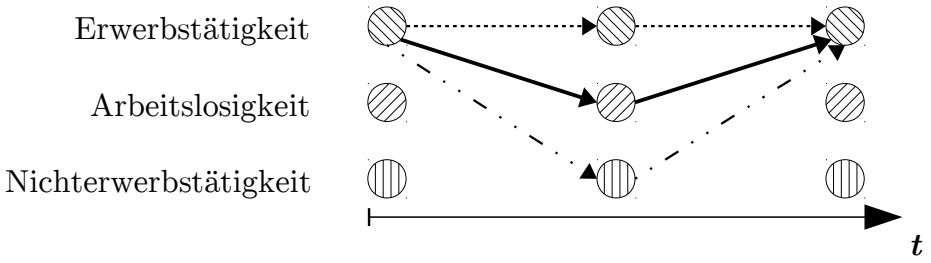
2.2.2. Entwicklung des Forschungsfelds

Die Anfänge: Entlassungsstudien

Während die sofortigen materiellen Folgen von Arbeitslosigkeit bei beobachteter individueller Beschäftigungshistorie und unter gegebenen sozialpolitischen Umständen auch theoretisch hergeleitet werden können, sind die verzögerten langfristigen

17 Hierzu können auch die Passgenauigkeit zwischen der Qualifikation und den Arbeitsanforderungen, vertragliche Regelungen zu Arbeitszeiten (vgl. hierzu Hanglberger 2011), Befristung und vermögenswirksamen Leistungen sowie die mit dem Job verbundenen Kosten der Mobilität gezählt werden (vgl. Franz 2013, S. 49 und 242). Da nicht alle Aspekte der Arbeitsplatzqualität in quantitativen Studien gemessen werden können, steht häufig der Lohn als abhängige Variable im Vordergrund.

Abbildung 2.2.7.: Analyserahmen der Untersuchung



Konsequenzen für die Erwerbslaufbahn von betroffenen Personen nicht ohne Weiteres einsehbar (vgl. Strauß und Hillmert 2011, S. 569). Ein verstärktes Interesse an solchen 'Narben'-Effekten entwickelte sich Ende der 1970er Jahre in den USA, wo zu diesem Zeitpunkt das *U.S. Department of Labor's Bureau of International Labor Affairs* vor dem Hintergrund der relativ hohen Arbeitslosenquoten[18] die Folgen des internationalen Wettbewerbs auf den nationalen Arbeitsmarkt und hier insbesondere auf die durch Werksschließungen entlassenen Arbeitnehmer untersuchen wollte. Auf diesem Wege sollten einerseits Ansatzpunkte für die Modifizierung von Handelsbarrieren gewonnen sowie andererseits die Effizienz einer Reihe von Sozialprogrammen, die der Arbeitslosenunterstützung galten, untersucht werden (vgl. Jacobson u. a. 1993b, S. 12f.). Im Fokus dieser Untersuchungen standen vor allem die (relativen) Veränderungen im Lohn, die eine (dauerhaft) entlassene Person bei Wiederbeschäftigung im Vergleich zum Zeitpunkt vor der Entlassung bzw. zu nicht entlassenen Personen hinnehmen muss. Diese Untersuchungen entsprangen somit 'ad hoc' einem politischen Bedarf und waren ursprünglich – vergleichbar mit einer Sozialberichterstattung – weniger an der Erklärung als vielmehr an der angemessenen Deskription dieser Sachverhalte interessiert (vgl. dazu Carley 1981, S. 14f.).

Auch wenn sich die Entlassungseffekte je nach Analysestrategie und gewähltem Datensatz unterscheiden, lassen die Ergebnisse zahlreicher Studien keinen Zweifel daran, dass eine dauerhafte betriebsbedingte Entlassung[19] bei (den zumeist männ-

18 Diese lagen seinerzeit mit 8-10% deutlich über den Arbeitslosenquoten in den meisten westeuropäischen Staaten (vgl. Gangl 2003, S. 3).

19 In dem eigens zu diesem Zweck initiierten Displaced Worker Survey (DWS) wird diese Gruppe von Personen wie folgt definiert: „[T]he [DWS] counts as 'displaced' individuals who responded that their job loss [...] was due to 'a plant closing, an employer going out of business, a layoff from which he/she was not recalled.' Other causes of job loss, such as quits or firings for cause, are not considered displacements" (Kletzer 1998, S. 116, sie dazu auch Fallick 1996, S. 5f.). Beim DWS handelt es sich um repräsentative Stichproben von gekündigten Arbeitnehmern, die seit 1984 alle zwei Jahre im Rahmen des Current Population Survey befragt werden (vgl. ebd. S. 6). Die DWS-Daten von stehen interessierten Nutzern kostenlos unter der folgenden URL zur Verfügung:

lichen) Beschäftigten zu erhöhter beruflicher Abwärtsmobilität führt: „Permanent layoffs lead to substantial temporary unemployment blemishes but far more enduring earnings scars" (Ruhm 1991, S. 322). Folgt man den Übersichten in Jacobson u. a. (1993b, Kap. 2), Fallick (1996) sowie Couch und Placzek (2010, S. 573f.) zu US-amerikanischen Untersuchungen, so schwanken die durchschnittlichen Verluste für die entlassenen Personen im ersten Jahr je nach Studie zwischen 14% und 66% und nach 4 bis 6 Jahren zwischen 7% und 33%. Als Mechanismen für die Einkommenseinbußen werden neben (anfänglichen) Phasen der Nichterwerbstätigkeit – diese machen Topel (1990, S. 202f.) zufolge knapp ein Viertel der Verluste aus – vor allem der Verlust von betriebs- und berufsspezifischen Humankapital und der Verlust von Seniorität(slöhnen) ausgemacht (vgl. Fallick 1996, S. 9 und Abschnitt 2.3).[20]

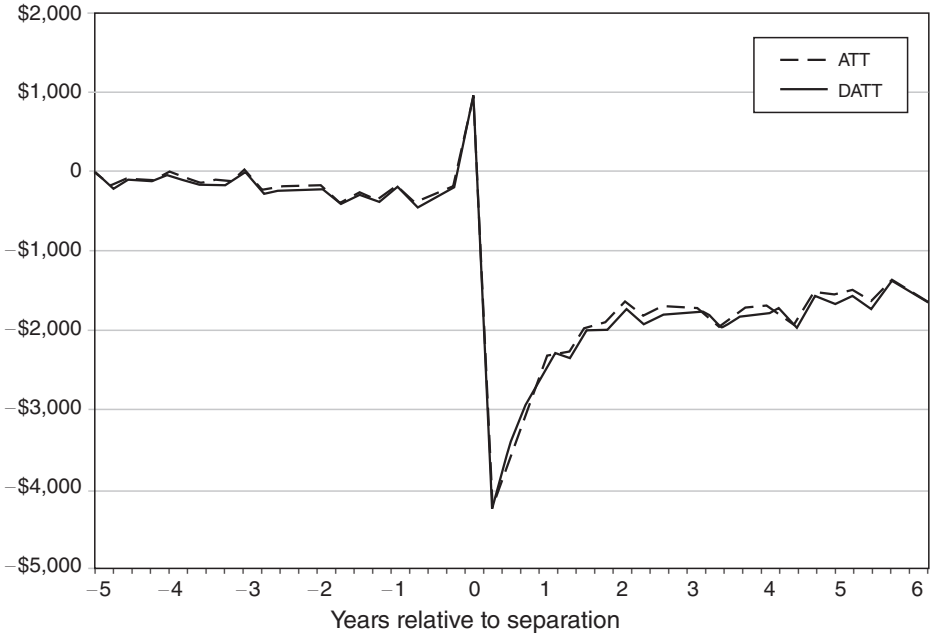
Beispielhaft für die zahlreichen Entlassungsstudien sei auf die Arbeit von Couch und Placzek (2010) verwiesen, der Abbildung 2.2.8 entnommen ist.[21] Sie zeigt die geschätzten Lohneinbußen, die entlassene Arbeiter im US-Bundesstaat Connecticut Ende der 1990er Jahre relativ zu ihren nicht entlassenen statistischen Zwillingen erfahren haben. Auf der X-Achse sind die Jahre vor und nach der Kündigung abgetragen und auf der Y-Achse die relativen Einkommensverluste pro Quartal. Wie zu erkennen ist, wird der Arbeitsplatzverlust bereits zwei bis drei Jahre zuvor durch sinkende Löhne angekündigt. Dies wird im Allgemeinen auf Probleme bei den später von Personalabbau betroffenen Firmen und nicht auf Eigenschaften der Arbeitnehmer zurückgeführt. Die Einkommenszuwächse im Jahr der Kündigung gehen auf Abfindungszahlungen zurück. Nach dem Ereignis sinken die Einkommen deutlich (um 32%) und erholen sich selbst innerhalb von sechs Jahren nicht mehr vollständig, sondern liegen am Ende des Untersuchungszeitraums für beide Schätzer im Schnitt 12% unter den Löhnen der Vergleichsgruppe. Diese relativen Lohneinbußen kumulieren sich über die Zeit zu stattlichen Gesamtverlusten, deren wohlfahrtsmindernde Wirkungen weiterhin unterbelichtet sind (vgl. dazu den nächsten Abschnitt, sowie Topel 1990, S. 182).

`http://ceprdata.org/cps-uniform-data-extracts/cps-displaced-worker-survey/`.

20 Für eine detaillierte Untersuchung zur Rolle der Übertragbarkeit von Kenntnissen siehe Nawakitphaitoon und Ormiston (2014).

21 Gezeigt wird der *Average Treatment Effect for the Treated* (ATT) und der *Differenced ATT* (DATT). Der ATT errechnet sich durch den direkten Vergleich der Einkommen von statistischen Zwillingen in jeder Periode. Der DATT ist eine *Difference-in- Differences*-Version des ATT bei dem vom Nachher-Vorher-Unterschied im individuellen Einkommen einer Treatmentbeobachtung ($D = 1$) die Lohnentwicklung für die dazugehörige Kontrollbeobachtung ($D = 0$) abgezogen wird (vgl. Abschnitt 3.3).

Abbildung 2.2.8.: Einkommensverluste infolge von Massenentlassungen



Quelle: Couch und Placzek (2010, S. 583)

Seit Mitte der 1990er Jahre liegen vergleichbare Untersuchungen für andere Länder und seit Ende der 1990er Jahre auch für Deutschland vor.[22] Diese Untersuchungen sind in ihren Ergebnissen uneinheitlich. Während Couch (2001) sowie Burda und Mertens (2001) nur geringe (und eher kurzfristige) Lohneinbußen konstatieren, kann die Gruppe der Entlassenen (trotz großer Effektheterogenität) nach Bender u. a. (2002) gar mit schwachen Lohnzuwächsen rechnen. Die im Vergleich zu den USA geringen Entlassungsfolgen werden mit Unterschieden in der Ausgestaltung der Arbeitsbeziehungen, der sozialen Sicherungssysteme sowie den makroökonomischen Rahmenbedingungen erklärt. So schreibt u.a. Couch (2001, S. 570):

> „There is a perception that protections for workers facing displacement, along with other institutional factors, make the labor market more rigid in Germany than in the United States. If so, one might expect that German workers who experience displacement would face substantially

22 Kuhn (2002b, S. xiii) führt die späte Beschäftigung mit den materiellen Folgen von Entlassungen auf das Fehlen von geeigneten Daten einerseits und von politischem Interesse andererseits zurück.

> diminished earnings and employment prospects relative to displaced workers in the United States. The empirical estimates produced in this paper suggest this is not true, although there are other dimensions in which the costs of displacement might appear, such as reduced corporate profits or higher national rates of unemployment."

Erweiterungen: die Folgen von Arbeitslosigkeit

Der Blick auf die institutionellen Rahmenbedingungen hat zu einer Verschiebung des Forschungsinteresses und einer breiteren Beschäftigung in den Sozialwissenschaften geführt: ging es ursprünglich vor allem um die Folgen von Massenentlassungen, so wird insbesondere in der vergleichenden Sozialstrukturforschung vermehrt zu den Folgen von Arbeitslosigkeit und den Wirkungen von sozialstaatlichen und arbeitsrechtlichen Regelungen geforscht. Arbeitslosigkeit wird in diesem Kontext als Trigger-Event verstanden, welches soziale (Abwärts-)Mobilität der betroffenen Personen, aber auch der damit verbundenen Haushalte induzieren kann (vgl. u.a. DiPrete und McManus 2000; Dieckhoff 2011; Kohler u. a. 2012). Sozialstaatliche Institutionen (wie z.B. Kündigungsschutz und Arbeitslosenversicherung) stehen einerseits im Zusammenhang mit dem Auftreten und der Verteilung dieses Ereignisses, andererseits moderieren sie dessen Effekte.

Tabelle 2.5.3 (siehe Seite 57) enthält eine Übersicht zu ausgewählten Arbeiten, die sich mit den beruflichen Konsequenzen von (Entlassung und) Arbeitslosigkeit für die davon direkt betroffenen Personen beschäftigen. Der Vollständigkeit halber wurden auch die zwei 'wegweisenden' Entlassungsstudien von Ruhm (1991) und Jacobson u. a. (1993a) sowie die bereits erwähnte Arbeit von Couch (2001) mit aufgenommen. Forschungsarbeiten, die sich mit den Folgen von Arbeitslosigkeit für die Haushalte und deren Anpassungsstrategien beschäftigen, werden nicht berücksichtigt. Darüber hinaus sind keine Arbeiten aufgeführt, die sich mit den Konsequenzen von Arbeitslosigkeit für die Gesundheit oder das Wohlbefinden (die Lebenszufriedenheit) beschäftigen (siehe hierzu Marcus 2013; Eliason und Storrie 2007; Salm 2009; Gordo 2006; Schmitz 2011; Young 2012).[23] Die Tabelle enthält Angaben zu den wichtigsten Variablen, der Analysestrategie, den Daten und den zentralen Ergebnissen.

Im Ergebnis weisen diese Untersuchungen auf dauerhafte, leichte bis mittelstarke negative (verzögerte) Effekte auf den Lohn und andere berufliche Merkmale hin. Diese Effekte variieren in Abhängigkeit von soziodemografischen sowie institutionellen und sozioökonomischen Rahmenbedingungen. Die Analysen von Gregory und Jukes (2001) und Kasten (2008) zeigen, dass die Dauer der Erwerbsunterbrechung

23 Die Liste der Forschungsarbeiten ist nicht vollständig. Von den mir bekannten Arbeiten wurde bspw. die von Schmelzer (2011) nicht berücksichtigt, da mir aus der Arbeit u.a. nicht ersichtlich war, wie Treatment- und Kontrollgruppen definiert sind.

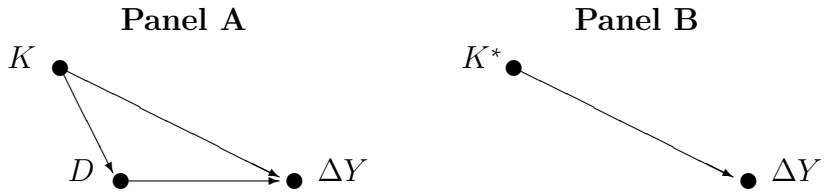
mit dem Lohn korreliert ist, Arulampalam (2001) findet hingegen keinen Effekt.[24] Folgt man Gregory und Jukes (2001), Burda und Mertens (2001) und Strauß und Hillmert (2011), so müssen ältere Personen und solche mit niedrigem Arbeitslosigkeitsrisiko (d.h. hohem beruflichen Status) im Durchschnitt größere Lohneinbußen hinnehmen. Da das Alter positiv mit der Dauer der Betriebszugehörigkeit und der Berufserfahrung korreliert und diese wiederum mit dem beruflichen Status und dem Erwerbseinkommen, ist eine mögliche Erklärung für dieses Phänomen der Verlust von Senioritätslöhnen und/oder betriebsspezifischem Humankapital. Auch scheint Arbeitslosigkeit unterschiedliche Konsequenzen für den Lohn von Männern und Frauen zu haben. Während nach Kasten (2008) west- und ostdeutsche Männer stärker unter einer Arbeitslosigkeit leiden als westdeutsche Frauen, sind nach Strauß und Hillmert (2011) die Frauen mit größeren Lohneinbußen konfrontiert. Nach Kasten (2008) ist jedoch nicht nur das Erhebungsgebiet sondern auch die Art der Erwerbsunterbrechung von Bedeutung (siehe dazu auch Beblo und Wolf 2003). Darüber hinaus scheint nach Arulampalam (2001) der Grund für den Arbeitsplatzverlust von Bedeutung zu sein. Verglichen mit Personen, die auf einem anderen Wege arbeitslos werden, müssen betriebsbedingt gekündigte[25] Arbeitnehmer geringere Lohneinbußen hinnehmen (vgl. auch Gibbons und Katz 1991).

Im Einklang mit den Entlassungsstudien finden Beblo und Wolf (2003), Dieckhoff (2011), Gangl (2006), Gregory und Jukes (2001), Kasten (2008) und Strauß und Hillmert (2011) Hinweise für einen mit der Wiederbeschäftigungszeit abnehmenden Effekt (Restaurationseffekt). Nur in der Untersuchung von Arulampalam (2001) nimmt der negative Effekt der Arbeitslosigkeit mit steigender Wiederbeschäftigungszeit in den ersten Jahren nach Arbeitslosigkeit zu, was möglicherweise daran liegt, dass nicht nur für die Zeit seit der Arbeitslosigkeit sondern auch für die Berufserfahrung kontrolliert wird. Der Restaurationseffekt wird in diesem Fall von dem positiven Effekt der Berufserfahrung überlagert (vgl. Abschnitt 3.4.3). Nach Gangl (2004), Gangl (2006) und Mooi-Reci (2012) hat die Höhe der Verfügbarkeit von Leistungen aus der Arbeitslosenversicherung einen positiven Einfluss auf den Lohn und den beruflichen Status bei Wiederbeschäftigung (vgl. jedoch die Arbeit von van Ours und Vodopivec 2008, die keinen Effekt finden). Dieckhoff (2011) und Gangl

24 Bei der kausalen Interpretation dieser Ergebnisse ist Vorsicht geboten (vgl. u.a.Heckman und Borjas 1980, S. 247). Das Problem ist unbeobachtete Heterogenität, die auch in Fixed-Effects-Regressionen nicht vollständig gelöst wird. Personen mit kurzen Dauern sind offensichtlich eher in der Lage, die Arbeitslosigkeit wieder zu verlassen. Die gleichen Eigenschaften können aber auch dazu führen, dass diese Personen auch bei längerer Arbeitslosigkeit weniger starke Lohneinbußen hätten (bspw. weil sie besser suchen). Aus einer *Difference-in-Differences* Perspektive (vgl. die Abbildung 2.2.8) müsste darüber hinaus auch die kontrafaktische Lohnentwicklung in Beschäftigung berücksichtigt werden.

25 So könnte die Definition von *displacement* von Arulampalam (2001) am ehesten übersetzt werden.

Abbildung 2.2.9.: Unterschied zwischen Entlassungs- und Arbeitslosigkeitsstudien



(2006) untersuchen darüber hinaus die Rolle weiterer Arbeitsmarktinstitutionen und finden Hinweise auf Unterschiede zwischen verschiedenen Wohlfahrtsregimen (siehe Abbildung 2.2.6).

2.2.3. Eine erste Kritik der Forschungspraxis

Ein Vergleich der Entlassungs- mit den Arbeitslosigkeitsstudien im Hinblick auf die Definition des Ereignisses (Treatment) lässt ein methodisches Problem aufscheinen, das bereits an dieser Stelle kurze Aufmerksamkeit verdient (und in Kapitel 3) ausführlich besprochen wird). Zu diesem Zweck ist es hilfreich, einen Blick auf die folgenden – stark vereinfachten – Pfaddiagramme zu werfen (vgl. Abbildung 2.2.9). Seien ΔY die Veränderung in einem relevanten Arbeitsplatzmerkmal (z.B. die Lohndifferenz), K der Arbeitsplatzverlust (bzw. der Kündigungsgrund) und D eine Arbeitslosigkeitsepisode. *Entlassungsstudien* untersuchen den Effekt von K auf ΔY, der sich aus dem direkten Effekt $K \longrightarrow \Delta Y$ und dem indirekten Effekt $K \longrightarrow D \longrightarrow \Delta Y$ ergibt. Geschätzt wird der Gesamteffekt der Entlassung für alle (beobachteten) Entlassenen. Wird für Phasen der Arbeitslosigkeit (bzw. der Nichterwerbstätigkeit) kontrolliert (so z.B. bei Topel 1990), so kann der direkte Effekt der Entlassung berechnet werden.

In den *Arbeitslosigkeitsstudien* wird bis auf eine Ausnahme das Treatment zwar als Arbeitslosigkeit bezeichnet, letztlich aber als Arbeitsplatzverlust mit anschließender Arbeitslosigkeit operationalisiert: jeder/m Arbeitslose/n, der/die zuvor gearbeitet hat, wurde (bzw. hat) gekündigt. Geschätzt wird in diesem Fall der gemeinsame Effekt von Arbeitsplatzverlust und Arbeitslosigkeit bzw. der 'totale' Effekt des Arbeitsplatzverlusts für diejenigen Personen, die auch arbeitslos werden. Das Diagramm in *Panel A* vereinfacht sich dann zu *Panel B*, wobei K^* als *Arbeitsplatzverlust mit anschließender Arbeitslosigkeit* konzipiert werden müsste (vgl. Gangl 2006, S. 997).

Um den 'direkten' Effekt der Arbeitslosigkeit zu identifizieren, muss jedoch (mindestens) für den Arbeitsplatzverlust kontrolliert werden. Dies geschieht nur bei Arulampalam (2001), die die betriebsbedingte von anderen Kündigungsarten unterscheidet und dann zusätzlich zu einem Hauptterm für Erwerbslosigkeit einen

Interaktionsterm für den Kündigungsgrund und die Erwerbslosigkeit in ihr Panelregressionsmodell mit aufnimmt. Ihren Schätzungen zufolge hat Arbeitslosigkeit in Folge einer betriebsbedingten Kündigung einen direkten Effekt von -3.4% und wiegt damit weniger schwer als Arbeitslosigkeit in Folge anderer Kündigungen. Auch einige andere Untersuchungen berücksichtigen den Kündigungsgrund. So beschränken sich bspw. Schmitz (2011), Salm (2009) und Marcus (2013) aus Gründen der exogenen Treatmentzuweisung auf Arbeitslose, die aufgrund einer Betriebsschließung ihren Arbeitsplatz verloren haben. Da sie jedoch nicht gleichzeitig die Kontrollgruppe auf Personen beschränken, die aus demselben Grund ihren Arbeitsplatz verloren haben und im Anschluss nicht arbeitslos wurden,[26] wird für den Arbeitsplatzverlust (K) letztendlich nicht kontrolliert.

Da diese Problematik für die Arbeit zentral ist, soll sie mit Hilfe einer weiteren Abbildung (eines Venn-Diagramms, Abbildung 2.2.10) illustriert werden. Seien **S** all jene Personen, die zwischen zwei Zeitpunkten kontinuierlich bei demselben Arbeitgeber beschäftigt sind (die *Stayer*), **C** diejenigen, die die ohne intervenierende Arbeitslosigkeit den Arbeitgeber wechseln können (die Kontrollgruppe bzw. *controls*) und **T** diejenigen, die den Arbeitsplatz verlieren bzw. aufgeben und erst nach einer Phase der Arbeitslosigkeit wieder in Beschäftigung finden (die Treatmentgruppe bzw. *treated*). Bis auf Arulampalam (2001) kontrollieren die aufgeführten Untersuchungen zu den Folgen von Arbeitslosigkeit nicht für den (bzw. die Art des) Arbeitsplatzverlust(es) und vergleichen damit Veränderungen in der Gruppe **T** mit Veränderungen in den Gruppen **C** und **S**. Der einfache Vergleich mit **S** kann aber nur Aufschlüsse bezüglich des Gesamteffektes von Arbeitsplatzverlust und Arbeitslosigkeit geben. Notwendig ist daher eine geeignete Kontrolle von K.[27]

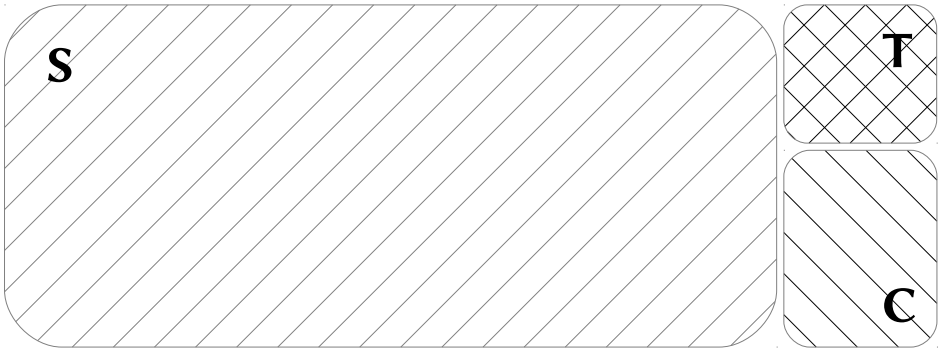
Da die Mechanismen, die üblicherweise zur Erklärung der Analyseergebnisse angeführt werden, je nach Konzeption und Operationalisierung des Treatments (Arbeitsplatzverlust und/oder Arbeitslosigkeit) ganz unterschiedliche Implikationen haben können, führt die Vermischung von Arbeitsplatzverlust und Arbeitslosigkeit darüber hinaus zu uneindeutigen bzw. unvollständigen Erklärungen ihrer Effekte. So führen bspw. Strauß und Hillmert (2011, S. 570) und Dieckhoff (2011, S. 235) als möglichen Grund für den negativen Effekt von Arbeitslosigkeit den Verlust von betriebsspezifischem Humankapital an. Dies ist jedoch eine Erklärung für Einkommensverluste in Folge eines dauerhaften Arbeitsplatzverlustes, der nicht zwingend mit Arbeitslosigkeit einhergehen muss.[28] Im folgenden Abschnitt zu den

26 Bzw. die Kündigungsgründe durch entsprechende Dummyvariablen in der Schätzung berücksichtigen.

27 Wie in Kapitel 3 dargelegt wird, ist der Ausschluss von Kündigungsgründen sowie die exakte Kontrolle der Kündigungsgründe (d.h. separate Vergleiche von C und T für unterschiedliche Ausprägungen von K) notwendig.

28 Im Sinne der Entlassungsstudien wird ein Arbeitsplatzverlust als dauerhaft bezeichnet, wenn nicht die Absicht oder Möglichkeit einer Rückkehr zum alten Arbeitgeber besteht. Bei zeitweisen

Abbildung 2.2.10.: Die 'richtige' Vergleichsgruppe



Erklärungsansätzen für die Folgen von Arbeitslosigkeit soll deshalb verstärkt auf diese differentiellen Wirkungen geachtet werden.

2.3. Gründe für die Folgen von Arbeitsplatzverlust und Arbeitslosigkeit

Die bisher beschriebenen Folgen von Arbeitsplatzverlust und Arbeitslosigkeit werden im Wesentlichen durch den Rückgriff auf ökonomische Theorien des Arbeitsmarkts erklärt. Verabschiedet man sich von den zentralen Annahmen des neoklassischen Basismodells des Arbeitsmarktes und geht im Gegenzug davon aus, dass sich eingeschränkt rationale, unvollständig informierte und in relevanten Merkmalen heterogene Arbeitskraftanbieter und -nachfrager koordinieren müssen, so kann Arbeitsplatzmobilität als Versuch verstanden werden, den eigenen (monetären) Nutzen im Angesicht von Unsicherheiten bei Vertragsabschluss und auch während des Bestehens eines Arbeitsvertrages zu optimieren (vgl. Sesselmeier u. a. 2009, S. 169 und Hinz und Abraham 2008, S. 23). Institutionen setzen den Marktteilnehmern Schranken im Hinblick auf die Vereinbarung von Löhnen (z.B. durch Tarifverträge oder gesetzliche Mindestlöhne) und das Schließen und Auflösen von Arbeitsverhältnissen (z.B. durch Regelungen zum Kündigungsschutz oder Vorgaben zu Mindestalter und -qualifikation). Darüber hinaus legen sie Alternativen zur entlohnten Erwerbstätigkeit fest.

Mit Blick auf die Entlassungsstudien fasst Fallick (1996, S. 9) die bisherige Diskussion über mögliche Ursachen wie folgt zusammen:

> „We expect displaced workers who become re-employed to receive lower rates of pay than they would have if they had not been displaced, for

Entlassungen handelt es sich nicht um dauerhafte Arbeitsplatzverluste.

> at least four reasons: loss of human capital specific to the job or sector; loss of a high-quality match between the worker and the job; loss of industrial or union wage premiums; and loss of seniority."

Die letzten beiden Gründe – Verlust von Lohnvorteilen, die mit der Zugehörigkeit zu einer Branche/Firma oder der Dauer der Betriebszugehörigkeit (Senioritätsentlohnung) einhergehen – spielen bei der Erklärung der verzögerten Folgen von Arbeitslosigkeit keine Rolle. Sie sind vielmehr die Folgen des Arbeitsplatzverlustes. Der Humankapitalansatz und die sog. Matching- oder Suchmodelle hingegen können einen Beitrag zur Erklärung der Folgen von Arbeitslosigkeit leisten. Darüber hinaus sind informationstheoretische Ansätze und in abgeschwächter Form auch insider-outsider-Modelle des Arbeitsmarktes von Bedeutung.

Tabelle 2.3.1 erfasst die drei zentralen Erklärungsansätze und die erwartbaren Wirkungen bei Arbeitsplatzverlust und Arbeitslosigkeit. Da dies zu einem späteren Zeitpunkt noch eine Rolle spielen wird, findet sich bereits an dieser Stelle die Unterscheidung zwischen freiwilligem (durch den Arbeitnehmer eingeleiteten) und unfreiwilligem (durch den Arbeitgeber eingeleiteten) Arbeitsplatzverlust.

Tabelle 2.3.1.: Drei zentrale Mechanismen und ihre möglichen Wirkungen

Mechanismus	**Arbeitsplatzverlust/-aufgabe** *freiwillig*	*unfreiwillig*	**Arbeitslosigkeit**
Humankapital (HK, vgl. Abschnitt 2.3.1)	Verlust von betriebs- und ggf. branchenspezifischen HK	Verlust von betriebs- und ggf. branchenspezifischen HK	Akkumulation von zusätzlichem HK unterbrochen; Entwertung des bestehenden HK's insb. in dynamischen Branchen und bei langer Arbeitslosigkeitsdauer
Stigma (vgl. Abschnitt 2.3.2)	positives Signal wahrscheinlich	negatives Signal wahrscheinlich, da Unsicherheit bzgl. des exakten Kündigungsgrund existiert	negatives Signal sehr wahrscheinlich; Stigma der Negativselektion (allerdings abhängig von regionalen Arbeitsmarktbedingungen)
Matching (vgl. Abschnitt 2.3.3)	Suche erfolgt bei bestehender Stelle → tendenziell lange Suchzeit und gute Verhandlungsposition	Suche erfolgt vor einer 'Drohkulisse' (Arbeitslosigkeit) → tendenziell kurze Suchzeit; Unterstützung durch die 'Arbeitsagenturen' möglich (auch vor Eintritt der Arbeitslosigkeit)	Suche erfolgt unter materiellem und sozialem Handlungsdruck → prinzipiell kurze Suchzeit, die sich bei Anspruch auf Arbeitslosengeld verlängert; schlechte Verhandlungsposition; Unterstützung durch die 'Arbeitsagenturen' kann positive Effekte auf Wiederbeschäftigungsergebnis haben → Unterstützung aber auch Zwang durch Eingliederungsvereinbarungen und die Möglichkeit von Sperrzeiten

2.3.1. Humankapital

In den Wirtschaftswissenschaften wird Humankapital als „das personengebundene Leistungsvermögen der Arbeitskräfte" bezeichnet, welches auf „Erziehung, Ausbildung und Berufserfahrung" basiert und den wesentlichen Faktor für die individuelle Arbeitsproduktivität darstellt (Gabler 2010, S. 206). In seiner grundlegenden Arbeit hat Becker (1962) dargelegt, warum und unter welchen Bedingungen Arbeitgeber und Arbeitnehmer Humankapitalinvestitionen tätigen. Sie tun dies in Erwartung von 'Bildungsrenditen', die die in der Gegenwart getätigten Bildungsinvestitionen (in Form von Zeit und Geld) langfristig amortisieren und übertreffen.

Unternehmen und Beschäftigte unterscheiden sich jedoch hinsichtlich ihrer Investitionsstrategien. So lohnt es sich nach Becker (1962, S. 13) für die Unternehmen nicht, in allgemeine (d.h. übertragbare) Fähigkeiten ihrer Beschäftigten zu investieren, da diese dadurch auch für andere Firmen einen höheren Wert erhalten und auf diese Weise – in vollkommenen Arbeitsmärkten – die Löhne im gleichen Maße wie die Produktivität steigen würden. Ein zusätzlicher Gewinn ergibt sich damit für die Firmen nicht. Investitionen in firmenspezifisches Humankapital hingegen sind im Interesse von beiden Seiten. Die Unternehmen profitieren von einem lokalen Produktivitätszuwachs und die Beschäftigten von höheren Löhnen, die daraus resultieren, dass die Unternehmen die Abwanderung spezifisch geschulter Mitarbeiter verhindern wollen (ebd. S. 20). Dieser Umstand findet u.a. in der Senioritätsentlohnung seinen Niederschlag (vgl. Franz 2013, S. 82 und den Absatz zu Matching). Scheidet eine Person aus einem Unternehmen aus, so wird mindestens ihr firmen- bzw. betriebsspezifisches Humankapital entwertet. Ob auch das aufgabenspezifische Humankapital entwertet wird, hängt davon ab, ob sie in der Lage ist, einen vergleichbaren Arbeitsplatz in einem anderen Unternehmen zu finden.

Für die Folgen von Arbeitslosigkeit ist von Bedeutung, dass das Humankapital einer Person einer permanenten Abschreibung unterliegt: die technische Entwicklung kann Wissensbestände obsolet werden lassen, Wissensbestände werden vergessen und praktische Routinen können 'einrosten'. In Zeiten der Arbeits- oder Erwerbslosigkeit werden Wissensbestände und Routinen nicht aktualisiert, ein 'learning-on-the-job' findet i.d.R. nicht statt (vgl. Franz 2013, S. 86, Kasten 2008, S. 42, Sesselmeier u. a. 2009, S. 17, Beblo und Wolf 2003, S. 561 und Arulampalam u. a. 2001, F577). Im Vergleich zu einer Person ohne Erwerbsunterbrechung sinkt damit c.p. die berufliche Produktivität einer Person. Sie muss sich wieder einarbeiten und ihre Wissensbestände 'auffrischen'. Es ist davon auszugehen, dass dies insbesondere auf lange Erwerbspausen zutrifft.

Die vorhergehenden Ausführungen sind zwar theoretisch plausibel und mögen mit unseren Alltagsbeobachtungen übereinstimmen, sie sind jedoch in mancher Hinsicht zu pauschal und Mangels geeigneter Daten empirisch nur schwer zu überprüfen (zum

letzten Punkt vgl. Ludwig-Mayerhofer 2008, S. 217). Zum einen können Perioden der Arbeitslosigkeit durch die Teilnahme an Bildungsmaßnahmen gekennzeichnet sein, die von Seite des Staates (seit 2003 mit dem Instrument des 'Bildungsgutscheins') gefördert werden (vgl. Koch u. a. 2011; Kühl u. a. 2013). Zum anderen sind nicht alle Berufe von einer rasanten technischen Entwicklung gekennzeichnet. Man kann also davon ausgehen, dass es eine große Heterogenität an Abschreibungsraten gibt. Letztlich spielt insbesondere in Deutschland das 'institutionalisierte' Humankapital (Bourdieu 1983), welches in Form von *zeitkonstanten* standardisierten Bildungstiteln vorliegt, eine besondere Rolle bei der Auswahl von Arbeitnehmern (vgl. Couch 2001, S. 561).[29]

Bedeutung für die vorliegende Arbeit

Der Verlust von Humankapital im Zuge einer Arbeitslosigkeitsepisode wird um so größer sein, je länger diese ist und je dynamischer die technologische Entwicklung im ausgeübten/erlernten Beruf einer Person ist. Dieser Humankapitalverlust wird vor allem in denjenigen Berufen zu Abwärtsmobilität führen, in denen die Bedeutung von Bildungstiteln im Vergleich zu weniger standardisierten Kenntnissen (Berufserfahrung) geringer ist.

2.3.2. Arbeitslosigkeit als Stigma

Die Lebensläufe und Arbeitszeugnisse von Bewerbern liefern den potentiellen Arbeitgebern zahlreiche Informationen, die diese verarbeiten und bewerten müssen. Zertifikate, Noten, (vermutete) Kündigungsgründe und Phasen der Arbeitslosigkeit sind Beispiele für solche Signale, die als Anhaltspunkte für die Passung und Produktivität der Kandidaten gesehen werden. Die Wahl eines ungeeigneten Kandidaten ist mit Kosten für das Unternehmen verbunden, so z.B. die entgangenen Gewinne, die eine Firma bei der Wahl einer geeigneteren Kandidatin erhalten hätte oder die Kosten, die mit der Einarbeitung des ungeeigneten Kandidaten und – im schlimmsten Fall – mit einer neuen Personalsuche einhergehen.

Ausgehend von der Überlegung, dass sich Firmen zuerst von ihren am wenigsten produktiven Mitarbeitern trennen, signalisiert bspw. eine personen- oder verhaltensbedingte Kündigung zukünftigen Arbeitgebern eine unterdurchschnittliche Produktivität der betroffenen Person (vgl. Gibbons und Katz 1991, S. 352f. die diese Annahme mit Daten des DWS überprüfen).[30] Personen mit häufigen oder

29 Die sogenannte 'screening'-Hypothese besagt, dass Zertifikate bei der Auswahl von geeigneten Bewerbern und deren Entlohnung mindestens genauso wichtig sind wie das tatsächlich vorhandene Humankapital (vgl. Riley 1979).

30 Da die Produktivität einer Person auch von ihrem Arbeitsplatz abhängt, ist der Informationsgehalt dieser Signale stets beschränkt. Bei der Unterscheidung zwischen personen- und

länger andauernden Arbeitslosigkeitsepisoden können wiederum unzureichende Fähigkeiten und/oder geringe Arbeitsmotivation unterstellt werden. Sie können von potentiellen Arbeitgebern als 'Negativauswahl' aufgefasst werden, die bereits in vorangegangenen Arbeitsverhältnissen und Bewerbungsverfahren aussortiert wurden (vgl. Ludwig-Mayerhofer 2008, S. 211). Arbeitslosigkeit ist in diesem Sinne ein Indikator für anderweitig nicht beobachtbare Unterschiede zwischen Bewerbern:

> „[A] firm may use the worker's unemployment history as a basis for statistical discrimination[31] if it thinks that unemployment duration provides a signal about otherwise unobservable components of the worker's productivity" (Vishwanath 1989, S. 488).

Hinweise hierfür findet Belzil (1995, S. 580) in seiner Untersuchung kanadischer Arbeitnehmer. Seinen Analysen zufolge nimmt die Lohnhöhe von Arbeitsangeboten an Arbeitslose mit zunehmender Arbeitslosigkeitsdauer leicht (um 4% für jede weitere Woche ab der zwölften Woche) ab. Gleichzeitig sinkt auch der Anspruchslohn der Arbeitslosen, wobei sich dieser Effekt zum Ende der möglichen Bezugsdauer von Arbeitslosenunterstützung verstärkt (ebd. S. 582).[32]

Mit Blick auf die Signalwirkung von Arbeitslosigkeit ist dreierlei zu ergänzen. Erstens kann vermutet werden, dass das Signal der Arbeitslosigkeit von dem des Kündigungsgrundes abhängt: einer Person die aus betrieblichen Gründen gekündigt wird, mag Verständnis für eine Periode der Umorientierung in Arbeitslosigkeit entgegengebracht werden. Arbeitslosigkeit in Folge einer verhaltensbedingten Kündigung scheint – trotz der kürzeren Kündigungsfristen – die These des unwilligen Arbeitnehmers hingegen nur zu bestärken (vgl. Kapitel 3.4). In diesem Zusammenhang spielt zweitens auch die Branche eine Rolle. In Branchen, die von starken saisonalen Auftragsschwankungen betroffen sind (z.B. in der Landwirtschaft oder dem Baugewerbe), sind zeitweise Entlassungen und dadurch regelmäßige Phasen der Arbeitslosigkeit nicht unüblich. Zweitens spielen bei der Bewertung von Kündigungsgründen und Arbeitslosigketsepisoden auch die makroökonomischen Rahmenbedingungen eine Rolle (vgl. Kosovich 2010). Demnach sinken der Informationsgehalt, den eine (personenbedingte) Kündigung enthält, oder das Stigma, das

verhaltensbedingter Kündigung ist in Deutschland von Bedeutung, ob der Arbeitnehmer seine Pflichten nicht erbringen kann oder 'will' (vgl. Schwamborn 2014, siehe dazu die Abschnitte 2.4 und 3.4).

31 Statistische Diskriminierung bedeutet, dass – unter den Bedingungen unvollständiger Information – jedem Individuen einer bestimmten Gruppe die (durchschnittlichen) Eigenschaften dieser Gruppe zugeschrieben werden. Statistische Diskriminierung spielt u.a. im Versicherungswesen eine starke Rolle (vgl. Moro 2008).

32 Um diesen Sachverhalt korrekt untersuchen zu können, würde eigentlich die Angebotshistorie – d.h. alle Lohnangebote für ein- und denselben Arbeitslosen – auf individueller Ebene benötigt. Ein Vergleich von unterschiedlichen Arbeitslosen mit unterschiedlichen Arbeitslosigkeitsdauern wird unter unbeobachteter Heterogenität leiden.

mit einer Arbeitslosigkeit verbunden ist, mit der Arbeitslosenquote in einer Region: je angespannter die Arbeitsmarktlage ist, desto höher sollte die durchschnittliche Produktivität der Entlassenen sein. Drittens scheint es nicht unplausibel, dass Kündigungsgrund und Arbeitslosigkeitsdauer auch von den Arbeitsvermittlern der Agenturen für Arbeit oder der Jobcenter als Produktivitätssignale verstanden werden. Dies sollte bspw. das Portfolio an angebotenen Maßnahmen beeinflussen.

Bedeutung für die vorliegend Arbeit

Arbeitslosigkeit signalisiert niedrige Produktivität, wenn sie wiederholt auftritt und lange andauert. Während die Häufigkeit nicht notwendiger Weise zu Lohnverlusten führt (der Lohn vor der letzten Arbeitslosigkeitsepisode wird bereits von vorangegangen Arbeitslosigkeitsepisoden und Kündigungen beeinflusst worden sein), sollte die Dauer ein deutliches *zusätzliches* Signal darstellen. Es ist anzunehmen, dass dieses Signal sowohl vom Kündigungsgrund als auch von den regionalen Arbeitsmarktbedingungen abhängt.

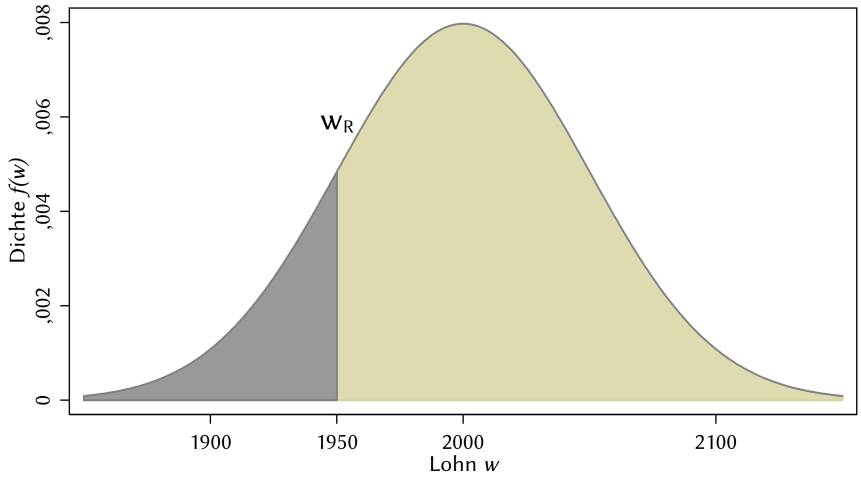
2.3.3. Matching- und Suchtheorien

Such- oder Matchingtheorien stellen einen weiteren Versuch dar, die Probleme des neoklassischen Basismodells bei der Erklärung des Arbeitsmarktgeschehens zu überwinden (siehe Abschnitt 2.3.1). Vergleichbar mit Mincer (1958) versucht Stigler (1962) die beobachtbare Lohnungleichheit im Fall von einheitlichen Bildungsabschlüssen zu erklären. Lohnungleichheit ist für ihn in erster Linie eine Folge von unvollständigen Informationen. Arbeitnehmer sind nicht in der Lage, alle potentiellen Arbeitgeber zu identifizieren, geschweige denn, die dort gezahlten Löhne sowie die Lohnentwicklung in Erfahrung zu bringen. In ihren Möglichkeiten zur Arbeitsplatzsuche beschränkt, entscheiden sie sich dafür, eine bestimmte Anzahl von Unternehmen zu kontaktieren, wobei deren Anzahl positiv von der erwarteten Dauer der Betriebszugehörigkeit abhängt (ebd. S. 98f.). Da die Lohnangebote für ein- und denselben Bewerber (bzw. allgemein: für ein Beschäftigungsprofil) eine gewisse Streuung aufweisen,[33] kann bereits die prinzipiell beschränkte Anzahl von Bewerbungen Lohnungleichheit erklären (ebd. S. 97). Diese ist dann eine Folge des Zufalls.

Die im Anschluss an Stigler (1962) entwickelten Suchtheorien lassen sich wie folgt beschreiben (zu den folgenden Ausführungen Franz 2013, S. 215f. Sesselmeier u. a. 2009, S. 159f. Gangl 2004 und Christensen 2003). Ausgangspunkt der

33 Dies kann eine Folge unvollständiger Informationen über den Arbeitnehmer oder auch lokaler Produktivitätsunterschiede sein.

Abbildung 2.3.11.: Exemplarische Lohn-Dichtefunktion mit und ohne Anspruchslohn (*anspruchslohn.do*)



Quelle: Eigene Darstellung nach Gangl (2004, S. 1327)

meisten Suchmodelle ist eine Arbeitslose,[34] die sich auf der Suche nach Arbeit mit einer bekannten (i.d.R. zeitkonstanten) Lohnverteilung mit der Dichte $f(w)$ konfrontiert sieht, aus der mit einer bestimmten (konstanten) Wahrscheinlichkeit (q) Lohnangebote generiert werden (vgl. Abbildung 2.3.11). Im einfachen Fall vollkommener Arbeitsmärkte spiegelt diese Verteilung nur „die jeweilige Qualifikation wider" (Sesselmeier u. a. 2009, S. 159), allerdings ist es realistischer von regional wie sektoral unterschiedlichen Lohnverteilungen auszugehen. Gleiches gilt für die Wahrscheinlichkeit q, die darüber hinaus auch von persönlichen Merkmalen der Arbeitssuchenden abhängt (vgl. Franz 2013, S. 216).

Liegt ein bestimmtes Jobangebot vor, so vergleicht die Arbeitssuchende die geschätzten Kosten (K) und die geschätzten Gewinne (G) einer weiteren Suche. Suchmodelle gehen davon aus, dass die beste Suchstrategie in der Bildung eines subjektiven Anspruchslohns w_R besteht, mit dem die Lohnangebote verglichen werden (vgl. Kiefer und Neumann 1989, S. 6). Bei der Bildung von w_R verknüpfen die Arbeitssuchenden die vorhandenen Informationen zur Lohnverteilung mit dem Wissen um ihre – für die weitere Suche wichtigen – Ressourcen und Verpflichtungen. Dazu zählen vor allem Lohnersatzleistungen und Suchkosten aber auch der

34 Dazu schreiben Atkinson und Micklewright (1991, S. 1683): „Most models of the labor market assume that spells of unemployment both start with entry from and end in exit to employment. It is clear that many spells do not fall into this category." Einige Autoren gehen davon aus, dass Arbeitslosigkeit die optimale Suchstrategie darstellt und jede Form der 'Sucharbeitslosigkeit' freiwillig ist, es also bei ausreichend niedrigem Lohn für jede Person eine Stelle gibt (vgl. Sesselmeier u. a. 2009, S. 161).

Gesundheitszustand, andere Suchressourcen, familiäre und andere Verpflichtungen (wie bspw. Schulden). Man geht davon aus, dass darüber hinaus auch eine Reihe von persönlichen Merkmalen den Anspruchslohn beeinflusst. Hierzu zählen u.a. die Ausbildungs- und Erwerbsbiographie (allen voran der letzte Lohn als Indikator für die eigene Produktivität), die Gegenwartsvorliebe für einen Arbeitsplatz (bzw. die Aversion gegen Arbeitslosigkeit) und die Risikobereitschaft (vgl. Pannenberg 2007).

Bei Existenz eines Anspruchslohns wird die Lohnverteilung gestutzt, d.h. Lohnangebote unterhalb des Anspruchslohns werden abgelehnt und die Verteilungsfunktion schrumpft auf den Bereich $F^*(w) = Pr(w_R \leq w) = \int_{w_R}^{\infty} f(w)dw$. Dadurch erhöhen sich c.p. sowohl der erwartete Lohn bei Wiederbeschäftigung ($E[w|w \geq w_R] = \int_{w_R}^{\infty} w \cdot f(w)dw$) als auch die Suchzeit im Vergleich zu einer Situation ohne Anspruchslohn (Franz 2013, S. 216f.).[35] Im Umkehrschluss bedeutet dies jedoch auch, dass die Wahrscheinlichkeit, ein hohes Lohnangebot zu erhalten, mit der Suchzeit steigt.

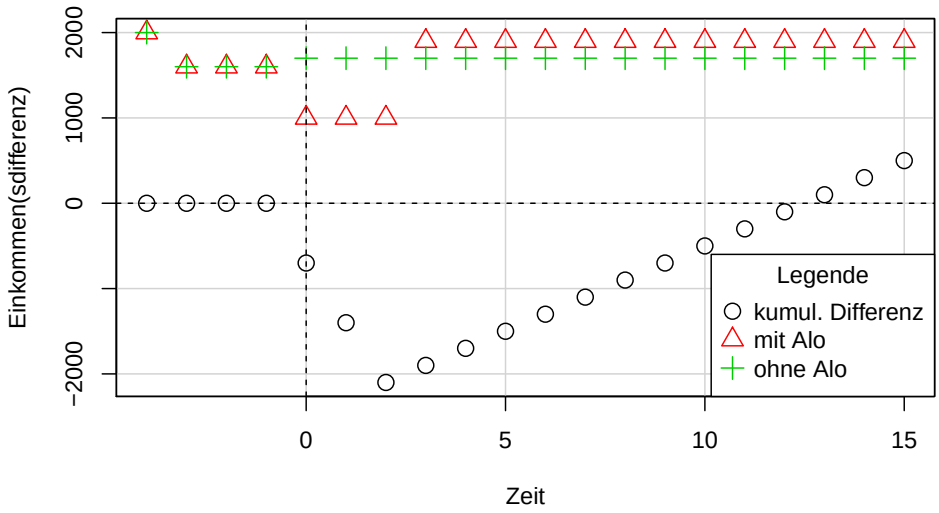
Arbeitslosigkeit heißt demnach Zeit zur Suche und ggf. zur Neuorientierung, die bei bestehendem Arbeitsverhältnis nicht im gleichen Maße vorhanden ist. Arbeitslosigkeit kann in diesem Sinne eine geeignete Suchstrategie (nach Arbeitsplatzverlust) darstellen. Anstatt innerhalb der Kündigungsfrist die erstbeste Stelle anzunehmen und von dort weiter zu suchen, entscheidet sich ein Teil der Gekündigten (und sogar der selbst Kündigenden) für eine ausgedehntere Suche, die zu einer besseren Passung von angebotenen und nachgefragten Qualifikationen und damit zu einer höheren Produktivität führen kann (vgl. Blau und Robins 1990, S. 638f.). Bei dieser Entscheidung spielen Lohnersatzleistungen (wie das Arbeitslosengeld) eine wichtige Rolle. Sie reduzieren die direkten Such- sowie die Opportunitätskosten, die der anspruchsberechtigten Arbeitslosen entstehen.

Ein Beispiel

Die vorangegangenen Überlegungen werden in der folgenden Abbildung 2.3.12 zusammengefasst. Auf der x-Achse ist die Zeit in Monaten abgetragen, auf der y-Achse die Löhne (in €) bzw. die kumulierte Differenz in den Löhnen für zwei Personen, die sich nur in ihren Suchstrategien unterscheiden sollen. Wie oft zu beobachten, kündigen sinkende Löhne den Arbeitsplatzverlust an. Person + ('ohne Alo') will die Arbeitslosigkeit vermeiden und findet sofort im Anschluss eine Beschäftigung zu einem Lohn, der 100 € über ihrem letzten Monatslohn liegt.

35 Die Erhöhung der Suchzeit kann man sich wie folgt vorstellen: 1. kann die Arbeitssuchende schlecht entlohnte Stellenofferten ignorieren. In Zeiten des Internets greifen viele Arbeitssuchende auf digitale Jobbörsen zurück, in denen komplexe Suchaufträge eingerichtet werden können. Sofern die Entlohnung als Suchkriterium eingerichtet wurde, werden unpassende Stellen automatisch aussortiert. 2. werden sich auch die Arbeitsagenturen mit Stellenangeboten zurückhalten, die die in den Zumutbarkeitsbestimmungen festgelegten Lohnuntergrenzen unterschreiten. Und 3. können natürlich auch (konkrete) Arbeitsangebote abgelehnt werden, für die die Arbeitssuchende sich in einem Auswahlverfahren qualifiziert hat.

Abbildung 2.3.12.: Mögliche Wirkung einer Arbeitslosigkeitsepisode gemäß den Vorhersagen von Suchmodellen (*sperrzeiten.R*)



Person △ ('mit Alo') sucht weitere drei Monate (in Arbeitslosigkeit) und schafft es einen um 200 € höheren Lohn als Person + zu erhalten. Da Person △ während der Arbeitslosigkeit ein Arbeitslosengeld von nur 1000 € bezieht, beträgt der monatliche Lohnvorsprung für Person + in dieser Zeit 700 € pro Monat. In drei Monaten hat Person + bereits 2100 € mehr verdient als Person △. Dieser kumulierte Lohnvorteil ist durch das bessere Suchergebnis von Person △ jedoch innerhalb eines Jahres verschwunden. Voraussetzung für die 'Aufholjagd' ist mithin die Unterstellung, dass es Person + nicht gelingt, auf eine bessere Stelle zu wechseln (weil sie zur Suche nicht so viel Zeit hat wie Person △, oder weil sie sich gar nicht auf die Suche begibt). Die Abbildung macht darüber hinaus deutlich, dass Lohnersatzleistungen eine längere Arbeitsplatzsuche aus der Arbeitslosigkeit überhaupt erst rentabel erscheinen lassen. Ohne Lohnersatzleistungen wäre die kumulierte Lohndifferenz nach den ersten drei Monaten mehr als vier Mal so hoch. Der Lohnabschluss von Person △ müsste demnach deutlich (um ca. 400 €) höher sein, um in einem vergleichbaren Zeitraum die Lohndifferenz zu Person + auszugleichen.

Matching und die Stabilität von Arbeitsverhältnissen

Matchingtheorien beschäftigen sich darüber hinaus auch mit der Frage, welche Konsequenzen der Abschluss von Arbeitsverträgen unter Unsicherheit hat. Da die Akteure mit zunehmender Dauer eines Arbeitsverhältnisses dessen Qualität besser einschätzen können, werden schlechte Zuordnungen „im Laufe der Zeit mit hoher Wahrscheinlichkeit wieder aufgelöst, während gute Zuordnungen überleben" (Hinz

und Abraham 2008, S. 25 siehe auch die einführenden Erläuterungen im vorhergehenden Abschnitt 2.3.2).[36] Arbeitgeber versuchen passende Arbeitnehmer u.a. durch höhere Löhne zum Verbleib im Unternehmen und zu hoher Arbeitsleistung zu motivieren (vgl. Hinz und Abraham 2008, S. 27 und Sesselmeier u. a. 2009, S. 207f.). Dies führt zu der oft beobachteten positiven Korrelation von Betriebszugehörigkeit und Löhnen und kann durch Senioritäts- oder Effizienzlohnmodelle weiter erklärt werden (siehe Franz 2013, S. 317f.). Ein Arbeitsplatzverlust ist für die Arbeitnehmer dann gleichbedeutend mit dem Verlust dieser lokalen Vorteile.

Der Kündigungsgrund und die Folgen von Arbeitslosigkeit

Kombiniert man Informationen zum Kündigungsgrund mit der Annahme der Matchingtheorien, dass vor allem die schlechten Zuordnungen aufgelöst werden, so lassen sich eine Reihe von Vorhersagen bezüglich der Gruppe der beobachteten Arbeitslosen treffen. Die zentrale Frage ist an dieser Stelle, wie die Zuordnung von den Parteien bewertet wird.

Kündigt der Arbeitnehmer (K_{AN}), so tut er dies in der Absicht, sich im Hinblick auf den Lohn oder andere berufliche Merkmale zu verbessern. Er muss davon ausgehen können, an anderer Stelle besser eingesetzt und/oder höher entlohnt zu werden. Mit hoher Wahrscheinlichkeit hat er bereits nach anderen Stellen gesucht und im Idealfall ein konkretes Lohnangebot vorliegen. Arbeitslosigkeit ($D = 1$) wäre in diesem Fall ein eher seltenes Ereignis und diese Personen machen nur einen kleinen Teil der Arbeitslosen mit vorheriger Beschäftigung aus.

Kündigt der Arbeitgeber (K_{AG}), ist das – mit Ausnahme von betriebsbedingten Kündigungen – ein Indiz dafür, dass ihm die Zuordnung weniger günstig erscheint als dem Arbeitnehmer.[37] Da der Arbeitgeber den Arbeitnehmer nicht zu den gleichen Bedingungen weiter beschäftigen kann oder will, ist ungewiss, ob der Gekündigte eine Beschäftigung zu gleichem oder höherem Lohn finden kann. Dies gilt insbesondere für Arbeitnehmer, die personen- oder verhaltensbedingt gekündigt wurden. Da gekündigte Arbeitnehmer im Vergleich zu den selbst kündigenden Arbeitnehmern weniger Zeit haben von ihrem (noch) bestehenden Arbeitsplatz aus nach einem neuen Arbeitsplatz zu suchen,[38] sind sie gleichzeitig häufiger in Arbeitslosigkeit zu beobachten.

36 Dieser Umstand vermag die überaus hohen Narben in den Displacement-Studien zu erklären. Da die Treatmentgruppe in diesen Untersuchungen auf Personen mit einer langen Betriebszugehörigkeit beschränkt wird, kann von einem guten Matching und somit von relativ höheren Lohneinbußen ausgegangen werden.

37 Sonst wäre der Arbeitnehmer dieser Entscheidung zuvorgekommen. Einzuwenden wäre hier, dass Unternehmen professioneller an solche Entscheidungen herangehen und nicht mit den gleichen existenziellen Risiken konfrontiert sind wie der Arbeitnehmer, der ohne neue Stelle in Aussicht seinen Arbeitsplatz nicht aufgeben wird.

38 Falls vorher keine Informationen über die Kündigungsabsicht des Arbeitgebers vorhanden sind, beträgt die Suchzeit 'on-the-job' in etwa die Kündigungsfrist.

Diese Überlegungen lassen sich wie folgt zusammenfassen. Seien w_0 der Lohn vor der Kündigung und w_1 der Lohn bei Wiederbeschäftigung (d.h. auf der neuen Stelle), so ergibt sich:

$$Pr(w_1 > w_0|K_{AN}) > Pr(w_1 > w_0|K_{AG}). \tag{2.3}$$

Arbeitnehmer, die selbst kündigen, haben demnach eine höhere Wahrscheinlichkeit für positive Lohnmobilität (d.h. größere Lohnzuwächse) als Arbeitnehmer, die gekündigt werden. Gleichzeitig gilt, dass durch den Arbeitgeber gekündigte Arbeitnehmer mit höherer Wahrscheinlichkeit in Arbeitslosigkeit zu beobachten sind:

$$Pr(D = 1|K_{AN}) < Pr(D = 1|K_{AG}). \tag{2.4}$$

Aus den genannten Gründen liegt es nahe, dass Untersuchungen der Folgen von Arbeitslosigkeit, die nicht für den Kündigungsgrund kontrollieren, den Lohneffekt von Arbeitslosigkeit (bedeutet: Arbeitsplatzverlust und Arbeitslosigkeit) unterschätzen (bzw. den den negativen Effekt 'überschätzen'). Seien $Pr(w_1 > w_0|K_{AN}) = 0,7$ und $Pr(w_1 > w_0|K_{AG}) = 0,3$. Seien weiterhin $Pr(D = 1|K_{AN}) = 0,2$ und $Pr(D = 1|K_{AG}) = 0,6$, so ergibt sich die (beobachtete) durchschnittliche Wahrscheinlichkeit für Lohngewinne nach Arbeitslosigkeit als: $0,7 \cdot 0,2 + 0,3 \cdot 0,6 = 0,32$. Grund für den niedrigen Wert ist die geringe Wahrscheinlichkeit für Lohnzuwächse unter den gekündigten Arbeitnehmern. Diese ist jedoch – wie gerade dargelegt – in erster Linie eine Folge des dauerhaften Arbeitsplatzverlustes.

Bedeutung für die vorliegende Arbeit

Arbeitslosigkeit ist zusätzliche Suchzeit. Aus der Perspektive der Matchingtheorien hat die Suchdauer einen positiven Einfluss auf die Suchergebnisse. Insofern kann Arbeitslosigkeit einen positiven Beitrag zur Qualität der Wiederbeschäftigung leisten. Ob positive (Suchdauer) oder negative (Stigma, Verlust von Humankapital) Effekte überwiegen, muss empirisch bestimmt werden. Dabei ist auch zu beachten, dass die Gruppe der Arbeitslosen vorrangig aus den gekündigten Arbeitnehmern mit einer erhöhten Wahrscheinlichkeit für Lohnverluste beim Übergang zwischen zwei Arbeitsplätzen bestehen wird.

2.4. Die Rolle institutioneller Faktoren

Die in Abschnitt 2.3 aufgeführten Theorien basieren auf mehr oder weniger abstrakten Annahmen über Arbeitsmärkte und das Verhalten der dort 'verhandelnden' Teilnehmer. Um diese Theorien für die vorliegende Untersuchung fruchtbar zu machen, ist es sinnvoll, sich die Ausgestaltung arbeitsmarktrelevanter Institutionen in Deutschland etwas genauer anzuschauen. Dabei ist zu beachten, dass nach

Kuhn (2002c, S. 9f.) zahlreiche Arbeitsmarktinstitutionen 'multidimensional' in dem Sinne sind, als dass sie vielfältige und mitunter widersprüchliche Wirkungen hervorbringen können. Diese institutionellen Aspekte werden bei der Entwicklung eines kausalen Modells in Abschnitt 3.4 wieder aufgegriffen.

2.4.1. Arbeits- und Tarifrecht

Institutionelle Regelungen, zu denen nicht nur Gesetze, sondern auch kollektive Vereinbarungen und freiwillige Normen gelten, beeinflussen maßgeblich die Bewegungen auf dem Arbeitsmarkt und die damit zusammenhängenden Möglichkeiten der Einkommenssicherung für Arbeitnehmer (vgl. Kuhn 2002c). Besonders wichtig sind Regelungen, die den Abschluss und die Aufhebung von Arbeitsverträgen betreffen. Das deutsche Arbeitsrecht ist nicht vollständig kodifiziert und stellt überwiegend zwingendes Recht dar, d.h. „abweichende Vereinbarungen sind [nur dann] möglich, wenn diese den Arbeitnehmer günstiger stellen" (Wichert 2014). Diese abweichenden Vereinbarungen können in Arbeitsverträgen, Betriebsvereinbarungen und Tarifverträgen niedergeschrieben werden. Gesetze stellen somit den Mindeststandard dar, der von den Vertragsparteien eingehalten werden muss.

Kündigungsschutz

Betrachtet man die Folgen des Arbeitsplatzverlustes, so spielen die Möglichkeiten zur Befristung und der Kündigungsschutz eine entscheidende Rolle. Befristungen sind nur in begründeten Ausnahmefällen oder grundlos für eine Höchstdauer von zwei Jahren bei Neueinstellung (sog. *sachgrundlose Befristung*) möglich. Wichtigster Grund für eine Befristung war in 2009 nach Berechnungen von Achatz u. a. (2012, S. 173) die „Beurteilung der Eignung für eine Festanstellung" (24%), dicht gefolgt von der „Unsicherheit [bezüglich] der wirtschaftlichen Entwicklung" (22%). In 2010 erfolgten bereits 46% aller Neueinstellungen befristet. Der Anteil befristeter Arbeitsverhältnisse lag im selben Jahr bei 9% (vgl. ebd., S. 167). Sie finden sich häufiger in Branchen, die hohe Nachfrageschwankungen aufweisen oder in denen nur saisonal gearbeitet werden kann, so u.a. in der Land- und Forstwirtschaft, im Gastgewerbe, aber auch im Bereich sozialer Dienstleistungen (vgl. ebd., S. 169). Da die Befristung eine wichtige Information über den möglichen Zeitpunkt der Beendigung des Arbeitsverhältnisses darstellt, sollten Personen in einem befristeten Arbeitsverhältnis einen längeren Vorlauf für die Arbeitssuche haben, was schnellere Übergänge in ein anderes Arbeitsverhältnis und damit niedrigere Arbeitslosigkeitsdauern mit sich bringen sollte.[39]

39 Das ist auch der Grund dafür, dass die Entlassungsstudien eine lange Betriebszugehörigkeit zum Kriterium für die Untersuchungsgruppe machen. Personen mit einer langen Betriebszugehörigkeit sind mit hoher Wahrscheinlichkeit nicht befristet beschäftigt (vgl. Kuhn 2002c, S.

Ist das Arbeitsverhältnis nicht befristet und sind eine Reihe weiterer Bedingungen erfüllt,[40] so ist nach §1, Artikel 1 des Kündigungsschutzgesetzes (KSchG in der Fassung vom 17.7.2017) eine „Kündigung des Arbeitsverhältnisses gegenüber einem Arbeitnehmer [...] rechtsunwirksam, wenn sie sozial ungerechtfertigt ist". §1, Artikel 2 KSchG legt fest, dass die Kündigung (u.a.) dann sozial ungerechtfertigt ist, „wenn sie nicht durch Gründe, die in der Person oder in dem Verhalten des Arbeitnehmers liegen, oder durch dringende betriebliche Erfordernisse, die einer Weiterbeschäftigung des Arbeitnehmers in diesem Betrieb entgegenstehen, bedingt ist". Damit sind die Handlungsmöglichkeiten der Arbeitgeber eingeschränkt, denn bei rechtsunwirksamer Kündigung müssen die Arbeitnehmer (zumindest theoretisch) weiter beschäftigt werden.

Ist eine Kündigung sozial gerechtfertigt, ergeben sich daraus für den Arbeitnehmer je nach Kündigungsgrund unterschiedliche Konsequenzen. Im Falle einer ordentlichen Kündigung, muss der Arbeitgeber Kündigungsfristen einhalten, die umso länger sind, je länger das Beschäftigungsverhältnis besteht. Die Grundkündigungsfrist beträgt vier Wochen, die maximale Kündigungsfrist sieben Monate (vgl. ifb 22.10.2014). Je länger die Kündigungsfrist, umso länger die Suchzeit vor dem Eintreten der Arbeitslosigkeit. Damit sinkt c.p. die Wahrscheinlichkeit in Arbeitslosigkeit beobachtet zu werden.

Bei *betriebsbedingten Kündigungen* müssen Arbeitgeber nach §1, Absatz 3 KSchG eine (Sozial-)Auswahl unter vergleichbaren Arbeitnehmern des gleichen Ranges treffen. Bei dieser Auswahl müssen seit dem 1. Januar 2004 die Dauer der Betriebszugehörigkeit, das Alter, die Unterhaltspflichten und der Grad der Behinderung berücksichtigt werden. Sieht man – wie die Matchingtheorien – die Dauer der Betriebszugehörigkeit als Indikator für die Güte der Zuordnung, so scheint ein Teil der Regelungen zur Sozialauswahl den dort unterstellten Mechanismus (schnellere Auflösung der weniger guten Zuordnungen) noch zu verstärken. Insgesamt ist zu erwarten, dass sich jüngere Personen mit einer hohen Reintegrationsneigung (und womöglich niedrigeren Entlassungsfolgen) häufiger unter den Arbeitssuchenden finden, als dies ohne Bestand dieser Regelungen der Fall sein würde (vgl. Couch 2001, S. 562). Gleichzeitig begrenzt diese Art der Sozialauswahl den Informationsgehalt, den die Kündigung hinsichtlich der Produktivität der Entlassenen enthält (siehe Abschnitt 2.3.2). Erfolgt die Kündigung aufgrund dringender betrieblicher Erfordernisse, so hat der Arbeitnehmer nach §1a KSchG in einigen Fällen Anspruch auf eine Abfindung, die die Dauer Arbeitsverhältnisses berücksichtigen sollte (vgl. Felser 2014). Darüber hinaus besteht die Möglichkeit, dass die mit den Arbeitnehmervetretungen ausgehandelten Sozialpläne Lohnfortzahlungen sowie

17).

40 So müssen im Betrieb mehr als zehn Mitarbeiter beschäftigt sein und das Arbeitsverhältnis bereits sechs Monate ohne Unterbrechung andauern.

Weiterbildungs- und andere Integrationsmaßnahmen vorsehen, die positive Effekte auf den Verlauf und das Ergebnis der Arbeitsplatzsuche haben sollten.

Eine *personenbedingte Kündigung* liegt dann vor, „wenn die Quelle der kündigungsrechtlich relevanten Störung vom Arbeitnehmer nicht gesteuert werden kann" (Kuschel o.J. S. 1), der Arbeitnehmer somit „aufgrund seiner individuellen Eigenschaften und Fähigkeiten seine Arbeitsleistung nicht mehr erbringen kann" (Hensche 2011a). In diesem Fall müssen ebenfalls die Kündigungsfristen eingehalten werden. Dies ist bei einer *verhaltensbedingten Kündigung* i.d.R. nicht der Fall. Arbeitgeber können ihre Angestellten (nach Abmahnung) fristlos kündigen, „wenn [diese] ihre arbeitsvertraglichen Pflichten schuldhaft erheblich verletzen" (ifb 22.10.2014). Eine fristlose Kündigung führt darüber hinaus zu einer Sperrfrist von 12 Wochen beim Bezug von ALG I (Hensche 2011b). Das Gleiche gilt, wenn das Arbeitsverhältnis von Seiten des Arbeitnehmers (im Rahmen der oben genannten Kündigungsfristen) gekündigt wird und der Arbeitnehmer nicht rechtzeitig (d.h. ohne arbeitslos zu werden) einen neuen Arbeitsplatz finden kann. In beiden Fällen wird nach §159 Drittes Buches Sozialgesetzbuch (SGB III, in der Fassung vom 17.7.2017) davon ausgegangen, dass der (dann) Arbeitslose „vorsätzlich oder grob fahrlässig die Arbeitslosigkeit herbeigeführt hat". Da die Lohnersatzleistung eine längere Suche (und ein besseres Suchergebnis) ermöglicht, könnte deren Reduzierung (durch Sperrzeiten) c.p. zu kürzeren Suchdauern und schlechteren Suchergebnissen führen. Darüber hinaus haben fristlos Gekündigte keine Zeit für eine Arbeitsplatzsuche von ihrem (nur noch sehr kurz) bestehenden Arbeitsplatz aus.

Da der Betriebsrat vor jeder Kündigung angehört werden muss und er diese verhindern oder aber verzögern kann, sollte die Existenz eines solchen die Suchzeit in Arbeitslosigkeit tendenziell reduzieren, denn es ist davon auszugehen, dass die betroffenen Personen früher informiert werden und damit länger von ihrer (noch) bestehenden Stelle aus nach einem neuen Arbeitsplatz suchen können (vgl. ifb 22.10.2014).

Tarifrecht

Arbeitnehmer und Arbeitgeber haben nach §9, Abs. 3 des Grundgesetzes (in der Fassung vom 11.7.2012) „[d]as Recht, zur Wahrung und Förderung der Arbeits- und Wirtschaftsbedingungen Vereinigungen zu bilden" und gemeinsam verbindliche Vereinbarungen zu den genannten Bereichen auszuhandeln (Tarifautonomie). Diese Vereinbarungen erscheinen in Form von Tarifverträgen. Nach §1, Abs. 1 des Tarifvertragsgesetzes (TVG in der Fassung vom 11.8.2014) regelt ein Tarifvertrag „die Rechte und Pflichten der Tarifvertragsparteien[41] und enthält Rechtsnormen, die den Inhalt, den Abschluß und die Beendigung von Arbeitsverhältnissen sowie

41 Tarifvertragsparteien sind nach §2, Abs. 1 TVG „Gewerkschaften, einzelne Arbeitgeber sowie Vereinigungen von Arbeitgebern".

betriebliche und betriebsverfassungsrechtliche Fragen ordnen können". Dabei darf bei den Vereinbarungen nicht gegen geltendes Arbeitsrecht verstoßen werden. Tarifverträge setzen Mindeststandards, abweichende Regelungen sind nach §4, Abs. 3 nur „zugunsten des Arbeitnehmers" möglich.

Ein Tarifvertrag gilt solange, bis er durch einen neuen ersetzt wird oder abläuft. An den Tarifvertrag sind prinzipiell alle an dessen Aushandlung beteiligten Tarifvertragsparteien gebunden. Damit sind zumindest theoretisch die nicht gewerkschaftlich organisierten Arbeitnehmer von solchen Regelungen ausgenommen. Dieser fehlende Rechtsanspruch spielt in der Praxis eher selten eine Rolle (vgl. Franz 2013, S. 245). Dies hat vier Gründe:

1. Haus- oder Firmentarifverträge werden i.d.R. für alle Beschäftigten abgeschlossen. In 2012 waren nach Angaben von Bispinck u. a. (2014, Tab. 1.7) 8% der Beschäftigten an einen solchen Tarifvertrag gebunden.

2. In zahlreichen Arbeitsverträgen wird auf Tarifverträge Bezug genommen (vgl. Franz 2013, S. 245).

3. Nach §5 TVG kann das Bundesministerium für Arbeit und Soziales „einen Tarifvertrag [...] auf gemeinsamen Antrag der Tarifvertragsparteien für allgemeinverbindlich erklären". Von dieser Möglichkeit wird jedoch immer seltener und fast nur noch im Hinblick auf Manteltarifverträge Gebrauch gemacht (vgl. Schulten und Bispinck 2013, S. 761).

4. Starke Lohndifferenziale in einzelnen Unternehmen, die einem Branchentarifvertrag unterliegen, würden – sofern davon Kenntnis besteht – den Gewerkschaften Zulauf verschaffen.

Für die vorliegende Arbeit von Bedeutung ist die regionale bzw. strukturelle Variation in der Tarifgebundenheit, die vor allem vom Organisationsgrad von Arbeitnehmern und -gebern abhängt. Da (Lohn- und Gehalts-) Tarifverträge die Löhne bzw. deren Entwicklung weitestgehend festlegen, ist berufliche Abwärtsmobilität aufgrund eines Arbeitsplatzverlustes bzw. von Arbeitslosigkeit in Branchen mit hoher Tarifgebundenheit seltener zu erwarten als in Branchen mit niedriger Tarifgebundenheit.[42] In den folgenden Branchen waren 2012 deutschlandweit weniger als 50% der Beschäftigten direkt an einen Tarifvertrag gebunden (vgl. Bispinck u. a. 2014, Tab. 1.7):

- Kommunikation und Information,
- Landwirtschaft u.a.,

42 Voraussetzung ist eine Beschäftigung in derselben Branche.

- Gastgewerbe & sonst. Dienstleistungen sowie,
- Einzel- und Großhandel.

Eine besonders hohe Tarifbindung gibt es im öffentlichen Sektor sowie in der Energie-, Wasser- und Abfallwirtschaft (inkl. Bergbau) und den Finanz- und Versicherungsdienstleistungen. Dabei ist jedoch zu beachten, dass Organisationsgrad und Tarifbindung in den neuen Bundesländern mitunter sehr deutlich unter denen in den alten Bundesländern liegen. Zwar orientieren sich auch zahlreiche nicht-tarifgebundene Unternehmen an bestehenden Tarifverträgen, „das durchschnittliche Lohnniveau liegt in diesen Unternehmen jedoch deutlich unterhalb dessen, was tarifgebundene Unternehmen bezahlen" (Schulten und Bispinck 2013, S. 758).

Da der flächendeckende gesetzliche Mindestlohn in Deutschland erst ab 2015 geregelt ist, spielt er für die vorliegende Arbeit keine Rolle.

Bedeutung für die vorliegende Arbeit

Die bisherigen Ausführungen haben gezeigt, dass bei der Untersuchung der Folgen von Arbeitslosigkeit nicht nur Individual-, sondern auch betriebliche Merkmale berücksichtigt werden müssen. Von der Größe des Unternehmens hängt ab, ob das KschG zur Anwendung kommt. Außerdem steigt mit der Unternehmensgröße die Wahrscheinlichkeit für einen Betriebsrat. Je nach Branchenzugehörigkeit variiert die Wahrscheinlichkeit für kollektive Regelungen auf Unternehmens- oder Branchenebene. Tarifverträge beschränken die Möglichkeiten der Arbeitgeber die Löhne individuell zu verhandeln. Die beobachtete Lohnmobilität sollte dementsprechend bei Gültigkeit eines Branchentarifvertrags und bei Wiederbeschäftigung in derselben Branche (und evtl. Region) geringer ausfallen als in einer Situation ohne Tarifverträge. Mit Blick auf das KschG müssen auch Merkmale des Arbeitnehmers (Dauer der Betriebszugehörigkeit, Alter) berücksichtigt werden.

2.4.2. Unterstützung bei Arbeitslosigkeit

Wie bereits dargelegt, lässt sich aus Suchtheorien die Annahme ableiten, dass die Verfügbarkeit von Lohnersatzleistungen prinzipiell zu längeren Suchdauern und veränderten Suchergebnissen führt.[43] Gleichzeitig stellen sie eine Art Lohnuntergrenze dar, die nur dann unterschritten wird, wenn Nichtlohncharakteristika der Arbeitsaufnahme und des Arbeitsplatzes berücksichtigt werden.

43 Während anfangs die positiven Effekte überwiegen sollten, führt eine zu lange (bzw. stark verlängerte) Suchdauer aufgrund des zunehmenden Humankapitalverlusts und des damit verbundenen Stigmas eher zu negativen Effekten.

> „In labor market terms [...] relief systems perform a systemic function by placing a floor under the process of competition, thereby limiting the extent to which workers can be played off against one another to the detriment of their bargaining position" (Peck 2001, S. 39, vgl. auch Osiander 2010, S. 239).

Lohnersatzleistungen können somit, wie u.a. Gangl (2004) darlegt, eine Lebensstandardsicherung über den monetären Wert dieser Leistungen (d.h über die Arbeitslosigkeit) hinaus begünstigen und die individuelle Einkommensvolatilität im Lebensverlauf reduzieren. Betrachtet man das System der Arbeitslosenunterstützung (AU), so spielen nicht nur die Höhe und die mögliche Bezugsdauer von Sozialleistungen für Arbeitslose, sondern auch weitere Sicherungsziele (bspw. Erhalt des Humankapitals), Sanktionen im Bezug und die Voraussetzungen für den Bezug von Leistungen eine wichtige Rolle. Hier hat sich im Untersuchungszeitraum in Deutschland einiges geändert.

Höhe und mögliche Dauer des Bezugs

Deutschland galt mit Blick auf die Arbeitslosenunterstützung (AU) als konservativer Wohlfahrtsstaat, der durch eine umfassende Sozialversicherung eine Lebensstandard- und Statussicherung auf hohem Niveau erreichen konnte (vgl. Fleckenstein 2008, S. 176). Der Bezug von Sozialleistungen hing stark von der Integration in den Arbeitsmarkt ab, es galt (und gilt) das (modifizierte) Äquivalenzprinzip, dem zufolge die Höhe der individuellen Leistungen unmittelbar von der „Höhe des individuellen versicherungs- und beitragspflichtigen Arbeitsentgelts bzw. der zuvor eingezahlten Beiträge" abhängt (Bäcker u. a. 2008, S. 297f.).

Bis zum Jahre 2005 existierten im System der AU drei Transferarten: Arbeitslosengeld, Arbeitslosenhilfe und Sozialhilfe. Anspruch auf *Arbeitslosengeld* (ALG bzw. seit 2005 ALG I), haben all jene Arbeitnehmer, die im Rahmen einer Anwartschaftszeit in ausreichendem Umfang erwerbstätig sind, sich beim Arbeitsamt (rechtzeitig) arbeitslos melden und für eine Arbeit von einem gewissen Umfang zeitnah zur Verfügung stehen (siehe Abschnitt 2.1). Wie Tabelle 2.4.2 zu entnehmen ist, wurden die maximalen Bezugsdauern in den letzten 20 Jahren mehrfach im Rahmen von einzelnen Reformen (z.B. des Arbeitsförderungsgesetzes) verändert. Dabei ist zu berücksichtigen, dass die tatsächliche Bezugsdauer nicht nur vom Alter, sondern auch von der Dauer der versicherungspflichtigen Arbeitsverhältnisse (innerhalb einer Rahmenfrist) abhängt, welche der Arbeitslosigkeit vorausgehen.

Das ALG (I) ist eine Leistung nach dem Dritten Buch Sozialgesetzbuch (SGB III). Es wird aus den Beiträgen der Arbeitnehmer und Arbeitgeber zur Arbeitslosenversicherung gezahlt. Bei der Berechnung der Lohnersatzraten werden die Nettoerwerbseinkommen zugrunde gelegt. Die Lohnersatzraten wurden 1994 auf

Tabelle 2.4.2.: Veränderungen in den maximalen Bezugsdauern von ALG (I)

	Altersgrenze in Jahren										
Gültigkeitszeitraum	42	44	45	47	49	50	52	54	55	57	58
1987-1997	18	20	20	20	26	26	26	32	32	32	32
1997-2006	12	12	18	22	22	22	26	26	26	32	32
2006-2007	12	12	12	12	12	12	12	12	18	18	18
Ab 2008	12	12	12	12	12	15	15	15	18	18	24

Quelle: eigene Darstellung nach Angaben von Pimpertz und Schäfer (2009) und Steffen (2009, S. 9)

67% für Personen mit Kindern bzw. 60% für Personen ohne Kinder gesenkt und verharren seitdem auf diesem Niveau (vgl. Steffen 2009, S. 24 und Bundesagentur für Arbeit 2011, S. 45).

Personen, deren Anspruch auf ALG ausgelaufen war, hatten bis Ende 2004 Anspruch auf die ebenfalls lohnabhängige, aber bedürftigkeitsgeprüfte *Arbeitslosenhilfe* (Alh) nach SGB III. Diese wurde unbefristet aus Steuermitteln gezahlt, musste jedoch jährlich neu beantragt werden. Die Lohnersatzrate der Alh belief sich ab 1994 auf 57% für Personen mit Kindern und 53% für Personen ohne Kinder (vgl. Steffen 2009, S. 24). Erwerbsfähige Personen, die die Voraussetzungen zum Bezug von ALG oder Alh nicht erfüllten, konnten *Sozialhilfe* (auch Hilfe zum Lebensunterhalt genannt) beziehen, die ihren Ursprung im Bundessozialhilfegesetz von 1961 hat und als letztes soziales Netz eigentlich nur der Überbrückung von Notlagen dienen sollte (vgl. Bäcker u. a. 2008, S. 313). Tatsächlich waren jedoch durch die steigende Arbeitslosigkeit immer mehr Menschen auf die steuerfinanzierte Arbeitslosen- und Sozialhilfe angewiesen. So gab es im Jahresdurchschnitt 2004 rund 2,2 Mio. Arbeitslosenhilfebezieher (vgl. Bäcker u. a. 2008, S. 337).

Mit dem vierten *Gesetz für moderne Dienstleistungen am Arbeitsmarkt* (Hartz IV) wurde die Arbeitslosenhilfe abgeschafft und eine besondere Grundsicherung für Arbeitslose (nach SGB II) eingeführt, die sich am Sozialhilfeniveau orientiert(e) (vgl. Becker und Hauser 2006, S. 10). Anspruch auf dieses bedürftigkeitsgeprüfte Arbeitslosengeld II (ALG II) haben Personen im Alter von 15 bis 65 Jahren, die erwerbsfähig oder bereits erwerbstätig sind und ihren Bedarf sowie den der Angehörigen nicht aus eigenen Mitteln und Kräften decken können, „so insbesondere durch Aufnahme einer zumutbaren Arbeit und aus Einkommen und Vermögen" (Bäcker u. a. 2008, S. 339). Diese Personen erhalten Geld-, Sach- und Dienstleistungen, die zur Sicherung des Lebensunterhalts und zur Förderung der Wiederbeschäftigung bestimmt sind. Die Höhe der pauschalierten Regelleistungen entspricht der Höhe

der Hilfe zum Lebensunterhalt und belief sich 2011 auf 364 € für den Haushaltsvorstand. Weitere nicht erwerbsfähige hilfebedürftige Personen im Haushalt erhalten einen Anteil am Regelsatz (das Sozialgeld).[44] Hinzu kommen noch die Kosten für die Warmmiete sowie Zuschläge für Mehrbedarfe (vgl. Bäcker u. a. 2008, S. 525 und Bundesagentur für Arbeit 2011, S. 46).[45] Ob der auf Basis der Regelsätze errechnete Gesamtbedarf tatsächlich ausgezahlt wird, hängt vom Ausgang der Bedürftigkeitsprüfung ab. Hierbei werden Einkommen und Vermögen aller Mitglieder der Bedarfsgemeinschaft zu Grunde gelegt. Übertreffen diese die gesetzlich fixierten Freibeträge, so wird der Gesamtbedarf entsprechend reduziert (vgl. Bäcker u. a. 2008, S. 341).

Die Einführung des ALG II war im Schnitt mit Einkommensverlusten für die vormaligen Bezieher von Alh verbunden (vgl. Becker und Hauser 2006 sowie Goebel und Richter 2007). Darüber hinaus galten für die Bezieher von Alh andere Zumutbarkeitsregeln und eine weniger strenge Bedürftigkeitsprüfung (vgl. Bäcker u. a. 2008, S. 338).

Sanktionen und Zumutbarkeitsbestimmungen

In das System der Arbeitslosenversicherung und der Grundsicherung sind Sanktionsmechanismen eingebaut, die einen Leistungsmissbrauch verhindern sollen. So haben die zuständigen Behörden die Möglichkeit, den Bezug des Arbeitslosengelds I und II für einen Zeitraum von einer bis zu zwölf Wochen zu sperren oder das ALG II um einen gewissen Betrag (üblich sind 30% für drei Monate) herabzusetzen.

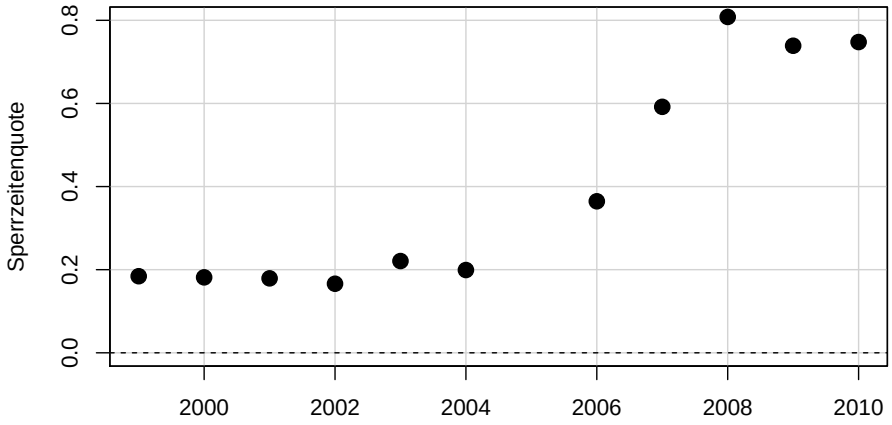
Die diesen Sanktionen zu Grunde liegenden Tatbestände sind gesetzlich festgeschrieben und wurden seit Mitte der 1990er Jahre, vor allem aber im Rahmen der Hartz-Gesetzgebung zunehmend verschärft. Sperrzeiten bzw. Kürzungen im Leistungsbezug werden seit 2005 nicht nur im Fall einer Arbeitsaufgabe „ohne wichtigen Grund", einer arbeitgeberseitigen Kündigung wegen vertragswidrigem Verhalten, der „Ablehnung einer zumutbaren Arbeit" oder der Ablehnung bzw. dem Abbruch einer „zumutbaren beruflichen Eingliederungsmaßnahme" verhängt, sondern auch im Fall von „unzureichenden Eigenbemühungen zur Beendigung der Arbeitslosigkeit" (Verstoß gegen die Eingliederungsvereinbarung), bei nicht-Erscheinen zu festgeschriebenen Terminen (Meldeversäumnis, §309 SGB III) und bei „verspäteter Arbeitsuchendmeldung" (Bundesagentur für Arbeit 2011, S. 46).

Überschreiten die Sperrzeiten einer Person mehr als 24 Wochen (1998) bzw. 21 Wochen (2006), so erlischt der Anspruch auf ALG I vollständig (vgl. Steffen

44 Voll erwerbsgeminderte Personen haben weiterhin Anspruch auf Sozialhilfe oder eine andere Grundsicherung nach SGB XII (Bäcker u. a. 2008, S. 314).

45 Eine Übersicht über die aktuell anerkannten Bedarfe für unterschiedliche Haushaltstypen findet sich bei Bäcker (2014).

Abbildung 2.4.13.: Durchschnittliche Anzahl von Sperrzeiten pro Arbeitslosengeldempfänger (*sperrzeiten.R*)



Quelle: eigene Berechnung und Darstellung nach Daten der Bundesagentur für Arbeit (2011)

2009, S. 43 und IAB 2006, S. 1).[46] Die Person kann in diesem Fall Leistungen nach SGB II beziehen, muss jedoch auch hier mit Abschlägen rechnen, sofern die Sperrzeiten noch nicht abgegolten sind. Darüber hinaus zahlt die Agentur für Arbeit in dieser Zeit keine Beiträge zur Sozialversicherung, weshalb sich die Betroffenen freiwillig weiterversichern müssen (vgl. Bäcker u. a. 2008, S. 526). Seit 2003 liegt darüber hinaus „die Darlegungs- und Beweislast für die Beurteilung eines wichtigen Grundes, der eine Sperrzeit abwenden kann, nicht mehr bei der Arbeitsagentur sondern beim Arbeitslosen, wenn der Grund in seiner Sphäre oder in seinem Verantwortungsbereich liegt" (ebd.). Dass diese Bestimmungen nicht ohne Wirkung blieben, zeigt Abbildung 2.4.13 zur Häufigkeit von Sperrzeiten nach §159 SGB III.[47]

Es ist zu erkennen, dass seit 2006 deutlich mehr Arbeitslosengeldbezieher von Sperrzeiten betroffen sind. Dass die durchschnittlichen Sperrzeiten seit 2008 nicht mehr steigen, könnte auf die Neuregelung der Tatbestände, ein verändertes Sanktionsverhalten nach der Wirtschaftskrise oder eine Anpassung an die neuen Regeln seitens der Arbeitslosengeldbezieher zurückgeführt werden. Im Jahr 2010 wurden

46 „Für die Summenbildung von 21 Wochen [...] werden für neue Alg-Ansprüche ab Februar 2006 auch Sperrzeiten wegen Arbeitsaufgabe berücksichtigt, die mit der Entstehung des Alg-Anspruchs eintreten (bisher: nur Sperrzeiten nach Entstehung des Alg-Anspruchs)." (Steffen 2009, S. 73).

47 Sperrzeiten nach §159 SGB III in Bezug auf *alle* (nicht nur die arbeitslosen) Arbeitslosengeldbezieher. Die der Zeitreihe zugrunde liegenden Zahlen sind nicht vollständig vergleichbar. Da für Januar bis April 2005 keine Daten vorliegen, wurde das Jahr 2005 nicht mit aufgeführt. Zu beachten ist weiterhin, dass die Sperrzeiten je nach Grund unterschiedlich lang sein können.

nach eigenen Berechnungen rund 620 Mio. Wochen Sperre verhängt. Schlüsselt man die Sperrzeiten nach dem genauen Grund auf, so zeigt sich, dass Sperrzeiten wegen Arbeitsaufgabe und Arbeitsablehnung nach 2004 etwas abgenommen haben, während Sperrzeiten nach Meldeversäumnis und verspäteter Arbeitssuchendmeldung zusammen weit mehr als die Hälfte der Sperrzeiten ausmachen. Es ist zu vermuten, dass die neuen Sanktionsmöglichkeiten zu der verbreiteten Einschätzung beigetragen haben, die besagt, dass die Arbeitslosen zu mehr Zugeständnissen bereit sind (vgl. u.a. Bach und Spitznagel 2007, S. 38 sowie Rebien und Kettner 2011).

Obwohl die Ablehnung einer zumutbaren Arbeit seit 2005 nur noch ein nachrangiger Grund für Sperrzeiten oder Leistungskürzungen darstellt, soll die Veränderung der *Zumutbarkeitsbestimmungen* ebenfalls kurz dargestellt werden. Bis 1997 bestand für arbeitslose Leistungsempfänger zusätzlich zum Einkommensschutz ein temporärer Qualifikations- bzw. Berufsschutz, der auf fünf Qualifikationsstufen basierte und berufliche Abwärtsmobilität verhindern sollte (vgl. Pollmann-Schult 2005, S. 318f.). Diese Qualifikationsstufenregelung wurde 1997 durch eine Einkommensstufenregelung ersetzt. Deren aktuelle Ausgestaltung im SGB III sieht vor, dass in den ersten drei Monaten ein bis zu 20% niedrigeres Bruttogehalt zumutbar ist. Vom dritten bis sechsten Monat muss eine Kürzung bis zu 30% hingenommen werden. Danach muss das Nettogehalt aus der Arbeit über der Höhe des Arbeitslosengeldes liegen (vgl. Steffen 2009, S. 36 und Bäcker u. a. 2008, S. 527). Die Zumutbarkeitsbestimmungen im SGB II sind wesentlich restriktiver. Hier gilt – bis auf einige Ausnahmen – jede Arbeit als zumutbar, „die nicht gegen Gesetze oder gute Sitten verstößt" (Bäcker u. a. 2008, S. 528).

Die Zumutbarkeitsbestimmungen sind für den in Abschnitt 2.3.3 beschriebenen Anspruchslohn von zentraler Bedeutung. Sie stellen (als Einkommensstufen) eine (zusätzliche) Lohnuntergrenze dar, und zwar nicht nur für die Arbeitssuchenden, sondern auch für die Arbeitsvermittler, die ein Unterschreiten dieser Lohnuntergrenze nicht forcieren dürfen. Gleichzeitig beschränken sie den Spielraum der Arbeitslosen bei der Arbeitssuche (bzw. der Setzung ihres Anspruchslohn), denn bei Ablehnung einer zumutbaren Arbeit droht der (temporäre) Verlust des Anspruchs auf Lohnersatzleistungen. Zumutbarkeitsbestimmungen begrenzen damit die Möglichkeiten für Lohnmobilität nach oben (durch die Verpflichtung zur Annahme einer zumutbaren Arbeit) und nach unten (durch das Kriterium der Zumutbarkeit).

Unterstützung bei der Arbeitsplatzsuche

Die Agenturen für Arbeit bewilligen nicht nur die Zahlung von Lohnersatz- und anderen Sozialleistungen, sie sollen die von Arbeitslosigkeit Bedrohten oder Betroffenen auch bei der Arbeitsplatzsuche unterstützen. Hierzu stehen den Vermittlungsfachkräften verschiedene Instrumente zur Verfügung. Der Vermittlungsprozess der

deutschen Arbeitsagenturen beginnt (seit in Kraft treten des Job-AQTIV-Gesetzes in 2002) mit einer Profilanalyse der/des Arbeitssuchenden, die/der eines von vier grundlegenden Profile zugeordnet wird. Diese vier Profile „beschreiben [...] den Zusammenhang zwischen dem in der Potenzialbetrachtung identifizierten Handlungsbedarf und der zeitlichen Integrationsprognose" (van den Berg u. a. 2014, S. 2). Darüber hinaus wird eine Eingliederungsvereinbarung abgeschlossen, die „für einen bestimmten Zeitraum das Eingliederungsziel, die Vermittlungsaktivitäten und Förderleistungen der Agentur für Arbeit und die Eigenbemühungen und Nachweispflichten des Arbeitsuchenden" festlegt (ebd. S. 1). Laut der Studie von van den Berg u. a. (2014) werden Eingliederungsvereinbarungen nur von einem Teil der Arbeitsvermittler und auch nur für bestimmte Profile als hilfreich angesehen. Nichtsdestotrotz ist der Abschluss dieser Vereinbarung vorgeschrieben. Bis 2011 wurde die Weigerung, eine Eingliederungsvereinbarung abzuschließen, nach §31, Absatz 1a SGB II mit der Herabsetzung des ALG II um 30% geahndet (Liebig 2011).

Als Leistungen der aktiven Arbeitsförderung stehen den Arbeitsagenturen nach SGB III und seit 2005 auch nach §16 SGB II (d.h. für die erwerbsfähigen Arbeitslosen ohne Anspruch auf ALG I) zahlreiche Instrumente zur Verfügung, so neben der Beratung bei der Suche, u.a.

- die Übernahme der bei der Arbeitssuche entstehenden (z.B. Fahrt-) Kosten (das Vermittlungsbudget nach §44 SGB III),
- „ein Zuschuss zum Arbeitsentgelt zum Ausgleich einer Minderleistung" (der Eingliederungszuschuss nach §88 SGB III),
- die Übernahme von Weiterbildungskosten (nach §81 und §82 SGB III),
- die Schaffung von Arbeitsgelegenheiten (den sog. Ein-Euro-Jobs) nach §16d SGB II

Bis auf die Schaffung von Arbeitsgelegenheiten stehen die genannten Instrumente im Rechtskreis SGB III und SGB II zur Verfügung.[48]

Die seit den Arbeitsmarktreformen verpflichtende Evaluation der arbeitsmarktpolitischen Förderinstrumente zeigt, dass diese durchaus in der Lage sind „die Chancen der Teilnehmer auf eine Integration in Erwerbsarbeit" zu erhöhen (Bernhard u. a. 2008, S. 4, siehe auch Vinokur u. a. 1991 für eine experimentelle Untersuchung in den USA). Allerdings kommt es hier entscheidend auf das Zusammenspiel von Maßnahme und Arbeitssuchenden an (vgl. Heyer u. a. 2012).

48 Eine vollständige Übersicht der arbeitsmarktpolitischen Förderinstrumente findet sich bei Göckler u. a. (2014, S. 197f.).

Bedeutung für die vorliegende Arbeit

Zumutbarkeitsbestimmungen begrenzen den Spielraum für Lohnmobilität, wobei die Dauer der Arbeitslosigkeit von besonderer Bedeutung ist. Die massiven Veränderungen des Systems der AU im Untersuchungszeitraum sollten bei der Analyse berücksichtigt werden, z.B. durch ein exaktes Matching von Teilzeiträumen. Für die maximale Bezugsdauer der Lohnersatzleistungen spielen das Alter und der erworbene Anspruch (durch versicherungspflichtige Beschäftigung) eine Rolle. Die potenziell längere Bezugsdauer für ältere Arbeitslose könnte die negativen Effekte von Arbeitsplatzverlust und Arbeitslosigkeit für diese Gruppe reduzieren, zumal ältere Personen mit längerer Erwerbstätigkeit (bei demselben Unternehmen) von den Regelungen des KschG profitieren. Suchmodelle sagen voraus, dass die zukünftige Lebensarbeitszeit und die Suchdauer in einem positiven Zusammenhang stehen. Für die Dauer des Stellenfindungsprozesses ist jedoch auch die Jobangebotsrate und die (geografische) Mobilitätsneigung von Bedeutung. Beides sollte bei älteren Arbeitssuchenden geringer ausgeprägt sein und den oben genannten geringeren Ansprüchen an die Entlohnung entgegenstehen. Die disziplinierende und unterstützende Arbeit der Arbeitsagenturen sollte eine schnelle Wiederbeschäftigung fördern.[49]

2.5. Zusammenfassung des Kapitels

In der vorliegenden Arbeit sollen die verzögerten beruflichen Folgen von Arbeitslosigkeit in Deutschland für die Jahre 2000-2013 untersucht werden. Als Untersuchungseinheiten kommen Personen in Frage, die unmittelbar nach einer Phase der **E**rwerbstätigkeit arbeitslos wurden und die **A**rbeitslosigkeit innerhalb eines bestimmten Zeitraums wieder in Richtung **E**rwerbstätigkeit verlassen konnten (im Folgenden E-A-E). Wie in Abschnitt 2.1.2 dargestellt werden konnte, stellt diese Abfolge von Übergängen eine relevante Teilmenge aller Übergänge in die und aus der Arbeitslosigkeit dar. Da (westdeutsche) Frauen im Vergleich zu Männern häufiger in die Nichterwerbstätigkeit als in die Arbeitslosigkeit wechseln, wird der Anteil der Männer in dieser Gruppe deutlich über dem der Frauen liegen (vgl. Backes 1999). Gleichzeitig hängen das Arbeitslosigkeitsrisiko und die Chance auf Wiederbeschäftigung von einem komplexen Zusammenspiel individueller, betrieblicher und makroökonomischer Faktoren ab. Diesen Faktoren soll in Kapitel 3 und dort insbesondere in Abschnitt 3.4 weiter nachgegangen werden.

In Abschnitt 2.2 wurde argumentiert, dass eine konsequente Unterscheidung

49 Da alle in Deutschland arbeitslos Gemeldeten die Dienstleistungen der Arbeitsagenturen in Anspruch nehmen können bzw. müssen, kann deren globale Wirkung jedoch nicht ohne Weiteres untersucht werden: Variation auf der abhängigen Variable gibt es nur über die Zeit.

zwischen dem gemeinsamen Effekt von Arbeitsplatzverlust und Arbeitslosigkeit und deren separaten Effekten benötigt wird. Dies ist in der Forschung bisher nicht ausreichend erfolgt. Bei der Darstellung der Mechanismen, die die verzögerten Folgen von Arbeitslosigkeit erklären können, wurde der Schwerpunkt auf den direkten Effekt von Arbeitslosigkeit gelegt, ohne jedoch die differentiellen Wirkungen, die im Zusammenspiel von Arbeitsplatzverlust und Arbeitslosigkeit entstehen, aus den Augen zu verlieren. Die bisherigen Ausführungen lassen sich in Hypothesen bezüglich der Zusammensetzung der Gruppe der E-A-E und der beobachtbaren Effekte von Arbeitsplatzverlust bzw. -aufgabe und Arbeitslosigkeit zusammenfassen.

1. In der Gruppe der E-A-E dominieren Personen, die von ihrem Arbeitgeber gekündigt wurden. Humankapital-, Stigma- und Matchingtheorie sagen voraus, dass die gekündigten Arbeitnehmer hohe Entlassungsfolgen zu tragen haben. Diese schlagen auf die durchschnittliche relative Lohnentwicklung für alle Individuen in der Gruppe der E-A-E durch. In der Konsequenz sind ohne Kontrolle des Kündigungsgrundes moderate bis starke Lohneinbußen zu erwarten.

2. Humankapital-, Stigma- und Matchingtheorien lassen keine eindeutigen Erwartungen bzgl. des Lohneffekts von Arbeitslosigkeit zu. Aus diesem Grund sollten die relativen Lohneinbußen bei Kontrolle des Kündigungsgrundes deutlich geringer ausfallen. Bei kurzen und mittleren Arbeitslosigkeitsdauern ist zu vermuten, dass der positive Effekt der Suchzeit die negativen Effekte des Stigmas und der Abschreibung von Humankapital dominiert bzw. ausgleicht. Längere Arbeitslosigkeitsdauern weisen auf Integrationsprobleme der/des Arbeitslosen hin. Hier sollten die negativen Effekte, die auf die Abschreibung von Humankapital und das Stigma einer Langzeitarbeitslosigkeit zurückzuführen sind, den positiven Effekt einer längeren Suchdauer aufheben.

3. Die Gruppe der E-A-E setzt sich aus Personen mit unterschiedlichen Arbeitslosigkeitsrisiken zusammen. Personen, die gekündigt werden, haben prinzipiell ein höheres Risiko arbeitslos zu werden. Personen, die selbst kündigen, werden weniger oft in Arbeitslosigkeit beobachtet. Personen, deren Berufsbiografie durch wiederholte Phasen der Erwerbs- oder Arbeitslosigkeit gekennzeichnet ist, sollten niedrigere Lohneinbußen in Folge von Entlassung (und Arbeitslosigkeit) erfahren. Grund hierfür dürften der Mangel an Karrieremöglichkeiten einerseits und erprobte Routinen beim Umgang mit Arbeitslosigkeit andererseits sein. Da diese Personen im Schnitt weniger lange bei ein- und demselben Betrieb beschäftigt sind, kann weniger betriebsspezifisches Humankapital verloren gehen. Da diese Personen häufiger in der Gruppe der E-A-E anzutreffen sind, sollte der beobachtbare Effekt von Arbeitsplatzverlust *und* Arbeitslosigkeit etwas abgemildert werden und deshalb im Vergleich zu den

Entlassungsstudien etwas geringer ausfallen (gegenläufig zu Punkt 1). Für Personengruppen mit einem niedrigen Arbeitslosigkeitsrisiko sind besonders starke negative Effekte des Arbeitsplatzverlusts zu erwarten (vgl. Burda und Mertens 2001). Vorhersagen bzgl. des direkten Effekts einer Arbeitslosigkeit lassen sich nicht ohne Weiteres treffen.

4. Zusätzliche (vor allem finanziell abgesicherte) Suchzeit sollte positive Wiederbeschäftigungseffekte haben. Beschäftigte mit längeren Betriebszugehörigkeitsdauern haben sowohl nach dem KschG (Kündigungsfristen bei Kündigung durch den AG) als auch nach dem SGB III (Bezugsdauer für ALG I durch eine entsprechend lange Vorversicherungszeit) die Möglichkeit, nach Kenntnis des drohenden Arbeitsplatzverlusts bzw. nach dem Arbeitsplatzverlust länger aus einer finanziell abgesicherten Position zu suchen. Eine gekündigte Person mit langer Betriebszugehörigkeitsdauer, hat – bei Anwendung des KSchG – eine geringere Wahrscheinlichkeit in die Arbeitslosigkeit zu gehen, als eine vergleichbare Person mit kurzer Betriebszugehörigkeitsdauer. Die Person mit geringer Dauer hat wiederum geringere Gesamtfolgen zu erwarten. Diese Mechanismen wirken den negativen Folgen von Arbeitsplatzverlust und Arbeitslosigkeit entgegen, weshalb insb. auch institutionelle Grenzen (bspw. bei der maximalen Bezugsdauer von ALG I) und Brüche (durch Reformen) berücksichtigt werden müssen.

5. In Summe sollten die staatlichen (Zumutbarkeitsbestimmungen, Lohnersatzleistungen) und nicht-staatlichen Institutionen (Betriebsräte, Tarifverträge) die Wahrscheinlichkeit für Lohnmobilität als Folge von Arbeitslosigkeit in beide Richtungen begrenzen.

6. Da Erwerbsentscheidungen im familiären Kontext getroffen werden, muss auch dieser Teil der Opportunitätsstruktur ausreichend berücksichtigt werden. So sind bspw. Personen mit Kindern weniger flexibel was die Arbeitszeiten und die geografische Mobilität betrifft. Die benötigte Suchzeit um eine adäquate Wiederbeschäftigung zu finden, sollte in diesem Fall länger ausfallen. Außerdem müssen auch makroökonomischen Rahmenbedingungen berücksichtigt werden.

Eine detaillierte Liste an zu kontrollierenden Drittvariablen wird in Abschnitt 3.4 präsentiert. Zu Beginn des folgenden Kapitels sollen jedoch zuerst die Möglichkeiten der Identifikation kausaler Effekte mit Hilfe von Beobachtungsdaten beschrieben werden (Abschnitt 3.1). Im Anschluss daran werden verzögerte Effekte von Arbeitslosigkeit mit Hilfe des kontrafaktischen Modells der Kausalität definiert und anhand eines fiktiven Beispiels die Identifikationsprobleme und -möglichkeiten illustriert (Abschnitte 3.2 und 3.3).

Tabelle 2.5.3.: Bisherige Arbeiten

Studie	abh. Variable	unabh. Variable	Analysestrategie	Daten	Ergebnisse
Arulampalam, 2001	Log(n) des Bruttostundenlohns (preisbereinigt, mit Überstunden)	vorheriger Arbeitsmarktstatus (Beschäftigung, Arbeitslosigkeit, nicht aktiv), Jahre seit der Erwerbsunterbrechung, Grund für den Arbeitsplatzverlust /-wechsel, Dauer der Betriebszugehörigkeit	DiD-Fixed-Effects Panelregression mit Heckman Korrektur	British Household Panel Study (1991-1997)	Statistisch signifikanter, geringer bis moderater, mit der Zeit leicht zunehmender negativer Lohneffekt einer Arbeitslosigkeit; betriebsbedingte Kündigung bedingt niedrigere Verluste; Dauer der Arbeitslosigkeit hat keinen Effekt
Beblo und Wolf, 2003	1. Log(n) des Bruttotageslohns (preisbereinigt)	Erwerbserfahrung, Arbeitslosigkeit, Elternzeit, Auszeit	Fixed-Effects Panelregression	IAB-Beschäftigtenstichprobe, 1975-1995	Rendite der Erwerbserfahrung ist größer für Männer; einjährige Arbeitslosigkeit führt zu einer Lohneinbuße ca. von 11% (10 Pp.) beim Wiedereinstieg für Männer und ca. 7% für Frauen; stark abfallender Restaurationseffekt
Couch, 2001	1. Bruttojahreseinkommen (preisbereinigt) und 2. Monate in Arbeitslosigkeit	Dauerhafte betriebsbedingte Kündigung	DiD-Fixed-Effects Panelregression (siehe Jacobson u. a. 1993a und Tobit-Regression (siehe Ruhm 1991)	SOEP, 1988-1996	Effekt einer Entlassung auf das Jahreseinkommen wird auf ca. 13% im Jahr der Entlassung und ca. 9,5% im ersten und zweiten Jahr danach geschätzt. Entlassene Personen sind einen halben Monat häufiger arbeitslos als Personen der Kontrollgruppe im Jahr der und im ersten Jahr nach der Entlassung. Personen mit hoher Bildung erfahren geringere Lohneinbußen.
Dieckhoff, 2011	vier Arbeitsplatzmerkmale: 1. Art des Vertrags, 2. Weisungsbefugnisse, Zufriedenheit mit 3. der Art der Beschäftigung und 4. der Arbeitsplatzsicherheit	Arbeitslosigkeit	DiD-Propensity Score (DiD-PS) Matching für ATT (Kernel)	European Community Household Panel (4 Staaten, 1994-2001)	Signifikante, mit der Zeit abnehmende negative Effekte für drei der vier abhängigen Variablen; Variation nach 'Wohlfahrtsregime' (Land)

Fortsetzung auf der folgenden Seite

Tabelle 2.5.3.: Fortsetzung

Studie	abh. Variable	unabh. Variable	Analysestrategie	Daten	Ergebnisse
Gangl, 2004	Wahrscheinlichkeit für 1. Lohnverluste (preisbereinigt), 2. berufliche (Abwärts-) Mobilität in Bezug auf ISEI, 3. instabile Beschäftigungsverhältnisse nach Arbeitslosigkeit; Rate der Wiederaufnahme von Beschäftigung	Bezug von Lohnersatzleistungen der Arbeitslosenversicherung	Ereignisanalyse: simultane Schätzung der Abgangsrate in Arbeit sowie der bedingten Wahrscheinlichkeit für die abhängigen Variablen mittels bivariatem Probit-Modell	Survey of Income and Program Participation (USA) und SOEP (Westdeutschland), jeweils 1984 bis 1995	Individuelle Verfügbarkeit von Lohnersatzleistungen führt zu signifikant längeren Arbeitslosigkeitsdauern und einer signifikant höheren (relativen) Qualität des Arbeitsplatzes bei Wiederbeschäftigung
Gangl, 2006	Log(n) Bruttomonatslohn (preisbereinigt)	Arbeitslosigkeit nach Arbeitsplatzverlust	DiD-Kernel Matching für ATT (1); multiple Regression des individuellen Effekts aus (1) auf Mikro- und Makrovariablen (problematisch)	Survey of Income and Program Participation (USA, 1995-1999) und ECHP (12 Staaten, 1994-2001)	Signifikante, i.d.R. dauerhafte leichte bis moderate (4-15% im ersten Jahr) negative Effekte einer Arbeitslosigkeit; makroökonomische und institutionelle Faktoren beeinflussen (moderieren) die negativen Effekte
Gregory und Jukes, 2001	Log(n) des Bruttostundenlohns (preisbereinigt, ohne Überstunden)	Quartalsdummies für Zeit seit Ende der Arbeitslosigkeit; Dauer der Arbeitslosigkeit	Fixed-Effects Panelregression mit Heckman Korrektur	New Earnings Survey Panel Dataset zusammen mit Daten des Joint Unemployment and Vacancies Operating System	Moderater, mit dem Alter der Befragten variierender, (10%-17%) und mit der Zeit abnehmender negativer Effekt einer Arbeitslosigkeit; signifikanter und moderater Daueref fekt; relativ hohe Verluste bei Personen mit niedrigen Arbeitslosigkeitsrisiko

Fortsetzung auf der folgenden Seite

Tabelle 2.5.3.: Fortsetzung

Studie	abh. Variable	unabh. Variable	Analysestrategie	Daten	Ergebnisse
Jacobson u. a., 1993a	Lohn im Quartal	Quartalsdummies für Zeit bis zur / seit Ende der Entlassung ('betriebsbedingte' Kündigung)[50]	DiD-Fixed-Effects Panelregression (u.a. mit spezifischen Trends für Treatment- und Kontrollgruppe)	Stichprobe administrativer Daten für Pennsylvania (USA, 1974-1986)	Lohneinbußen kündigen sich bereits drei Jahre vor der Entlassung an (Firmeneffekt); starke Lohneinbußen bis zu -25% 6 Jahre nach der Entlassung; Lohneinbußen variieren (leicht) mit relevanten Drittvariablen (regionale Arbeitsmarktbedingungen, Firmengröße aber auch Geschlecht)
Kasten, 2008	1. Log(n) des Bruttostundenlohns (preisbereinigt) und 2. Allgemeine Lebenszufriedenheit (sowie 3. - am Rande - das Haushaltseinkommen)	Erwerbsunterbrechungen: 1. Arbeitslosigkeit und 2. sonstige Nichterwerbstätigkeit	FE-Panelregression für die Einkommensanalyse; Ordered-Logit-Modelle für die Zufriedenheitsanalyse	SOEP, 1992-2004	Die Dauer der Arbeitslosigkeit hat einen signifikanten negativen Effekt auf den Lohn für westdeutsche Männer sowie ostdeutsche Männer und Frauen. Für westdeutsche Frauen sind nur Phasen der Nichterwerbstätigkeit mit Lohneinbußen verbunden. Für westdeutsche Männer und ostdeutsche Frauen hat Arbeitslosigkeit einen signifikant negativen Einfluss auf die Zufriedenheit. Für ostdeutsche Männer ist hingegen nur die Dauer negativ mit der Zufriedenheit korreliert. Für westdeutsche Frauen zeigt sich ein positiver Effekt der Anzahl von Arbeitslosigkeitsphasen.
Mooi-Reci, 2012	Log(n) des Stundenlohns (preisbereinigt, ohne Überstunden)	Arbeitslosigkeit, Zeitpunkt der Arbeitsmarktreform, Interaktion zwischen Arbeitslosigkeit und Zeitpunkt	Fixed-Effects Regression mit reformbedingter Kontrollgruppe (DID-Schätzer) und Heckman Korrektur	Dutch Labour Supply Panel (1985-2000)	Reduzierung der Leistungen der Arbeitslosenversicherung verstärkt die negativen langfristigen Effekte einer Arbeitslosigkeit, insbesondere bei Frauen

Fortsetzung auf der folgenden Seite

50 Für eine Literaturübersicht zu den Displacement Studien siehe Fallick 1996 und Couch und Placzek 2010, S. 574

Tabelle 2.5.3.: Fortsetzung

Studie	abh. Variable	unabh. Variable	Analysestrategie	Daten	Ergebnisse
Ruhm, 1991	1. Log(n) des Wochenlohns (preisbereinigt) und 2. Wochen in Arbeitslosigkeit	Dauerhafte betriebsbedingte Kündigung	Einfache OLS-Regression und dynamische Panelmodelle (mit verzögerter endogenen Variable); (Dynamische) Tobit-Regression	Panel Study of Income Dynamics, 1969-1982	Entlassung führt zu dauerhaft niedrigeren Löhnen (Lohnverlust von mehr als 10% vier Jahre danach) und zu kurzfristig höherer Arbeitslosigkeit
Strauß und Hillmert, 2011	logarithmiertes (durchschnittliches) Bruttomonatseinkommen in zwei Varianten (mit und ohne Phasen der Erwerbstätigkeit)	fünf bis zwölfmonatige Arbeitslosigkeit	DiD-FE-Regression mit und ohne Kovariaten; DiD-PS Matching	Versichertenkontenstichprobe der Rentenversicherung aus 2006 (westdeutsche Personen der Geburtsjahre 1939 bis 1972)	Signifikante, mit der Zeit abnehmende, leichte bis starke negative Effekte für Personen über 35 Jahre; Frauen und ältere Erwerbstätige erleiden die höchsten Einkommenseinbußen; Restaurationseffekt gilt nur für die durchschn. Erwerbseinkommen in Beschäftigungszeiten

Ende der Tabelle

3. Analysestrategie und Methoden

„Social scientists and policymakers alike seem driven to draw sharp conclusions, even when these can be generated only by imposing much stronger assumptions than can be defended. We need to develop a greater tolerance for ambiguity. We must face up to the fact that we cannot answer all of the questions that we ask."

(Charles Manski 1995, S. 7f.)

Kapitelübersicht

3.1. Das kontrafaktische Modell der Kausalität 60
3.1.1. Einführung 60
3.1.2. Potentielle und kontrafaktische Ergebnisse 62
3.1.3. Wann ist der einfache Mittelwertvergleich unverzerrt? . 64
3.1.4. Identifikationsstrategien für kausale Effekte 68
3.1.5. Drittvariablenkontrolle 74
3.2. Der Effekt von Arbeitslosigkeit: eine Simulation 81
3.2.1. Das grundlegende Modell 81
3.2.2. Spezifikation der Zusammenhänge 87
3.3. Verfahren der Datenanalyse 98
3.3.1. Parametrische Regressionsanalyse 99
3.3.2. Matchingverfahren 108
3.3.3. Zusammenfassung der Simulation 128
3.4. Kausale Modelle für den Effekt von Arbeitslosigkeit . 131
3.4.1. Analysepotenzial der unterschiedlichen Kündigungsgründe 132
3.4.2. DAG für den kausalen Effekt von Arbeitslosigkeit . . . 137
3.4.3. Prädiktoren für Arbeitslosigkeit 141
3.5. Zusammenfassung: kausale Modelle 163

Im ersten Kapitel wurde dargelegt, dass die verzögerten Lohneffekte einer Arbeitslosigkeit untersucht werden sollen. Auf Basis theoretischer Überlegungen wurde die Vermutung geäußert, dass ohne angemessene Kontrolle des Kündigungsgrundes keine unverzerrten Schätzungen produziert werden können. Im vorliegenden Kapitel soll diese Vermutung im Rahmen einer Identifikationsanalyse, die die Möglichkeiten der Schätzung kausaler Effekte von Arbeitslosigkeit vertiefend behandelt, sowie einer Simulation überprüft werden. Dazu werden im ersten Abschnitt (3.1) das kontrafaktische Modell der Kausalität zur Definition kausaler Effekte herangezogen und drei Möglichkeiten der Identifikation kausaler Effekte eingeführt. Im zweiten und dritten Abschnitt (3.2 und 3.3) werden mit Hilfe eines fiktiven Beispiels die Konsequenzen der Vernachlässigung des Kündigungsgrundes illustriert. Während in Abschnitt 3.2 der datengenerierende Prozess beschrieben wird, dient Abschnitt 3.3 der Diskussion von Matching- und Regressionsverfahren, sowie der Besprechung der Simulationsergebnisse. Im letzten Abschnitt (3.4) werden ein einfaches kausales Modell für den Effekt von Arbeitslosigkeit, sowie eine Liste mit relevanten Drittvariablen präsentiert, die in einer Analyse zu kontrollieren wären.

3.1. Das kontrafaktische Modell der Kausalität

3.1.1. Einführung

Das kontrafaktische Modell der Kausalität (bzw. *potential outcomes model*, kurz POM) nimmt seinen Ausgangspunkt bei experimentellen Forschungsdesigns, die sich dadurch auszeichnen, dass 1. die Untersuchungseinheiten zufällig den verschiedenen Zuständen (Treatments, z.B. Wirkstoff A vs. Placebo) zugeordnet werden und 2. die Forscherin im Idealfall vollständige Kontrolle über die Ausgestaltung des Treatments (z.B. die Form der Verabreichung eines Wirkstoffes, sowie dessen Höhe) hat (vgl. Rosenbaum 1995, S. 17). Die zufällige Zuordnung der Treatments stellt bei hinreichend großer Fallzahl sicher, dass die Treatmentgruppen bis auf (kleinere) zufällige Abweichungen im Hinblick auf beobachtete *und* unbeobachtete Merkmale vergleichbar sind (vgl. ebd., S.15).[1]

Aus diesem Grund können Daten, die mit Hilfe von idealen Zufallsexperimenten gewonnen wurden, mit einfachen statistischen Verfahren (z.B. klassischen Testverfahren) ausgewertet werden. Unterschiede zwischen den durch das Treatment D definierten Gruppen im Hinblick auf eine abhängige Variable Y werden dann

1 Rosenbaum (1995, S. 15) schreibt: „The statement that randomization tends to balance covariates is at best imprecise – taken too literally, it is misleading. [...] What is precisely true is that random assignment of treatments can produce some imbalances by chance, but common statistical methods, properly used, suffice to address the uncertainty introduced by these chance imbalances."

als durch D induzierte Unterschiede in Y interpretiert, d.h. als kausaler Effekt eines Treatments ($D = 1$) gegenüber einem anderen Treatment ($D = 0$) auf Y. Ohne weitere Annahmen gilt dieser kausale Effekt jedoch nur für vergleichbare (experimentelle) Situationen und – sofern keine Zufallsstichprobe vorliegt – nur für die am Experiment beteiligten Untersuchungseinheiten (vgl. Manski 2013, S. 32ff.). Experimentelle Forschungsdesigns gelten dennoch als 'Goldstandard' der Kausalanalyse, die die Möglichkeit begrenzter kausaler Schlüsse durch ihr besonderes Forschungsdesign sicherstellen.

Experimente sind in den Sozialwissenschaften aus forschungsethischen und -praktischen Gründen nicht immer möglich, so auch im vorliegenden Fall der Frage nach den beruflichen Konsequenzen von Arbeitslosigkeit. Häufig müssen sich die Forschenden damit begnügen, einem nicht von ihnen manipulierten System (der Gesellschaft, dem Arbeitsmarkt) 'zuzuschauen' und aus diesen 'Beobachtungen' kausale Schlüsse zu ziehen.[2] Im Gegensatz zu Experimentalstudien müssen diese Beobachtungsstudien ausführlich begründen, ob und warum beobachtete Unterschiede in Y auf beobachtete Unterschiede in D zurückzuführen sind. In den meisten Fällen wird versucht, das 'einfachere' Forschungsdesign durch die Anwendung komplexer Auswertungsverfahren wettzumachen, deren identifizierende Annahmen jedoch selten expliziert und plausibilisiert werden (vgl. Freedman 1991; Berk 2004; Manski 1995; Schrodt 2014). Zu den am häufigsten verwendeten Identifikationsstrategien zählt die statistische (ex-post) Kontrolle von relevanten Drittvariablen $S = S_1, S_2 \ldots, S_m$, die zusätzliche nicht-kausale Verbindungen zwischen D und Y generieren. Während mit Querschnittdaten nur für beobachtete Drittvariablen kontrolliert werden kann, ermöglichen Paneldaten darüber hinaus die Kontrolle von unbeobachteten zeitkonstanten Variablen mit konstanten Effekten (vgl. Allison 2009 und die Ausführungen in Abschnitt 3.3).[3]

2 Beobachten ist eine Form der Datenerhebung, die unabhängig vom Forschungsdesign gewählt werden kann. In der englischsprachigen Literatur zur Kausalanalyse wird oft zwischen Experimentaldaten (*experimental data*) und Beobachtungsdaten (*observational data*) unterschieden. Beobachtungsdaten werden durch Beobachtungen, Umfragen, Registerauszählungen etc. gewonnen. Kausalanalysen, die sich auf Beobachtungsdaten stützen, werden als Beobachtungsstudien (*observational studies*) bezeichnet: „An observational study is an empirical investigation of treatments, policies, or exposures and the effects they cause, but it differs from an experiment in that the investigator cannot control the assignment of treatments to subjects" (Rosenbaum 1995, S. vii).

3 Paneldaten werden i.d.R. durch wiederholte 'Messungen' von Eigenschaften bei denselben Untersuchungseinheiten erhoben (Paneldesign bzw. prospektives Panel, vgl. Kapitel 4). Bei dem in Kapitel 2 besprochenen DWS handelt es sich hingegen um retrospektive Paneldaten.

3.1.2. Potentielle und kontrafaktische Ergebnisse

Im POM wird zwischen der beobachteten Ergebnisvariablen Y und den potentiellen Ergebnissen (*potential outcomes*) $Y^{D=d}$ unterschieden.[4] Diese potentiellen Ergebnisse sind die Realisationen der abhängigen Variablen unter den $d = 1, 2, \ldots, M$ möglichen Treatments, die theoretisch allen Individuen einer wohl definierten Grundgesamtheit zugewiesen werden können.[5] Aus Gründen der Einfachheit wird das POM i.d.R. anhand von zwei Treatments ($M = 2$) illustriert, die mit Hilfe einer Indikatorvariable D dargestellt werden können (vgl. Rubin 2005). In diesem Fall ist $D = 1$ für Treatmentbeobachtungen und $D = 0$ für Kontrollbeobachtungen, die dazugehörigen potentiellen Ergebnisse sind Y^1 und Y^0. Die beobachtete Ergebnisvariable Y wird demnach wie folgt generiert (ebd., S. 325):

$$Y = D \cdot Y^1 + (1 - D) \cdot Y^0 \tag{3.1}$$

Mit Blick auf die individuellen beruflichen Konsequenzen von Arbeitslosigkeit für den Lohn (bei Wiederbeschäftigung) einer Person i bedeutet dies, dass y_i^1 dem potentiellen Lohn von Person i mit Arbeitslosigkeitserfahrung ($d_i = 1$) und y_i^0 dem potentiellen Lohn von Person i ohne Arbeitslosigkeitserfahrung ($d_i = 0$) entspricht. Der *individuelle kausale Effekt* (IKE) von Arbeitslosigkeit für Person i ist damit definiert als

$$\delta_i = y_i^1 - y_i^0. \tag{3.2}$$

Das 'grundlegende Problem der Kausalanalyse' (Holland 1986, S. 947) liegt aber nun darin, dass ein Individuum zu einem Zeitpunkt nur in einem Zustand beobachtet werden kann. Die Person ist entweder arbeitslos geworden ($d_i = 1$, dann ist $y_i = y_i^1$), oder wollte und konnte rechtzeitig einen neuen Arbeitsplatz finden ($d_i = 0$, dann gilt $y_i = y_i^0$). Damit ist stets nur ein potentielles Ergebnis aus Gleichung 3.2 bekannt, das andere Element muss als unbeobachtetes *kontrafaktisches* Ergebnis imputiert werden. Der IKE von Arbeitslosigkeit kann für eine Person mit Arbeitslosigkeitserfahrung mithin nur durch eine Kombination von Paneldaten und unrealistischen Annahmen identifiziert werden. Zwei mögliche identifizierende Annahmen sind, 1. Arbeitsplatzverlust bzw. Arbeitsplatzaufgabe haben *keinen* Effekt auf den Lohn und 2. der Lohn hätte sich ohne Arbeitslosigkeit nicht verändert (u.a. keine Entlohnung der zusätzlichen Berufserfahrung). In diesem Fall entspräche der Lohn vor der Arbeitslosigkeit dem kontrafaktischen Lohn ohne Arbeitslosigkeitserfahrung (Homogenitätsannahme, siehe Holland 1986, S. 947). Um diesen Sachverhalt zu

4 In Anlehnung an Morgan und Winship (2015) sollen Zufallsvariablen durch Großbuchstaben (Y) und Realisationen dieser Zufallsvariablen durch kleine Buchstaben und Einheitensubscript (y_i) repräsentiert werden. Der Treatmentstatus kann an der hochgestellten Zahl abgelesen werden.

5 Dies folgt aus der Tatsache, dass in idealen Zufallsexperimenten jedes Individuum i mit einer gewissen (positiven) Wahrscheinlichkeit Treatment d erhalten kann. Es gilt: $0 < Pr(D = d) < 1$. (vgl. Rosenbaum und Rubin 1983, S. 43).

verdeutlichen, ist es hilfreich, zusätzlich zum Einheitensubscript i ein Subscript für den Zeitpunkt t einzuführen (vgl. Morgan und Winship 2015, S. 62ff.). Y wird dann zu Y_t und y_i zu $y_{i,t}$.

Potentielle Ergebnisse für verschiedene Zeitpunkte

Für das folgende Beispiel sei angenommen, dass Lohninformationen für n Personen zu zwei Zeitpunkten $t = 1$ und $t = 2$ vorliegen. Weiterhin soll angenommen werden, dass alle Personen zum ersten Zeitpunkt beschäftigt sind, eine Arbeitslosigkeit haben Sie bis dahin noch nicht erlebt. Damit gilt $y_{i,1} = y^0_{i,1}$. Zwischen $t = 1$ und $t = 2$ verlieren einige Personen ihren Arbeitsplatz ($k_i = 2$) bzw. geben diesen auf ($k_i = 1$, Gruppen **C** und **T** in Abbildung 2.2.10). Während der eine Teil der Arbeitsplatzwechsler ohne Arbeitslosigkeit in die neue Beschäftigung wechselt ($k_i \in [1, 2], d_i = 0$, Gruppe **C**), gelingt es dem anderen Teil der Arbeitsplatzwechsler nicht, die Arbeitslosigkeit zu vermeiden ($k_i \in [1, 2], d_i = 1$, Gruppe **T** in Abbildung 2.2.10). Alle Personen können jedoch in $t = 2$ wieder in Beschäftigung beobachtet werden. Möchte man den Effekt von Arbeitslosigkeit ermitteln, sollte für K kontrolliert werden. Andernfalls muss angenommen werden, dass Arbeitsplatzverlust bzw. -aufgabe *keinen* Effekt auf den Lohn haben.

Fokussiert man nun auf die Arbeitsplatzwechsler ($k_i \neq 0$), so können die $i = 1, \ldots, n_1$ *jemals* Arbeitslosen von den $j = 1, \ldots, n_0$ *niemals* Arbeitslosen mit Hilfe separater Indizes unterschieden werden. Demnach gibt es zwei Gruppen: $i = 1, \ldots, n_1$ jemals Arbeitslose mit $d_{i,1} = 0$ und $d_{i,2} = 1$ (im Folgenden Treatmentgruppe) und $j = 1, \ldots, n_0$ Personen, die trotz Arbeitsplatzverlust bzw. -aufgabe nicht arbeitslos wurden ($d_{j,1} = d_{j,2} = 0$, im Folgenden Kontrollgruppe).[6] Bei Gültigkeit der oben getroffenen Homogenitätsannahme gilt $y^0_{i,2} = y^0_{i,1} = y_{i,1}$. Damit ließe sich dann der *IKE* für die Treatmentbeobachtungen berechnen als $y^1_{i,2} - y^0_{i,2} = y_{i,2} - y_{i,1}$.

Durchschnittliche Treatmenteffekte

Da identifizierende Annahmen für IKE i.d.R. unrealistisch sind,[7] kann stattdessen versucht werden, den durchschnittlichen Effekt (*average treatment effect*, ATE) der

6 Ohne den Fokus auf die Arbeitsplatzwechsler müsste die Bedingung $k_i \in [1, 2]$ stets ausgewiesen werden. Denn Stayer (**S**) und Kontrollgruppe (**C**) unterscheiden sich (zumindest in diesem Beispiel) nur in Bezug auf k_i.

7 IKE können unter bestimmten Bedingungen im Rahmen von Zufallsexperimenten mit einem *Cross-Over-Design* (d.h. Individuum i werden hintereinander in einer Zufallsreihenfolge die unterschiedlichen Treatments zugeordnet) ermittelt werden (vgl. Hernán und Robins 2016, S. 16.).

Arbeitslosigkeit zu schätzen. Unter Vernachlässigung von t ist dieser definiert als[8]

$$\delta_{ATE} = E[\delta] = E[Y^1] - E[Y^0], \tag{3.3}$$

d.h. als Unterschied in den durchschnittlichen[9] potentiellen Ergebnissen für jene Personen, die das Treatment potentiell erhalten können. Dabei ist auf eine sinnvolle Eingrenzung der Grundgesamtheit zu achten. So macht es z.B. wenig Sinn, über die potentiellen Löhne von Grundschülern nachzudenken, da diese nicht arbeiten dürfen und sich auch nicht arbeitslos melden können.[10] Ferner ist auch der durchschnittliche Effekt der Arbeitslosigkeit für die Treatmentbeobachtungen (*average treatment effect for the treated*, ATT) von Interesse. Dieser ist definiert als:

$$\delta_{ATT} = E[\delta|D = 1] = E[Y^1|D = 1] - E[Y^0|D = 1], \tag{3.4}$$

d.h. als durchschnittlicher Unterschied in den potentiellen Ergebnissen für die Personen, die tatsächlich arbeitslos wurden. Auf die gleiche Weise lassen sich weitere konditionale Treatmenteffekte definieren, so z.B. der durchschnittliche Effekt der Arbeitslosigkeit für die Kontrollbeobachtungen (*average treatment effect for the controls*, ATC), der hier aber nicht im Fokus steht.

3.1.3. Wann ist der einfache Mittelwertvergleich unverzerrt?

Auf der Ebene von Zufallsvariablen und Erwartungswerten kann das fundamentale Problem kausaler Inferenz nun theoretisch durch die zufällige Zuweisung von Treatments zu Personen gelöst werden. In einfachen idealen Zufallsexperimenten[11]

8 Sofern der durchschnittliche Effekt von Arbeitslosigkeit auch über Zeitpunkte variieren kann, sollte die zeitliche Indexierung beibehalten werden. Der ATE von Arbeitslosigkeit ist dann definiert als $E[\delta_t] = E[Y_t^1] - E[Y_t^0]$.

9 Mit $E[Y^1]$ ist der Erwartungswert für die Zufallsvariable Y^1 gemeint. Anstatt Erwartungswert kann bei Betrachtung von endlichen Populationen (oder Stichproben) auch die Notation für Mittelwerte genutzt werden. Nach statistischer Theorie ist der Erwartungswert darüber hinaus der Wert, den man für eine zufällig aus einer Population gezogenen Einheit erwarten würde.

10 Für die vorliegende Arbeit könnte die Grundgesamtheit wie folgt eingegrenzt werden: es handelt sich um Personen im erwerbsfähigen Alter, die zwischen 2000 und 2013 in Deutschland wohnhaft waren, einer regelmäßigen Beschäftigung nachgegangen sind, ihren Arbeitsplatz verloren oder aufgegeben haben und im Anschluss wieder Beschäftigung gesucht haben. Da davon auszugehen ist, dass nicht alle Personen (innerhalb eines bestimmten Zeitfensters) wieder eine Arbeit finden, könnte als weiteres Kriterium die Wiederbeschäftigung herangezogen werden (E-A-E). Andernfalls muss die Selektion in die Wiederbeschäftigung modelliert werden.

11 Unter einem *einfachen* Zufallsexperiment wird eine Versuchsanordnung verstanden, in der jedes Individuum die gleiche Wahrscheinlichkeit hat, das Treatment zu erhalten. In diesem Fall gilt $Pr(D = 1|S = s) = Pr(D = 1)$, d.h. die Zuweisung in das Treatment hängt nicht von S sondern nur vom Zufall ab. In einem *idealen* Zufallsexperiment gibt es keine Interferenzen zwischen den Individuen (diese Forderung ist ein Teil der *Stable Unit Treatment Value Assumption*) und die Verhaltensregeln werden eingehalten (*compliance*). Einem solchem Zufallsexperiment wird eine hohe interne Validität zugesprochen.

sollten Treatment- und Kontrollgruppe bis auf Zufallsabweichungen identisch sein, d.h. sie sollten ähnliche Kovariatenmuster aufweisen ($Pr[S|D = 1] = Pr[S|D = 0]$, wobei mit $Pr[]$ die Wahrscheinlichkeitsverteilung einer Variablen gemeint ist). *Diese asymptotische Gleichverteilung gilt auch für die potentiellen Ergebnisse*, was je nach wissenschaftlicher Disziplin als Ignorierbarkeit des Zuweisungsmechanismus, als exogene Treatmentzuweisung oder als Austauschbarkeit der Treatmentgruppen bezeichnet und wie folgt ausgedrückt werden kann (vgl. Morgan und Winship 2015, S. 53, Hernán und Robins 2016, S. 14, Manski 1995, S. 42, Rosenbaum und Rubin 1983, S. 43):

$$(Y^0, Y^1) \perp\!\!\!\perp D. \tag{3.5}$$

Die Zuweisung in das Treatment hängt somit nicht von den potentiellen Ergebnissen, sondern von einem ignoranten Zufallsmechanismus ab. In diesem Fall gilt: $E[Y^1|D = 1] = E[Y^1|D = 0]$ und $E[Y^0|D = 1] = E[Y^0|D = 0]$. Zufallsexperimente liefern somit eine Design-basierte Lösung für das fundamentale Problem kausaler Inferenz. In idealen Zufallsexperimenten stellt die einfache Mittelwertedifferenz (δ_{simple}) einen unverzerrten Schätzer des kausalen Effektes von D auf Y in der Stichprobe (*Sample Average Treatment Effect*, kurz SATE) dar:

$$\hat{\delta}_{simple} = \bar{y}_{d_i=1} - \bar{y}_{d_i=0}, \tag{3.6}$$

wobei aus der Austauschbarkeit von Treatmentgruppen folgt: $E[\bar{y}_{d_i=1}] = \bar{y}^1$, $E[\bar{y}_{d_i=0}] = \bar{y}^0$ und damit $E[\hat{\delta}_{simple}] = \delta_{SATE}$. Da in kleinen Stichproben die zufällige Zuweisung von Treatments zu Personen aufgrund des Zufallsmechanismus i.d.R. nicht zu vollständig vergleichbaren Gruppen führt, kann es sinnvoll sein, wichtige Hintergrundvariablen durch die Bildung von Blöcken (*randomized block design*) vorab konstant zu halten, oder aber, wenn dies nicht möglich ist, im Nachhinein mit Hilfe geeigneter statistischer Verfahren (z.B. Mahalanobis-Distanz-Matching) eine bessere Angleichung relevanter Hintergrundvariablen zu erzielen (vgl. King und Nielsen 2016).

Generalisierung von experimentellen Befunden

Hat ein Zufallsexperiment neben einem hohen Maß an interner Validität auch ein sehr hohes Maß an externer Validität und wurden die Untersuchungseinheiten mit Hilfe eines Zufallsverfahrens aus der Grundgesamtheit entnommen, so stellt $\hat{\delta}_{simple}$ einen unverzerrten Schätzer des kausalen Effekts von D auf Y in der Grundgesamtheit (*Population Average Treatment Effects*, kurz PATE oder ATE) dar, d.h. $E[\hat{\delta}_{simple}] = \delta_{ATE}$.[12]

12 Externe Validität bedeutet, dass die Experimentalbedingungen mit den Bedingungen in der Realität vergleichbar und die Ergebnisse deshalb auf reale Bedingungen übertragen werden können (vgl. Manski 1995, S. 17). Ohne Zufallsauswahl der Personen, die (als Treatment- oder Kontrollgruppe) am Experiment teilnehmen, ist die Ermittlung des PATE jedoch unmöglich.

In den meisten sozialwissenschaftlichen Anwendungen ist die externe Validität jedoch gering (siehe Manski 2013, S. 32ff.). Insbesondere würde die *Stable Unit Treatment Value Assumption* (SUTVA) außerhalb der Experimentalbedingungen nicht mehr zu halten sein. Gemäß SUTVA dürfen die potentiellen Ergebnisse (und damit der individuelle kausale Effekt) nämlich nicht abhängen 1. von der Art und Weise, in der das Treatment 'verabreicht' wird ('*treatment variation irrelevance*') und 2. vom Treatmentstatus anderer Individuen ('*no interference between subjects*', Hernán und Robins 2016, S. 5f.).

So hängt beispielsweise der Effekt einer Impfung (D) von der Impfquote (D^Q) in einer Gemeinschaft ab. Unter den Annahmen, dass 1. die Gemeinschaft isoliert ist, 2. die Krankheit nur durch Menschen übertragen wird und 3. die Impfung vollständigen Schutz gewährleistet, ist der Effekt der Impfung für das letzte nicht geimpfte Individuum gleich null ($E[Y^1 - Y^0|D^Q \approx 1] = 0$). Andererseits ist bei relativ ansteckenden und häufig auftretenden Erkrankungen damit zu rechnen, dass der Effekt für das erste geimpfte Individuum bei eins liegt ($E[Y^1 - Y^0|D^Q = 0] = 1$, vgl. Morgan und Winship 2015, S. 51). Es ist zu erwarten, dass auch der Effekt einer Arbeitslosigkeit von der Prävalenz von Arbeitslosigkeit in einer Gemeinschaft abhängt (siehe Abschnitt 3.4.3).

Verzerrungen in Beobachtungsdaten

Für Beobachtungsdaten ist die Annahme der (strikten) Ignorierbarkeit des Zuweisungsmechanismus verletzt. In diesem Fall läuft der einfache Mittelwertvergleich nach Formel 3.6 nicht auf $E[Y^1] - E[Y^0]$, sondern auf einen Kontrast von $E[Y^1|D = 1] - E[Y^0|D = 0]$ und damit i.d.R. nicht auf δ_{ATE} (bzw. δ_{SATE}) hinaus. Um dies zu verdeutlichen, sollen die Ausführungen von Morgan und Winship (2015, S. 58f.) wiedergegeben werden. Ausgangspunkt ist eine Zerlegung des ATE gemäß Formel 3.3 in ihre Bestandteile. Sei π der Anteil der Treatmentbeobachtungen (d.h. $Pr[D = 1]$), so gilt:

$$\begin{aligned}\delta_{ATE} = \pi \cdot E[Y^1|D = 1] + (1 - \pi) \cdot E[Y^1|D = 0] \\ - \pi \cdot E[Y^0|D = 1] + (1 - \pi) \cdot E[Y^0|D = 0]\end{aligned} \tag{3.7}$$

Während $E[Y^1|D = 1]$, $E[Y^0|D = 0]$ und π in Formel 3.7 mit Zufallsstichprobendaten geschätzt werden können, handelt es sich bei $E[Y^0|D = 1]$ und $E[Y^1|D = 0]$ um kontrafaktische (unbeobachtete) Ergebnisse, die in Zufallsexperimenten nur durch die Annahme der Ignorierbarkeit identifiziert sind. Wird Formel 3.7 nach $E[Y^1|D = 1] - E[Y^0|D = 0]$ umgestellt, so erhält man:

$$E[Y^1|D = 1] - E[Y^0|D = 0] = \delta_{ATE} \tag{3.8}$$

$$+ \{E[Y^0|D = 1] - E[Y^0|D = 0]\} \tag{3.9}$$

$$+ (1 - \pi) \cdot \{E[\delta|D = 1] - E[\delta|D = 0]\} \tag{3.10}$$

Der naive Mittelwertvergleich nach Formel 3.6 läuft im Fall von Beobachtungsdaten auf einen Schätzer heraus, der sich durch zwei Komponenten vom wahren Effekt δ_{ATE} unterscheidet: 1. einem *Baseline Bias*, der Unterschiede in den potentiellen Ergebnissen bei Abwesenheit des Treatments abbildet (Term 3.9) und 2. einem *Differential Treatment Effect Bias*, der Unterschiede in den Treatmenteffekten (d.h. systematische Treatmenteffektheterogenität) zwischen beiden Gruppen abbildet (Term 3.10).

Der Effekt von Arbeitslosigkeit im Quer- und im Längsschnitt

Diese Ausführungen sollen wieder am Beispiel der Analyse des Effektes von Arbeitslosigkeit verdeutlicht werden. Zu diesem Zweck sei zuerst angenommen, dass Informationen zum Lohn und zu vergangener Arbeitslosigkeitserfahrung nur zum Zeitpunkt $t = 2$ vorliegen. In diesem Szenario mit Querschnittdaten bezieht sich der *Baseline Bias* auf Lohnunterschiede zwischen Treatment- und Kontrollgruppe in $t = 2$, die auch ohne die Arbeitslosigkeit bestanden hätten. Unterschiede im Lohn in $t = 1$ liefern Hinweise für einen *Baseline Bias*, können diesen aber nicht exakt abbilden.[13]

So kann bspw. argumentiert werden, dass Personen, die selbst kündigen, nachdem sie einen Vertrag mit einem anderen Arbeitgeber geschlossen haben, oder die noch innerhalb der Kündigungsfrist einen neuen Arbeitsplatz finden (Kontrollgruppe), im Vergleich zur Treatmentgruppe besondere Fähigkeiten haben, die gleichzeitig auch den Lohn ohne Arbeitslosigkeit (Y_2^0) positiv beeinflusst hätten. Dann gilt: $E[Y_2^0|D = 1] - E[Y_2^0|D = 0] < 0$. In diesem Fall würde der nach Gleichung 3.6 geschätzte Effekt der Arbeitslosigkeit negativer ausfallen als er tatsächlich ist ($E[\hat{\delta}_{naiv}] < \delta_{ATE}$, wenn eine Zufallsstichprobe vorliegt). Unter der Annahme, dass Personen, die arbeitslos werden, mehr Zeit zur Arbeitsplatzsuche benötigen als die Personen, die nicht arbeitslos werden, und von der zusätzlichen Suchzeit (der Arbeitslosigkeit) deshalb insgesamt eher profitieren können, gilt $E[\delta|D = 1] - E[\delta|D = 0] > 0$. Dies würde der oben beschriebenen Tendenz entgegenlaufen, sie jedoch wahrscheinlich nicht aufheben.

Liegen hingegen Paneldaten vor, so kann der Effekt der Arbeitslosigkeit auf die *Lohnentwicklung* geschätzt werden. In diesem Fall bezieht sich der *Baseline Bias* auf Unterschiede in der potentiellen Lohnentwicklung ohne das Treatment, d.h. Formel 3.9 wird zu $E[\Delta Y^0|D = 1] - E[\Delta Y^0|D = 0]$. Der *Differential Treatment Effect Bias* behält hingegen seine Bedeutung als Unterschied im Treatmenteffekt. Allerdings beziehen sich die Treatmenteffekte hier ebenfalls auf Veränderungen, d.h. der ATT muss umgeschrieben werden als $E[\delta|D = 1] = E[\Delta Y^1|D = 1] - E[\Delta Y^0|D = 1]$. Der ATT ist nun der Unterschied in den potentiellen Lohnentwicklungen mit und ohne

13 Vgl. dazu die Ausführungen in Abschnitt 5.1.

Arbeitslosigkeit für die Treatmentbeobachtungen.

Der (statische) *Baseline Bias* bei Querschnittbetrachtung unterscheidet sich somit in seiner Bedeutung vom (dynamischen) *Baseline Bias* bei Längsschnittbetrachtung. Wie in Abschnitt 3.3 dargestellt wird, sollte der *Baseline Bias* bei Längsschnittbetrachtung geringer ausfallen als der *Baseline Bias* bei Querschnittbetrachtung. Dies hat damit zu tun, dass die Höhe der abhängigen Variable (zu einem Zeitpunkt) von deutlich mehr (unbeobachteten) Variablen beeinflusst wird, als die Veränderung in der abhängigen Variablen zwischen zwei Zeitpunkten.

Der *Differential Treatment Effect Bias* hat aus beiden Perspektiven hingegen dieselbe Bedeutung. Zwar gibt es Ansätze, mit deren Hilfe für systematische Treatmenteffektheterogenität getestet werden kann (bspw. Morgan und Todd 2008), allerdings steht und fällt deren erfolgreiche Anwendung mit der Annahme, dass das richtige Modell spezifiziert wurde. Insofern sollten stets auch theoretische Überlegungen die Entscheidungen der Datenaufbereitung und -analyse leiten. Oft stellt auch hier die Beschränkung auf den ATT einen Ausweg aus diesem Dilemma dar.

3.1.4. Identifikationsstrategien für kausale Effekte

Identifikation

Mit Identifikation soll die Möglichkeit bezeichnet werden, Eigenschaften eines bestimmten Sachverhalts in Erfahrung zu bringen.[14] Im sozialwissenschaftlichen Kontext wird damit oft die Möglichkeit kausaler Schlüsse bezeichnet. Identifikationsanalysen abstrahieren von Problemen der Stichprobenziehung und der fehlerbehafteten Messung eines Merkmals. Untersucht wird stattdessen, ob kausale Effekte durch Kombinationen von Annahmen und Daten über die Grundgesamtheit identifiziert werden können. In den Worten von Manski (1995, S. 4):

> „[I]t is useful to separate the inferential problem into statistical and identification components. Studies of identification seek to characterize the conclusions that could be drawn if one could use the sampling process to obtain an unlimited number of observations. [...] Statistical problems may be severe in small samples but diminish in importance as the sampling process generates more observations. Identification problems cannot be solved by gathering more of the same kind of data. These inferential difficulties can be alleviated only by invoking stronger assumptions or by initiating new sampling processes that yield different kinds of data."

14 So könnte bspw. versucht werden die Wahrscheinlichkeitsverteilung einer Variablen zu identifizieren, deren Ausprägungen (z.B. durch Antwortverweigerung in Befragungen) nicht für alle Einheiten beobachtet werden konnte.

Für ideale Zufallsexperimente kann strikte Ignorierbarkeit angenommen werden. Ignorierbarkeit ist die identifizierende Annahme, die es ermöglicht, auf Basis von Experimentaldaten berechnete Effekte als kausale Effekte in der Stichprobe zu interpretieren.[15] Da Ignorierbarkeit in Beobachtungsstudien nicht gegeben ist, muss nach Strategien gesucht werden, die eine Identifikation des kausalen Effektes dennoch ermöglichen. Gewöhnlich werden drei Identifikationsstrategien unterschieden (vgl. Abschnitt 3.1.4):

1. Kontrolle von Drittvariablen,
2. Instrumentvariablen-Ansatz,
3. Mechanismusbasierte Schätzung.

In Abhängigkeit von der Theorie- und Datenlage sind diese Strategien unterschiedlich effektiv. In den meisten Fällen lassen sich kausale Effekte auch mit Hilfe dieser Strategien nicht exakt identifizieren (Punktidentifikation). Sind Punktschätzungen des kausalen Effektes nicht möglich, so kann versucht werden, einen Bereich von plausiblen kausalen Effekten zu produzieren (partielle Identifikation). Diese Effekt-Intervalle sind jedoch keine Konfidenzintervalle. Sie tragen nicht der Unsicherheit durch die Stichprobenziehung Rechnung, sondern versuchen jene Unsicherheiten abzubilden, die sich aus den (unvollständigen) Theorien einerseits, sowie der unvollständigen bzw. fehlerbehafteten Beobachtung von relevanten Merkmalen andererseits ergeben (Manski 1995, S. 8).

Kausale Graphen

Die Notation des POM ist besonders geeignet, um kausale Effekte zu definieren und bestimmte Annahmen (wie bspw. SUTVA) zu verdeutlichen. Das POM ist allerdings weniger hilfreich bei der Beschreibung von Identifikationsstrategien für Beobachtungsdaten (vgl. Morgan und Winship 2015, S. 77). Zu diesem Zweck lassen sich kausale Graphen nutzen. Deren Vorgänger, die Pfaddiagramme, werden seit den 1960er Jahren im Zusammenhang mit Pfadanalysen oder Strukturgleichungsmodellen genutzt. Im Gegensatz zu Pfaddiagrammen sind kausale Graphen bzw. gerichtete, azyklische Graphen (*directed acyclic graphs*, kurz DAG) vollständig nicht-parametrisch und interaktiv.[16] Kausale Graphen sind kausale Modelle, die im Gegensatz zu Pfaddiagrammen kein statistisches Modell vorschreiben (Elwert 2013, S. 247):

15 Ignorierbarkeit reicht jedoch nicht aus, um die berechneten Stichprobeneffekte auf die Grundgesamtheit zu übertragen.

16 Kausale Graphen schreiben den funktionalen Zusammenhang zwischen den Variablen nicht vor und sind deshalb 'offen' für Interaktionseffekte.

> „[I]t is important to distinguish between causal models (e.g., as encoded in DAGs) and statistical models (e.g., regression equations). [...] The common practice of writing a causal model in regression-like algebraic notation, or, worse, of writing regression equations in lieu of specifying an explicit causal model, can lead to serious confusion. DAGs are helpful for maintaining the distinction between causal and statistical models because they offer a notation specifically for causal assumptions."

In der kausalen Graphentheorie werden beobachtete Zufallsvariablen durch ausgefüllte Kreise ($\bullet$) und nicht beobachtete Zufallsvariablen durch leere Kreise ($\circ$) dargestellt. Sie stellen die Knoten des kausalen Systems dar. Kausale Effekte werden durch Pfeile (die Kanten) dargestellt ($\longrightarrow$). Um die kausale Reihenfolge auszudrücken, werden häufig Verwandtschaftsbezeichnungen gewählt. Die Variable am Anfang des Pfeils (die Mutter, im engl. 'parent') verursacht Variation in der Variable am Ende des Pfeils (die Tochter, im engl. 'child'). Theoretische Überlegungen lassen vermuten, dass Arbeitslosigkeit (D) Variation im Lohn (Y) verursacht ($D \longrightarrow Y$).

Als Pfad wird eine Sequenz von Knoten und Pfeilen bezeichnet, durch die zwei Variablen miteinander verbunden sind. Mit Blick auf die Forschungsfrage ist davon auszugehen, dass es einen gerichteten Pfad gibt, der Kündigung (K) mit D und Y verbindet ($K \longrightarrow D \longrightarrow Y$). Entlang dieses Pfades hat Kündigung einen indirekten Effekt auf den Lohn. Kausale Graphen müssen azyklisch sein, d.h. eine Mutter kann nicht ihr eigener Nachfahre sein (ausgeschlossen wird $K \longrightarrow D \longrightarrow Y \longrightarrow K$, wobei K die Kündigung zu einem bestimmten Zeitpunkt meint). Darüber hinaus wird in azyklischen Graphen simultane Kausalität ($D \longleftrightarrow Y$) ausgeschlossen, d.h. zwei Variablen können sich nicht *zeitgleich* gegenseitig beeinflussen. Umgehen lassen sich diese Beschränkungen einerseits durch eine dynamische Betrachtungsweise[17] und andererseits durch die Hinzunahme weiterer Variablen (bspw. für Erwartungen bzgl. der Effekte eines Ereignisses, vgl. Elwert 2013, S. 249).

DAGs werden dazu genutzt, Annahmen über die Zusammenhänge im kausalen System offenzulegen. Dabei sind nicht die existierenden, sondern die fehlenden Verbindungen von besonderem Interesse (Elwert 2013, S. 248, siehe auch Pearl 2010, S. 87):

> „Present arrows represent the analyst's ignorance. Missing arrows, by contrast, represent definitive claims of knowledge. It is the missing arrows – 'exclusion restrictions' in the language of economics – that enable the identification of a causal effect."

17 So können sich zwei Variablen im Zeitverlauf durchaus gegenseitig beeinflussen (z.B. $Y_1 \longrightarrow K_2 \longrightarrow D_3 \longrightarrow Y_4$).

Als exogene Variablen werden Variablen bezeichnet, die nicht durch andere Variablen im Graphen beeinflusst werden. Alle anderen Variablen werden als endogen bezeichnet. Exogene Variablen sind ausschließlich das Ergebnis von (unsystematischer) Zufallsvariation, d.h. Variable X ist exogen, wenn gilt $X = f_X(\epsilon_X)$. Die Zufallsfehler (ϵ) müssen unabhängig von allen anderen Variablen im Graphen und deren Fehlern sein. Endogene Variablen hängen von anderen Variablen im Graphen ab. Ein komplexer kausaler Graph kann vereinfacht werden, indem zwischen zwei Variablen eine gestrichelte Linie mit zwei Pfeilenden gezogen wird ($B \dashleftarrow\dashrightarrow C$). Diese Verbindung deutet auf gemeinsame Hintergrundfaktoren hin, die jedoch für die Identifikation des kausalen Effektes von D auf Y unerheblich sind und deshalb nicht mit in den Graphen aufgenommen wurden. Diese Variablen können dann innerhalb des vereinfachten Graphen als exogen angesehen werden.

Beziehungen zwischen drei Variablen

Drei Variablen A, B und C können auf drei verschiedene Arten miteinander verknüpft sein (vgl. Morgan und Winship 2015, S. 81ff und Elwert 2013, S. 249ff):

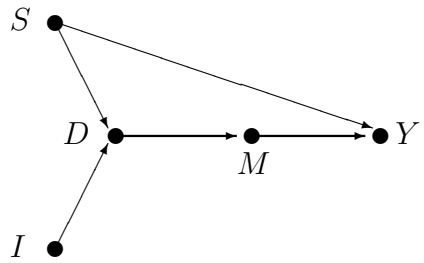
$B \longleftarrow A \longrightarrow C$ zwischen den Kindern (B und C) von A besteht ein (unbedingter) statistischer Zusammenhang. Unter Kontrolle von A ($B \longleftarrow \boxed{A} \longrightarrow C$) verschwindet dieser Zusammenhang. Im Fall von linearen Beziehungen gilt: $Cov(B, C) \neq 0$ und $Cov(B, C)|A = 0$. Dieses Szenario ist als Scheinkorrelation bekannt, da zwischen B und C kein kausaler Zusammenhang besteht.

$A \longrightarrow B \longrightarrow C$ zwischen der Großmutter (A) und ihrer Enkeltochter (C) besteht ein (unbedingter) statistischer Zusammenhang. Unter Kontrolle von B ($A \longrightarrow \boxed{B} \longrightarrow C$) verschwindet dieser Zusammenhang. Im Fall von linearen Beziehungen gilt: $Cov(A, C) \neq 0$ und $Cov(A, C)|B = 0$. Dieses Szenario ist als Kettenbeziehung oder Mediation bekannt. Zwischen A und C besteht ein indirekter kausaler Zusammenhang.

$A \longrightarrow B \longleftarrow C$ zwischen den Eltern (A und C) von B besteht *kein* (unbedingter) statistischer Zusammenhang. Unter Kontrolle von B ($A \longrightarrow \boxed{B} \longleftarrow C$) entsteht ein bedingter Zusammenhang. Im Fall von linearen Beziehungen gilt: $Cov(A, C) = 0$ und $Cov(A, C)|B \neq 0$. B ist in diesem Fall eine Collider-Variable und ihre Kontrolle generiert eine zusätzliche (rein statistische) Beziehungen zwischen den sie beeinflussenden Variablen.[18] Collider zeigen, warum eine Datenanalyse mit einem guten (graphischen) kausalen Modell beginnen sollte.

18 Elwert (2013, S. 251) erklärt die Intuition hinter den Collidern. Angenommen A und C haben einen positiven linearen Einfluss auf B. Beobachtungen mit einem hohen Wert auf B und einem niedrigen Wert auf A müssen einen hohen Wert C haben. Es gilt: $B = A + C$ und $C = B - A$.

Abbildung 3.1.1.: DAG für drei Identifikationsstrategien



Quelle: eigene Darstellung in Anlehnung an Morgan und Winship (2015, Kap. 1)

Drei Identifikationsstrategien im Überblick

Die drei in Abschnitt 3.1.4 genannten Identifikationsstrategien sollen anhand eines einfachen kausalen Graphen erklärt werden. Abbildung 3.1.1 zeigt einen DAG mit fünf Variablen (vgl. Morgan und Winship 2015, S. 32). Die Variablen S und I sind exogene Variablen. Bei D, M und Y handelt es sich hingegen um endogene Variablen. Die nicht-parametrischen strukturellen Gleichungen für Abbildung 3.1.1 lauten:

$$\begin{aligned} S &= f_S(\epsilon_S) \\ I &= f_I(\epsilon_I) \\ D &= f_D(S, I, \epsilon_D) \\ M &= f_M(D, \epsilon_M) \\ Y &= f_D(S, M, \epsilon_Y) \end{aligned}$$

Im Fokus steht der Effekt von D auf Y. Dieser Effekt ist durch die zusätzliche Verbindung (einen sog. Hintertürpfad) $D \longleftarrow S \longrightarrow Y$ konfundiert. Angemessene Kontrolle von S – z.B. durch korrekt spezifizierte Regressions- oder Matchingverfahren – würde diesen Hintertürpfad blockieren. Identifikation durch *Kontrolle von Drittvariablen* ist damit prinzipiell möglich (erste Strategie).

Die zweite Identifikationsstrategie besteht darin, das endogene Treatment D durch die exogene Variable I zu 'instrumentieren' (*Instrumentvariablen-Ansatz*). I ist direkter Vorfahre von D und darüber hinaus ein entfernter Vorfahre von Y. Es besteht somit ein (unbedingter) Zusammenhang zwischen sowohl I und D als auch I und Y. Diese Zusammenhänge sind frei von Einflüssen anderer Variablen (d.h. sie sind kausal) und können zur Schätzung des kausalen Effektes von D auf Y benutzt

werden. Der lineare Instrumentvariablen-Schätzer mit einer Instrumentvariable (IV) berechnet sich nach:[19]

$$\delta_{IV} = \frac{Cov(I, Y)}{Cov(I, D)} \tag{3.11}$$

Der nach Formel 3.11 berechnete Schätzer identifiziert den kausalen Effekt von D auf Y unter der Annahme, dass δ nicht über Einheiten variiert (d.h. $\delta_i = \delta$ für alle i, vgl. Morgan und Winship 2015, S. 293).

Die dritte Identifikationsstrategie besteht darin, einen vollständigen und isolierbaren Mechanismus zu identifizieren (*Mechanismusbasierte Schätzung*). In Abbildung 3.1.1 erklärt Variable M den ganzen Effekt von D auf Y (d.h. nach Kontrolle von M sind D und Y unabhängig). Darüber hinaus ist M nicht durch andere Hintertürpfade (bspw. via S) mit Y verbunden. Im Fall von linearen Beziehungen, konstanten Treatmenteffekten und einer intervenierenden Variablen lässt sich der über M vermittelte Effekt von D auf Y wie folgt schätzen:[20]

$$\delta_M = \beta_{M \leftarrow D} \cdot \beta_{Y \leftarrow M}, \tag{3.12}$$

wobei $\beta_{Y \leftarrow M}$ den Koeffizienten aus einer Regression von Y auf M darstellt und $\beta_{M \leftarrow D}$ der Koeffizient aus einer Regression von M auf D ist.

Die in Abschnitt 2.2.2 besprochenen Arbeiten zu den Folgen von Arbeitsplatzverlust und Arbeitslosigkeit setzen sämtlich auf Punktidentifikation durch Drittvariablenkontrolle (vgl. Tabelle 2.5.3). Dies mag – neben Forschungstradition – folgende Gründe haben:

1. Mit Surveydaten ist es nicht möglich, die in Abschnitt 2.3 aufgeführten Mechanismen direkt zu beobachten bzw. zu isolieren. *Stigmaeffekte* von Arbeitslosigkeit könnten theoretisch mit Hilfe eines faktoriellen Surveys (vgl. hierzu Beck und Opp 2001 sowie Ben 2003) ermittelt werden (ggf. an einer Stichprobe von Arbeitgebern). Darüber hinaus könnte ein Feldexperiment durchgeführt werden, bei dem die Forscherin fiktive Bewerbungsunterlagen für ausgeschriebene Stellen verschickt (vgl. Jackson und Cox 2013, S. 40). Die fiktiven Lebensläufe unterscheiden sich dann nur im Hinblick auf Zeiten der Arbeitslosigkeit. Damit ließen sich jedoch nur *Stigmaeffekte* untersuchen. Hinzu kommt, dass Feldexperimente und faktorielle Surveys mit eigenen methodischen Problemen zu kämpfen haben. Um die *Attrition von Humankapital* zu erfassen, müssten berufsspezifische Tests vor und nach der Arbeitslosigkeit durchgeführt werden. Zur Untersuchung des *Effektes der Suchzeit* (Humankapitalverlust und Stigmaeffekte hängen nur von der Arbeitslosigkeitsdauer ab)

19 Prinzipiell können mehrere Instrumente benutzt werden und es ist möglich den IV-Ansatz mit dem Ansatz der statistischen Kontrolle (Identifikationsstrategie 1) zu kombinieren.

20 Wie im Fall des IV-Ansatzes funktioniert die Mechanismusbasierte Schätzung auch mit mehreren Mechanismen.

wäre jedoch das folgende, sehr unrealistische Experiment möglich: Personen werden zufällig unterschiedliche Suchdauern zugewiesen. Während ein zufällig ausgewählter Teil der Individuen Zeit zur Arbeitsplatzsuche 'bei bestehendem Beschäftigungsverhältnis' (d.h. *on the job*) erhält, muss der andere Teil der Individuen aus der Arbeitslosigkeit heraus suchen. Am Ende der festgelegten Suchzeit wird das höchste erhaltene Lohnangebot erfasst. Sodann könnten Individuen mit denselben Suchdauern, aber potentiell unterschiedlichen Arbeitslosigkeitsdauern miteinander verglichen werden.

2. Darüber hinaus scheint (vorerst) keine Instrument-Variable I zu existieren, die nur die Arbeitslosigkeit (D) und darüber indirekt den Lohn (Y) beeinflusst. Eine mögliche Kandidatin für eine solche IV wäre eine Betriebsschließung (siehe die Entlassungsstudien). Diese IV beeinflusst aber sowohl K als auch D. Darüber hinaus ist sie nicht unabhängig von Y, da Betriebe im Krisenmodus nicht die gleiche Entlohnung gewährleisten können, wie erfolgreiche Betriebe (vgl. Jacobson et al 1993). Hinzu kommt, dass die Betriebsstilllegung von den Angestellten antizipiert werden kann. Besonders fähige Mitarbeiter kündigen dann evtl. selbst.

Insofern scheint für die Analyse der beruflichen Folgen von Arbeitslosigkeit vorerst nur die klassische Strategie der Kontrolle von Drittvariablen zielführend zu sein. Mit der Kontrolle von Drittvariablen wird versucht, sämtliche nicht-kausalen Verbindungen zu blockieren, über die D und Y verbunden sind. Diese häufig genutzte Identifikationsstrategie wird je nach Disziplin auch als Blockieren der Hintertürpfade oder als Modellierung des Treatments bezeichnet.

3.1.5. Drittvariablenkontrolle

Wie oben dargestellt, erlaubt die Annahme der Ignorierbarkeit (bzw. der Unabhängigkeit der potentiellen Ergebnisse vom Treatmentindikator) die Punktidentifikation des kausalen Effektes mit Hilfe von Zufallsexperimenten. Ignorierbarkeit gilt aber auch, wenn die Wahrscheinlichkeit das Treatment zu erhalten systematisch mit einer Reihe von Variablen S variiert und diese Wahrscheinlichkeit bekannt ist bzw. durch Beobachtung von S geschätzt werden kann. In diesem Fall gilt der Zuweisungsmechanismus als bedingt ignorierbar und die potentiellen Ergebnisse

sind bedingt unabhängig vom Treatmentindikator:[21]

$$(Y^0, Y^1) \perp\!\!\!\perp D|S \tag{3.13}$$

Diese Annahme wird als *conditional independence assumption* (CIA) bezeichnet (vgl. Rosenbaum und Rubin 1983, S. 43). Morgan und Winship (2015, S. 119) formulieren die Intuition hinter der bedingten Ignorierbarkeit so:

> „The general idea here is that, within strata defined by S, the remaining variation in the treatment D is completely random and hence the process that generates this remaining variation is labeled 'ignorable'."

In diesem Sinne kann Drittvariablenkontrolle als Versuch angesehen werden, in Beobachtungsdaten versteckte Zufallsexperimente ans Licht zu bringen (vgl. King und Nielsen 2016, S. 1). Diese versteckten Zufallsexperimente werden durch Interventionen produziert, die den Wert des Treatments unabhängig von den potentiellen Ergebnissen festlegen. Pearl (2010) repräsentiert diese Interventionen mit Hilfe des do-Operators $do(D = 1)$. Die potentiellen Ergebnisse Y^1 und Y^0 können dann als $Y|do(D = 1)$ respektive $Y|do(D = 0)$ geschrieben werden.

Das *back-door* Kriterium

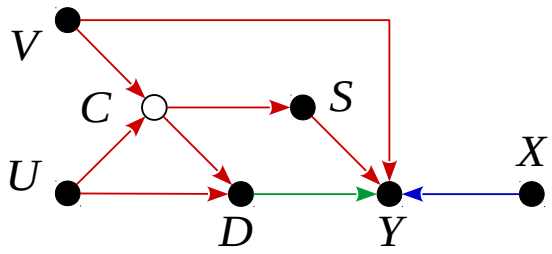
Um Ignorierbarkeit in Beobachtungsstudien zu gewährleisten, wird in der Praxis versucht, für alle bekannten und beobachtbaren Hintergrundfaktoren, die entweder D oder aber D *und* Y beeinflussen, zu kontrollieren (vgl. Austin 2011a, S. 414f.). Da oft kein einwandfreies theoretisches Modell vorhanden ist, führt die Empfehlung für *alle* Hintergrundvariablen zu kontrollieren, regelmäßig zu unübersichtlichen (Zuweisungs-)Modellen mit einer immensen Zahl von Kontrollvariablen. So schreibt unter anderem Stuart (2010, S. 5) in ihrer Einführung zu Matchingverfahren:

> „Researchers should thus be liberal in terms of including variables that may be associated with treatment assignment and/or the outcomes."

Ähnlich äußert sich auch Austin (2011a, S. 415). Es lässt sich jedoch zeigen, dass es nicht notwendig ist, für alle Variablen in S zu kontrollieren, die D beeinflussen. Es ist darüber hinaus auch nicht notwendig, für alle Variablen in S zu kontrollieren,

21 Umgekehrt gilt auch, dass das Treatment bedingt unabhängig von den potentiellen Ergebnissen ist: $Pr(D = 1|S, Y^0, Y^1) = Pr(D = 1|S)$. Das schließt aus, dass (Y^0, Y^1) bei der Selektion in das Treatment eine Rolle spielen, z.B. durch Selbstselektion in Bezug auf den (tatsächlichen) Treatmenteffekt. In diesem Fall müsste für Erwartungen bzgl. des Treatmenteffektes kontrolliert werden oder es müssen zusätzliche Daten über eines der potentiellen Ergebnisse gewonnen werden, z.B. in dem eine Untersuchungseinheit über die Zeit in verschiedenen Treatments beobachtet wird.

Abbildung 3.1.2.: Das *back-door*-Kriterium



die D direkt beeinflussen und entlang eines Hintertürpfades von D nach Y liegen: die CIA hält, wenn 1. alle Hintertürpfade zwischen D und Y blockiert werden (in dem für mindestens eine Variable entlang einer jeden nicht-kausalen Verbindung zwischen D und Y kontrolliert wird), dabei jedoch 2. alle Vordertürpfade von D auf Y offen bleiben (d.h., dass nicht für Variablen entlang der kausalen Pfade von D nach Y kontrolliert wird). Dieses auf Basis der kausalen Graphentheorie entwickelte *back-door*- oder *adjustment*- Kriterium (vgl. Morgan und Winship 2015, S. 109f. und Elwert 2013, S. 257) soll anhand einer Abbildung illustriert werden.

Abbildung 3.1.2 enthält drei exogene Variablen (U, V, X) und vier endogene Variablen (C, D, S, Y), von denen eine (C) unbeobachtet ist. Im Fokus steht wieder der Effekt von D auf Y $(D \longrightarrow Y)$. Um das *back-door*-Kriterium anzuwenden, müssen zuerst alle Hintertürpfade identifiziert werden. Dies sind nicht-kausale Pfade zwischen D und Y, die mit einem Pfeil auf D beginnen und bei Y enden. In diesem Beispiel gibt es drei Hintertürpfade:

1. $D \longleftarrow C \longleftarrow V \longrightarrow Y$,
2. $D \longleftarrow C \longrightarrow S \longrightarrow Y$,
3. $D \longleftarrow U \longrightarrow C \longrightarrow S \longrightarrow Y$.

Alle Pfade enthalten die unbeobachtete Variable C. Der erste Hintertürpfad enthält darüber hinaus die Variable V, der dritte Pfad die Variable U. Der zweite und der dritte Pfad enthalten außerdem die Variable S. Anders als vielleicht zu erwarten wäre, würde Beobachtung und Kontrolle von C den kausalen Effekt von D auf Y *nicht* identifizieren. C ist eine Collider-Variable und Kontrolle von C generiert einen neuen Hintertürpfad zwischen U und V, ihren Eltern (siehe die Ausführungen in Abschnitt 3.1.4). Dieser neue Hintertürpfad $D \longleftarrow U \longrightarrow \boxed{C} \longleftarrow V \longrightarrow Y$ kann nur durch Kontrolle von U, V oder (U, V)[22] blockiert werden. Das Gleiche gilt für die Tochter S der Collider-Variable C, die entlang des zweiten und dritten

22 D.h. gemeinsame Kontrolle von U und V.

Hintertürpfades liegt. Auch Kontrolle von S generiert einen Hintertürpfad zwischen U und V. Insofern muss zusätzlich zu S auch V kontrolliert werden. Durch Kontrolle von (V, S) können demnach alle Hintertürpfade blockiert und damit der durchschnittliche kausale Effekt identifiziert werden.

Dieses Beispiel zeigt, dass es zur Identifikation des durchschnittlichen kausalen Effekts von D auf Y nicht notwendig ist, für alle Eltern des Treatments zu kontrollieren (dies wird als *parents of treatment*-Strategie bezeichnet, vgl. Elwert 2013, S. 260). Angemessene Kontrolle von C und U würde Ignorierbarkeit gewährleisten und den kausalen Effekt identifizieren. Dies wäre bei Beobachtung von C nur eine von mehreren zulässigen Identifikationsstrategien.

Außerdem muss nicht für alle Eltern der abhängigen Variable kontrolliert werden. Die Variable X muss zur Identifikation des *durchschnittlichen* kausalen Effekt nicht berücksichtigt werden, da sie nicht entlang eines Hintertürpfades liegt. Allerdings zeigt ein Blick auf die nicht-parametrische strukturelle Gleichung für Y ($Y = f_Y[V, S, D, X, \epsilon_Y]$), dass der durchschnittliche Effekt von D auf Y 'uninformativ' sein kann. Dies gilt dann, wenn Interaktionseffekte zwischen D und X mit Blick auf Y bestehen (X ist dann eine Moderatorvariable). So könnte X eine Variable für die Gruppenzugehörigkeit sein. Wenn der Effekt von D innerhalb der Gruppen von X im Vorzeichen variiert, so könnte der durchschnittliche kausale Effekt (über alle Gruppen) null sein. Dieser durchschnittliche Effekt ist durch (richtige) Kontrolle von V und S identifiziert. Nur ist er nicht informativ für den durch X bedingten Effekt von D auf Y.

Diese Überlegungen können wie folgt zusammengefasst werden. Kausale Graphen helfen bei der Suche nach der Menge an Kontrollvariablen, mit deren Hilfe *durchschnittliche* kausale Effekte theoretisch identifiziert werden können.[23] Sofern alle Variablen beobachtet wurden, muss in einem zweiten Schritt über die richtige Spezifikation des Analysemodells nachgedacht werden. Kausale Graphen sind nicht-parametrisch, jedoch muss in der Praxis häufig auf ein parametrisches Schätzverfahren zurückgegriffen werden. Bei der richtigen Spezifikation der Zusammenhänge sollte auch über mögliche Moderatorvariablen nachgedacht werden, die zwar nicht zur Identifikation des ATE benötigt werden, mit deren Hilfe jedoch Schätzungen der konditionalen Effekte möglich sind (im Beispiel X).

Sind wichtige Variablen entlang der Hintertürpfade nicht beobachtbar, so können andere Identifikationsstrategien oder ein alternatives Erhebungsdesign Abhilfe schaffen. So ist es bspw. mit Längsschnittdaten prinzipiell möglich, für zeitkonstante Merkmale mit zeitkonstanten Effekten zu kontrollieren (vgl. Abschnitt 3.3). Sofern es nicht gelingt, das Wissen über die Zusammenhänge zwischen den Variablen in einem

23 Im kausalen Graphen steht der ATE im Vordergrund. Andere konditionale Effekte (ATT, ATC) lassen sich mit Hilfe kausaler Graphen nicht repräsentieren (vgl. Morgan und Winship 2015, S. 126).

kausalen Graphen abzubilden (weil bspw. gleichermaßen plausible Erklärungen existieren), kann eine partielle Identifikation der kausalen Effekte angestrebt werden (vgl. Manski 1995).[24]

Drittvariablenkontrolle in der Praxis

Die Strategie der Kontrolle von Drittvariablen wird in der Forschungspraxis häufig mit Regressions- oder Matchingverfahren implementiert. Beide Verfahren unterscheiden sich in der Art und Weise, wie die statistische Kontrolle von Störvariablen begründet und dann letztendlich umgesetzt wird.

Matching

Matchingverfahren lehnen sich an die Logik von Zufallsexperimenten an, in dem – a posteriori – versucht wird, die Treatment- und Kontrollgruppe(n) im Hinblick auf die (relevanten beobachtbaren) Variablen in S so gut wie möglich anzupassen (bzw. nur ähnliche Beobachtungen zu vergleichen). Meist werden Matchingverfahren dazu genutzt, die Selektion in das Treatment zu modellieren und es wird empfohlen für alle möglichen Eltern des Treatments zu kontrollieren (vgl. Gangl 2010, S. 933). Zu einer nicht- oder semiparametrischen Matchinganalyse gehört die Überprüfung der Balancierung der ausgewählten Kovariaten, sowie die Beschränkung der Analyse auf den Bereich, in dem sich die Verteilungen dieser Variablen (oder daraus abgeleiteter Metriken) für beide Gruppen überlappen. Diese Beschränkung auf den *Common Suppport* soll die stark modellabhängige Extrapolation in nicht beobachtete Bereiche erschweren.[25] Matchingverfahren werden aus diesem Grund auch zur 'Vorverarbeitung' der Daten für weitere parametrische Analysen genutzt (vgl. Ho u. a. 2007).

Nachdem die Balancierung der beobachteten Kovariaten gelungen ist, können die Mittelwerte in der Treatment- und Kontrollgruppe miteinander vergleichen werden oder aber parametrische Verfahren zum Einsatz kommen. Im Fall von exaktem Matching werden die Mittelwerte in den durch die Ausprägungen von S definierten Schichten berechnet und dann entsprechend der gemeinsamen Wahrscheinlichkeitsverteilung aggregiert. Dieser bedingte Mittelwertevergleich identifiziert den (lokalen) kausalen Effekt von Treatment D auf Ergebnisvariable Y bei Gültigkeit der CIA. Während bei semiparametrischen Matchingverfahren die Variablen im Zuweisungsmodell richtig spezifiziert (d.h. in der richtigen Form in das Modell aufgenommen)

24 Werden Ergebnisse für Analysen auf Basis unterschiedlicher (aber gleichermaßen plausibler) Modelle berichtet, so führt dies – selbst bei Punktschätzungen – regelmäßig zu partieller Identifikation der kausalen Effekte. Die Punktschätzungen werden mit großer Wahrscheinlichkeit nicht exakt übereinstimmen.

25 Beobachtungen sind *off support*, wenn keine vergleichbare Beobachtung mit einem anderen Treatmentstatus gefunden werden kann.

werden müssen, spielt bei gänzlich nicht-parametrischen Matchingverfahren (exaktes Matching, *Coarsened Exact Matching*) oder faktisch nicht-parametrischen Verfahren (Mahalanobis-Distanz-Matching) nur die Variablenauswahl eine Rolle.

Regression

Regressionsanalysen setzen in der Praxis häufig auf die *parents-of-outcome* Strategie, die darin besteht, für alle anderen (direkten) Prädiktoren (X_k) von Y zu kontrollieren. Regressionsmodelle modellieren Parameter der Verteilung von Y in Abhängigkeit von X_k und D. Handelt es sich um metrische abhängige Variablen, werden dazu gewöhnlich lineare Regressionsmodelle der Form $E[Y] = \alpha + \delta \cdot D + \sum_{k=1}^{K} \beta_k \cdot X_k$ (bzw. als stochastisches Modell: $Y = \alpha + \delta \cdot D + \sum_{k=1}^{K} \beta_k \cdot X_k + \epsilon$) verwendet, mit deren Hilfe der partielle, d.h. der kausale Effekt von D auf $E[Y]$ unter *parametrischer* Kontrolle von X_k geschätzt werden soll. Der Erfolg solcher Regressionsanalysen hängt nicht nur von der Wahl der Kontrollvariablen, sondern auch von der richtigen Spezifikation[26] des Modells ab, wobei die Modellabhängigkeit umso schwerer wiegt, je unterschiedlicher die durch D definierten Gruppen im Hinblick auf die Variablen in X (bzw. S) sind (siehe Berk 2004 und Ho u. a. 2007). Da die Frage nach dem richtigen Set an Kontrollvariablen (zumal ohne zusätzliches graphisches kausales Modell) schwer zu beantworten ist, wird in der Praxis als Kriterium der Modellgüte in linearen Regressionen oft die erklärte Varianz (R^2) genutzt.[27]

Regressionsmodelle produzieren unverzerrte Schätzungen, wenn folgende Annahmen über die Verteilung des Fehlerterms ϵ (bzw. ϵ_D, vgl. Morgan und Winship 2015, S. 200) und die Kovarianz von Fehlerterm und Prädiktoren getroffen werden können: 1. die Fehler sind gleich verteilt und haben für alle Ausprägungen der unabhängigen Variable(n) (d.h. lokal) einen Mittelwert von Null ($\epsilon = i.i.d[0, \sigma]$) und 2. Fehler (bzw. darin enthaltene Variablen) und unabhängige Variable(n) sind voneinander unabhängig ($cov[D, \epsilon] = 0$). Diese Annahmen wären bspw. bei einer bivariaten Regressionsanalyse mit Daten aus einem idealen Zufallsexperiment gegeben.[28] Da Unverzerrtheit (und damit Identifikation) mit Annahmen über die

26 Mit Spezifikation soll im Folgenden nicht gemeint sein, ob eine Variable X entlang eines Hintertürpfades im Modell berücksichtigt wird, sondern in welcher Form X berücksichtigt wird. Dies steht im Einklang mit der Konzeption von Testverfahren die den funktionalen Zusammenhang testen sollen (bspw. dem *Regression Error Specification Test*, RESET).

27 Die Suche nach dem besten Modell kommt dann im schlimmsten Fall einer Maximierung des Determinationskoeffizienten R^2 (oder äquivalenter Statistiken im Fall nicht-linearer Regressionsmodelle) gleich (vgl. u.a Kennedy 2008, S. 89). Mit etwas Sarkasmus schreibt Nau (2017) hierzu: „You don't get paid in proportion to R-squared."

28 Wie Freedman (2008) darlegt, wird eine *multiple* Regressionsanalyse (einfacher) Experimentaldaten bei kleinem Stichprobenumfang regelmäßig zu verzerrten Effekt- und Standardfehlerschätzungen führen. Er empfiehlt aus diesem Grund die Verwendung bivariater Modelle (d.h. einfacher t-Tests). Gemäß Lin (2013) leiden multiple Regressionsmodelle, in denen alle Kontrollvariablen mit dem Treatmentindikator interagiert werden, nicht unter dem Problem verzerrter Effektschätzungen.

Zufallsfehler begründet wird, werden zur Überprüfung der Angemessenheit des Regressionsmodells i.d.R. Residualanalysen durchgeführt (vgl. Ohr 2010).

Auch mit Regressionsmodellen lassen sich potentielle Ergebnisse darstellen. Zu diesem Zweck muss Gleichung 3.1 als Random-Coefficient-Modell neu geschrieben werden (Morgan und Winship 2015, S. 197):

$$Y = \underbrace{\mu^0}_{\alpha} + \underbrace{(\mu^1 - \mu^0) \cdot D}_{\delta \cdot D} + \underbrace{\{\upsilon^0 + (\upsilon^1 - \upsilon^0) \cdot D\}}_{\epsilon_D}, \tag{3.14}$$

wobei μ_0 sowie μ_1 den durchschnittlichen potentiellen Ergebnissen ohne Treatment ($E[Y^0]$) bzw. mit Treatment ($E[Y^1]$) entsprechen und υ^0 sowie υ^1 Abweichungen von den durchschnittlichen potentiellen Ergebnissen ($\upsilon^0 \equiv Y_i^0 - E[Y^0]$ und $\upsilon^1 \equiv Y_i^1 - E[Y^1]$) darstellen. Somit gilt (nach Einsetzen):

$$Y^0 = \mu^0 + \upsilon^0$$
$$Y^1 = \mu^1 + \upsilon^1$$

δ (bzw. $\mu^1 - \mu^0$) ist damit der durchschnittliche Treatmenteffekt (ATE) und nicht etwa ein invarianter struktureller Parameter. Wenn D mit υ^0 korreliert ist, so besteht ein *Baseline Bias*. Ist D hingegen mit υ^1 korreliert, so liegt systematische Treatmenteffektheterogenität vor (siehe Formel 3.10).

3.2. Der Effekt von Arbeitslosigkeit: eine Simulation

Im Folgenden sollen die Möglichkeiten der Drittvariablenkontrolle und die notwendigen Annahmen zur Punktidentifikation des kausalen Effektes von Arbeitslosigkeit (D) auf den Lohn (Y) anhand eines didaktischen Beispiels verdeutlicht werden. Mit dem Beispiel soll insbesondere gezeigt werden,

1. warum potentielle Ergebnisse ohne Berücksichtigung des Kündigungsgrundes nur unvollständig gedacht werden können,
2. warum die Vernachlässigung des Kündigungsgrundes zu verzerrten Schätzungen führt,
3. warum eine einfache statistische Kontrolle des Kündigungsgrundes u.U. nicht ausreicht,
4. warum und wann Paneldaten die Kontrolle unbeobachteter Merkmale ermöglichen,
5. wie Matchingverfahren in der Praxis eingesetzt werden,
6. wie Treatmenteffektheterogenität mit Matching- und Regressionsverfahren abgebildet werden kann.

In Abschnitt 3.2.1 wird der datengenerierende Prozess (das Modell) in seinen Grundzügen beschrieben und erklärt, warum für durchgehend Beschäftigte (die Stayer) keine potentiellen Ergebnisse unter der Bedingung 'arbeitslos' gedacht werden können. In Abschnitt 3.2.2 wird die Parametrisierung des Modells erläutert. In Abschnitt 3.3 werden sowohl die Analyseverfahren, als auch die Ergebnisse der Monte-Carlo-Simulationen besprochen.

3.2.1. Das grundlegende Modell

Im Beispiel wird wieder von zwei Zeitpunkten ($t = 1, 2$) ausgegangen. Um die Diskussion zu erleichtern, wird davon ausgegangen, dass es sich um Berufseinsteiger handelt, die zu beiden Erhebungszeitpunkten in Beschäftigung beobachtet werden. Y_t (bzw. ΔY) ist die abhängige Variable und D_t (bzw. ΔD) das Treatment. Da das Treatment nur zwischen erstem und zweiten Zeitpunkt erfolgen kann, wird D_t stets als D_2 geschrieben. Das Set an möglichen Drittvariablen (S) besteht im Folgenden aus:

1. zwei zeitkonstanten Variablen $W = (A, B)$, wobei A angeborenen Talenten (oder Begabungen, engl. 'ability') entspricht und B das formale (institutionalisierte) Qualifikationsniveau darstellt. Variable A soll nicht (direkt)

beobachtbar sein, weshalb sie in Abbildung 3.2.3 durch einen leeren Kreis (∘) gekennzeichnet wird.

2. dem Lohn vor dem Arbeitsplatzverlust (Y_1), der im Wesentlichen eine Funktion der zeitkonstanten Humankapitalvariablen in W ist.

3. der Lohnzufriedenheit zum ersten Zeitpunkt (Z_1), die eine Folge des erzielten Lohns zum ersten Zeitpunkt (Y_1) sowie des Verhältnisses von erzieltem Lohn (Y_1) und Erwartungslohn (Y_B, dieser ist eine Funktion von W) sein soll.[29]

4. dem Grund des Arbeitsplatzverlustes, wobei im Folgenden zwischen kein Arbeitsplatzwechsel ($K_2 = 0$), eigener Kündigung ($K_2 = 1$) und Kündigung durch den Arbeitgeber ($K_2 = 2$) unterschieden werden soll.

Im Beispiel wird der Einfachheit halber angenommen, dass es keine Interaktionen zwischen W und K_2 sowie W und D_2 im Hinblick auf Y_2 (bzw. ΔY) gibt. Aus theoretischen und methodischen Gründen wird von einer Abhängigkeit der abhängigen Variablen über die Zeit (*true state dependence*) ausgegangen. Diese *true state dependence* (vgl. Heckman 1981) wird in Abbildung 3.2.3 durch den Pfad $Y_1 \longrightarrow Y_2$ abgebildet. Wie gezeigt werden kann, stellt *true state dependence* nur dann ein Identifikationshindernis dar, wenn durch sie zusätzliche *nicht blockierbare* Verbindungen zwischen der abhängigen Variable zum Zeitpunkt t (Y_t) und der/den unabhängigen Variable/n zu einem späteren Zeitpunkt $t + X$ (D_{t+X}) geschaffen werden (vgl. Imai und Kim 2016). In diesem Fall kann Identifikation nur mit Hilfe einer Instrumentvariablen-Schätzung erfolgen (vgl. Brüderl und Ludwig 2014, S. 340f.).

DAG und Strukturelle Gleichungen

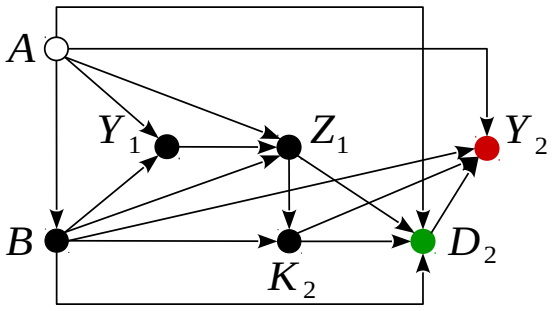
Abbildung 3.2.3 zeigt die Zusammenhänge zwischen den Variablen. Insgesamt gibt es 13 Hintertürpfade über die D_2 und Y_2 verbunden sind. Um diese Hintertürpfade zu blockieren, muss mindestens für A, B, K_2 *und* Z_1 kontrolliert werden.[30] Da A unbeobachtet ist, kann versucht werden, ein *within*-Modell (Fixed-Effects-Modell, siehe Abschnitt 3.3.1) zu schätzen. Die potentiellen Ergebnisse sind in diesem Fall nicht Y_t^1 und Y_t^0, sondern ΔY^1 und ΔY^0, d.h. die Entwicklung des Lohns unter der Treatment- und unter der Kontrollbedingung.[31]

29 Obwohl die Lohnzufriedenheit im Beispiel erst zwischen $t = 1$ und $t = 2$ ausgebildet wird, wird sie, anders als Kündigung und Arbeitslosigkeit, mit $t = 1$ indexiert. Dies bedeutet nur, dass Z_1 sich auf Y_1 und nicht etwa auf Y_2 bezieht.

30 In diesem Beispiel ist es einfach, die Variablen zu identifizieren, für die kontrolliert werden muss. Für komplexe Graphen eignen sich spezielle Anwendungen (u.a. `http://www.dagitty.net/`). Diese Anwendung stößt bei Paneldaten jedoch an ihre Grenzen.

31 Mir ist nicht bekannt, dass potentielle Ergebnisse für zeitveränderliche Variablen jemals in dieser Form formuliert wurden.

Abbildung 3.2.3.: DAG für Simulation 'Der Effekt von Arbeitslosigkeit'[a]



a D_2 und Y_2 sind über folgende Hintertürpfade miteinander verbunden: 1. $D_2 \leftarrow K_2 \rightarrow Y_2$ 2. $D_2 \leftarrow B \rightarrow Y_2$ 3. $D_2 \leftarrow A \rightarrow Y_2$ 4. $D_2 \leftarrow K_2 \leftarrow B \rightarrow Y_2$ 5. $D_2 \leftarrow B \leftarrow A \rightarrow Y_2$ 6. $D_2 \leftarrow B \rightarrow K_2 \rightarrow Y_2$ 7. $D_2 \leftarrow Z_1 \leftarrow K_2 \rightarrow Y_2$ 8. $D_2 \leftarrow A \rightarrow B \rightarrow Y_2$ 9. $D_2 \leftarrow K_2 \leftarrow B \leftarrow A \rightarrow Y_2$ 10. $D_2 \leftarrow A \rightarrow B \rightarrow K_2 \rightarrow Y_2$ 11. $D_2 \leftarrow Z_1 \leftarrow Y_1 \leftarrow B \rightarrow Y_2$ 12. $D_2 \leftarrow Z_1 \leftarrow Y_1 \leftarrow A \rightarrow Y_2$ 13. $D_2 \leftarrow Z_1 \leftarrow Y_1 \leftarrow B \rightarrow K_2 \rightarrow Y_2$

DAG's enthalten eine Reihe von Annahmen über die Zusammenhänge zwischen den Variablen. Ein Teil dieser Annahmen kann empirisch überprüft werden (sog. *testable implications*). Unter (nicht-parametrischer) Kontrolle des Bildungsniveaus und der Lohnzufriedenheit sollten bspw. die Kündigung und der Lohn in $t = 1$ unabhängig voneinander sein ($Y_1 \perp\!\!\!\perp K_2 | B, Z_1$). Wird ein Test auf Unabhängigkeit auf hohem Signifikanzniveau (bspw. $\alpha = 0,01$) abgelehnt, so gilt der DAG als nicht vereinbar mit den Daten. Können im Umkehrschluss die vorhergesagten Abhängigkeiten nicht in den Daten gefunden werden, so gilt dies nur als schwaches Indiz für die Angemessenheit des kausalen Graphen (vgl. Elwert 2013).

Die nicht-parametrischen strukturellen Gleichungen lauten wie folgt:

$$
\begin{aligned}
A &= f_A(\epsilon_A) \\
B &= f_B(A, \epsilon_B) \\
Y_1 &= f_{Y_1}(A, B, \epsilon_{Y_1}) \\
Z_1 &= f_{Z_1}(A, B, Y_1, \epsilon_{Z_1}) \\
K_2 &= f_{K_2}(B, Z_1, \epsilon_{K_2}) \\
D_2 &= f_{D_2}(A, B, Z_1, K_2, \epsilon_{D_2}) \\
Y_2 &= f_{Y_2}(A, B, K_2, D_2, \epsilon_{Y_2})
\end{aligned}
$$

Modellannahmen und Motivation der Zusammenhänge

Auch wenn es sich nur um ein fiktives Beispiel handelt, sollen die Zusammenhänge mit Rückgriff auf einfache Überlegungen motiviert werden. [32]

$A \to B$**:** Neben dem familiären Hintergrund (nicht im Graphen enthalten) sind angeborene Talente ein Faktor beim Bildungserwerb.

$(A, B) \to Y$**:** Talente und erlerntes Wissen erhöhen die Produktivität und unterschiedlich produktive Personen werden unterschiedlich entlohnt. Dabei wird in der Ökonomie eine intensive Debatte über den relativen Einfluss von beiden Faktoren und ihr Zusammenwirken geführt (vgl. Card 1999, S. 1802). Abseits von realen Produktivitätssteigerungen, stellen Bildungszertifikate Signale für Produktivität dar, die bei Auswahlprozessen auf dem Arbeitsmarkt eine Rolle spielen.

$B \to K_2$, $B \to D_2$**:** Ein Blick auf die anforderungs- und qualifikationsspezifischen Arbeitslosenquoten zeigt, dass Personen mit niedriger Qualifizierung mit erhöhter Wahrscheinlichkeit arbeitslos sind (vgl. Bogai u. a. 2014). Es ist davon auszugehen, dass dies sowohl durch eine erhöhte Eintrittswahrscheinlichkeit in Arbeitslosigkeit, als auch durch eine erhöhte Verweildauer in Arbeitslosigkeit begründet ist (vgl. Dieckhoff 2011; Fehr 2016). Niedrig qualifizierte Arbeitnehmer zählen häufiger zu den flexibleren Randbelegschaften, die nur befristet eingestellt und bei Bedarf schneller gekündigt werden. Bei beständig steigenden Qualifikationsanforderungen stehen sie im Wettbewerb mit anderen Arbeitnehmern, die ein mindestens gleiches Ausbildungsniveau haben. Im Fall von (drohender) Arbeitslosigkeit haben Personen mit hoher Bildung die Möglichkeit 'nach unten' auszuweichen, d.h. sie können Arbeitslosigkeit um den Preis einer (kurzfristigen) Abwärtsmobilität vermeiden.[33]

32 Dabei wird davon ausgegangen, dass 1. für jeden Arbeitnehmer ein Lohn existiert, der allein seiner konstanten Produktivität (bzw. seinen Qualifikationen A und B) entspricht. Dies schließt u.a. aus, dass eine höhere Entlohnung zu einer erhöhten Produktivität führt; 2. Arbeitnehmer versuchen, ihren Lohn (bzw. ihr Einkommen) zu maximieren; 3. Arbeitgeber versuchen, die Lohnkosten zu minimieren; 4. keine Mengenanpasssungen möglich sind (Arbeitnehmer können nur zu einer konstanten Stundenzahl oder gar nicht arbeiten); 5. Lohnanpassungen im Wesentlichen durch Arbeitgeberwechsel erfolgen; 6. kein betriebsspezifisches Humankapital aufgebaut bzw. dieses nicht gesondert entlohnt wird; 7. außer der Informationsbeschaffung keine weiteren Transaktionskosten existieren, was Effizienzlöhne (siehe auch den ersten Punkt) und starke Marktmacht von Insidern (bei der Lohnsetzung) ausschließt. Es handelt sich demnach um (friktionelle) Sucharbeitslosigkeit, die, genauso wie ungleiche Löhne bei gleichen Qualifikationen, durch unvollständige Informationen in $t = 1$ getrieben wird. In diesem Modell würde sich durch stetige Arbeitsplatzwechsel und dem Abbau von Informationsdefiziten, langfristig ein Gleichgewicht einstellen, bei dem alle Arbeitnehmer (dieser Kohorte) den Lohn erhalten, der ihren Qualifikationen entspricht.

33 Bei betriebsbedingten Kündigungen können die Arbeitgeber wichtige Arbeitnehmer aus der

$A \to D_2$**:** Talente beeinflussen die Wahrscheinlichkeit, in Arbeitslosigkeit zu gelangen. Dies könnte daran liegen, dass talentierte Menschen die besseren Suchstrategien, eine höhere Motivation oder andere Fähigkeiten haben, die eine schnelle Wiederbeschäftigung begünstigen.

$(A, B, Y_1) \to Z_1$**:** Arbeitsverträge werden unter Unsicherheit bzgl. der Qualität der Arbeitsbeziehung und der möglichen Alternativen eingegangen. Diese Unsicherheit führt zu Variation in den Lohnabschlüssen von ansonsten homogenen Arbeitskraftanbietern und findet ihren Ausdruck in e_{Y_1}. Mit zunehmender Dauer der Arbeitsbeziehung sollte zunehmende Gewissheit über die tatsächliche Qualität der Arbeitsbeziehung und über die eigenen Lohnpotenziale entstehen. Während ein – gemessen an der tatsächlichen Produktivität (A, B) – unterdurchschnittlicher (niedriger) Lohn zu einer niedrigen Lohnzufriedenheit führt, sollte ein überdurchschnittlicher (hoher) Lohn eine hohe Lohnzufriedenheit bewirken. Die Variablen A, B und Y_1 haben somit in Bezug auf Z_1 eine interaktive Verknüpfung, die auch in e_{Y_1} ihren Ausdruck findet. Die Zufriedenheit mit dem Lohn ist relativ in Bezug auf vergleichbare Menschen (vgl. Card u. a. 2012).[34]

$Z_1 \to K_2$**:** Kündigung ist ein wesentlicher Mechanismus für als notwendig erachtete Lohnanpassungen. Wo solche nicht notwendig erscheinen, bleibt das Arbeitsverhältnis bestehen, weshalb beidseitig zufriedenstellende Lohnabschlüsse (d.h. gute Matches) besonders langlebig sind.

$Z_1 \to D_2$**:** Personen, die vor dem Arbeitsplatzverlust bzw. der Arbeitsplatzaufgabe zufrieden mit ihrem Lohn waren (d.h. einen überdurchschnittlich hohen Lohnabschluss erzielt haben), werden im Fall einer Kündigung länger nach einer neuen Stelle suchen als Personen, die unzufrieden waren. Letztere haben eine erhöhte Wahrscheinlichkeit in der gleichen Suchzeit ein – bezogen auf ihren Ausgangslohn – besseres Lohnangebot zu erhalten. Personen die überdurchschnittlich verdient haben, werden damit überdurchschnittlich oft aus der Arbeitslosigkeit weiter suchen. In diesem Sinne übernimmt Z_1 hier die Funktion eines Anspruchslohns, der die Dauer der Arbeitsplatzsuche beeinflusst (vgl. Franz 2013, S. 216).

Sozialauswahl herausnehmen (Buschmann 2016). Bei vergleichbaren Tätigkeitsprofilen werden dies voraussichtlich Beschäftigte mit relativen Qualifikationsvorteilen oder mit besonderen Begabungen sein. Dies spricht für einen Pfad $A \longrightarrow K_2$.

34 Das Arbeitsverhältnis wird hier der Einfachheit halber auf einen Lohn reduziert. Tatsächlich spielen nicht-monetäre Arbeitsplatzmerkmale eine wesentliche Rolle bei der Arbeitsplatzsuche (vgl. StepStone 2013). Grund und Rubin (2016) finden einen Zusammenhang zwischen der Lohnerhöhung und der Zufriedenheit. Demnach hat das relative Ausmaß der Lohnerhöhung insbesondere für Personen mit einem unterdurchschnittlichen (absoluten) Lohn einen Einfluss auf die Zufriedenheit mit dem Arbeitsplatz.

$K_2 \rightarrow D_2$**:** Personen, die selbst kündigen haben einen längeren Vorlauf bei der Arbeitsplatzsuche und werden mit geringerer Wahrscheinlichkeit arbeitslos.

$K_2 \rightarrow Y_2$, $D_2 \rightarrow Y_2$**:** Siehe die Ausführungen oben und in Kapitel 2.

Doppelte Kontrafaktizität und Wahl der Gruppen

In diesem Beispiel ist der Zuweisungsmechanismus bekannt. Durch eine angemessene Kontrolle von A, B, Z_1, K_2 (*parents-of-treatment*, vgl. Gleichung 3.15) können alle nicht-kausalen Verbindungen zwischen D_2 und Y_2 blockiert werden. Damit gilt:[35]

$$(Y_2^0, Y_2^1) \perp\!\!\!\perp D_2 | A, B, Z_1, K_2 \tag{3.15}$$

bzw. für ΔY

$$(\Delta Y^0, \Delta Y^1) \perp\!\!\!\perp \Delta D_2 | \Delta Z_1, \Delta K_2 \tag{3.16}$$

Dabei ist Y_2^0 der Lohn unter der Bedingung, dass der Arbeitsplatz ohne Erwerbsunterbrechung gewechselt wird ($K_2 = [1,2]$ und $D_2 = 0$) und Y_2^1 der Lohn unter der Bedingung, dass die Person arbeitslos wird ($K_2 = [1,2]$ und $D_2 = 1$). Da diese potentiellen Ergebnisse nur für Arbeitsplatzwechsler definiert sind (vgl. Abbildung 3.2.4), sind sowohl Y_2^0 als auch Y_2^1 für die Stayer ($K_2 = 0$) kontrafaktische Ergebnisse. Wollte man den ATE der Arbeitslosigkeit für *alle* Beschäftigten berechnen, so müssten auch diese beiden kontrafaktischen Ergebnisse miteinander verglichen werden (vgl. zur Schreibweise Morgan und Winship 2015, S. 72):

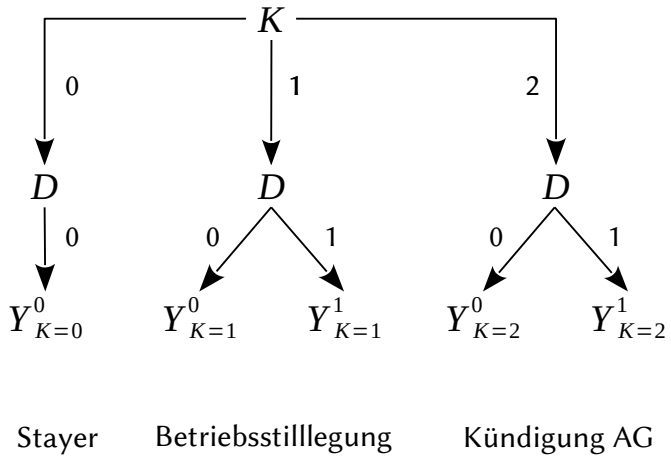
$$\begin{aligned} E(Y_2^1 - Y_2^0) = {} & Pr(K_2 = 0) \cdot E(Y_2^1 - Y_2^0 | K_2 = 0) \\ & + Pr(D_2 = 0 | K_2 = [1,2]) \cdot E(Y_2^1 - Y_2^0 | D_2 = 0) \\ & + Pr(D_2 = 1) \cdot E(Y_2^1 - Y_2^0 | D_2 = 1) \end{aligned} \tag{3.17}$$

Gemäß Formel 3.17 ist der ATE die gewichtete Summe einer Reihe konditionaler ATE's. In der ersten Zeile wird der ATE für die Stayer berechnet und dann mit deren Auftretenswahrscheinlichkeit gewichtet. Die zweite und dritte Zeile enthalten den ATC und den ATT. Die für die Berechnung von $E(Y_2^1 - Y_2^0 | K_2 = 0)$ benötigten Annahmen würden in der Forschungspraxis unglaubwürdig sein. In diesem Fall müssten nämlich die Arbeitsplatzwechsler und Arbeitslosen zufällig aus der Gesamtheit aller in $t = 1$ Beschäftigten ausgewählt worden sein. Zusätzlich zur (bedingt) zufälligen Aufteilung auf das Treatment, muss die (bedingt) zufällige Zuweisung in die Kündigung angenommen werden können.

Wird darüber hinaus davon ausgegangen, dass der Effekt von Arbeitslosigkeit vom Kündigungsgrund abhängt, so müsste Gleichung 3.17 um zwei Zeilen ergänzt

35 Dies gilt auch für die *parents-of-outcome*-Strategie, die eigentlich nur die Kontrolle von A, B, K_2 impliziert. Dieser Sachverhalt wird in Abschnitt 3.3.1 erneut aufgegriffen.

Abbildung 3.2.4.: Entscheidungsbaum für kontrafaktische Ergebnisse (ohne t)[a]



a In dieser Abbildung entfällt das Subskript für die Zeitpunkte. Stattdessen identifiziert das Subskript den Kündigungsgrund.

werden (siehe Abbildung 3.2.4). Damit ergeben sich jedoch unlösbare Schwierigkeiten für die Berechnung des ATE. In diesem Fall hängt nämlich der durchschnittliche Treatmenteffekt für die Stayer von der unbekannten Aufteilung auf die Kündigungsgründe ab (vgl. Abschnitt 3.2.2).

3.2.2. Spezifikation der Zusammenhänge

Die oben beschriebenen Zusammenhänge sollen nun weiter spezifiziert werden. Die Spezifikation der Zusammenhänge erfolgt mit dem Ziel, auf einfachem Wege möglichst realistische, univariate Merkmalsverteilungen zu erhalten. Für die abhängige Variable, Y_2, werden im Anschluss zwei unterschiedliche Szenarien modelliert, die aufzeigen sollen, ob und unter welchen Bedingungen der Effekt von D_2 auf Y_2 (bzw. von ΔD auf ΔY) identifiziert werden kann.

Begabung A und (Aus-)Bildung B

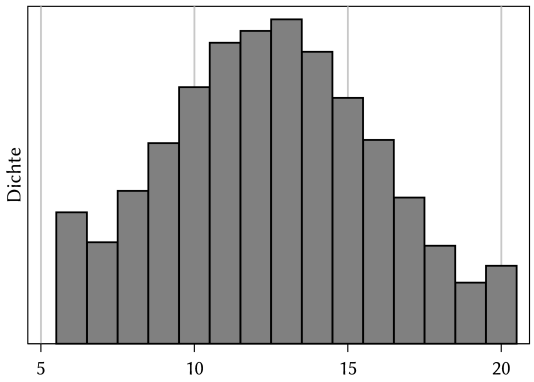
Begabung (A) wird als normal verteilte Zufallsvariable mit einem Mittelwert von $\mu = 100$ und einer Standardabweichung von $\sigma = 20$ generiert:

$$A \sim N(100; 20). \tag{3.18}$$

Bildung (in Jahren) wird wie folgt generiert:

$$B = 3 + 0,1 \cdot A + \epsilon_B, \tag{3.19}$$

Abbildung 3.2.5.: Simulierte Verteilung für B (*simul_covars.do*)



wobei $\epsilon_B \sim N(0;3)$. Die so entstandene (ebenfalls normal verteilte) Zufallsvariable hat demnach einen Erwartungswert von $3 + 100 \cdot 0,1 = 13$ Ausbildungsjahren. Sie wird ganzzahlig gerundet und auf den Wertebereich [6;20] begrenzt ($6 \leq B \leq 20$), d.h. Ausbildungsjahre unter 6 und über 20 Jahre werden auf den Minimal- bzw. Maximalwert gesetzt. Die so entstandene Verteilung weicht deutlich von der asymmetrischen und mehrgipfligen Verteilung der Ausbildungsjahre im SOEP ab (vgl. Abildung 3.2.5).

Die Lohnvariable Y_1

In Anlehnung an Humankapitalmodelle sollen Begabung und formale Bildungsabschlüsse relative (d.h. prozentuale Effekte) auf den Lohn zum ersten und zweiten Zeitpunkt haben (vgl. u.a. Card 1999, S. 1804). Der 'strukturelle Teil' der Lohngleichung für Y_1 und Y_2 lautet:[36]

$$Y_B = exp(6,1 + 0,08 \cdot B + 0,008 \cdot A), \tag{3.21}$$

wobei $exp(Z) = e^{(Z)}$. Gemäß Gleichung 3.21 steigert ein weiteres Ausbildungsjahr den Lohn um 8%,[37] während ein Anstieg der Begabung um eine Einheit zu einem

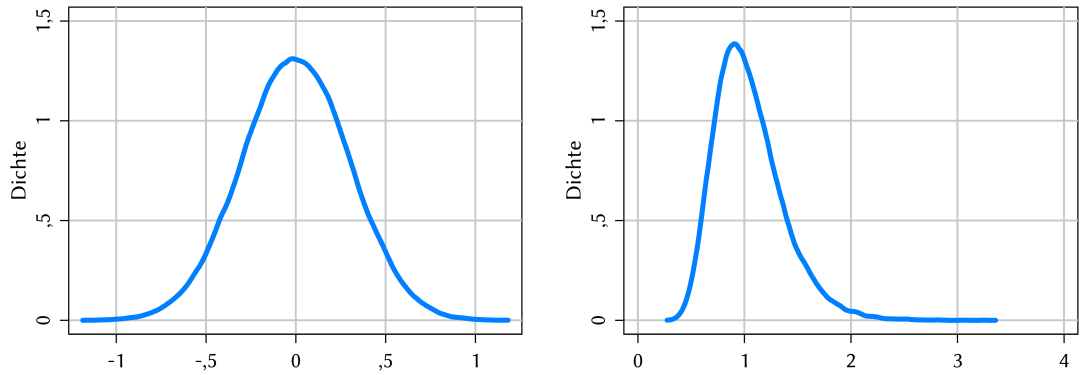
36 Der durch Gleichung 3.21 definierte Lohn ist nur insofern strukturell, als er die Effekte der beiden Prädiktoren festlegt. Werden – wie im vorliegenden Beispiel – Zufallsfehler hinzugefügt, so gilt im Allgemeinen nicht $E(Y_B) = E(Y_1)$. $E(Y_1)$ berechnet sich stattdessen nach:

$$E(Y_1) = Y_B \cdot E(exp[\epsilon_{Y_1}]) \tag{3.20}$$

mit $E(exp[\epsilon_{Y_1}]) = exp(\frac{\sigma^2}{2})$ (vgl. Gould 2011).

37 Die Übersicht zu Humankapitalstudien in Card (1999, S. 1835f.) legt einen relativen Bildungseffekt im Bereich von 5% bis 12% nahe, wobei die Ergebnisse für OLS-Regressionen zwischen

Abbildung 3.2.6.: Simulierte Verteilung für ϵ_{Y_1} und $exp(\epsilon_{Y_1})$ (*simul_covars.do*)



Simulierte Verteilung für ϵ_{Y_1} | Simulierte Verteilung für $exp(\epsilon_{Y_1})$

Lohnanstieg um 0,8% führt. Dadurch entsteht eine rechtsschiefe (log-normal-) Verteilung, die der empirischen Lohnverteilung für die Vollzeitbeschäftigten im SOEP ähnelt (vgl. Abbildung 3.2.7).

Um die tatsächlichen Löhne in $t = 1$ zu generieren, wird Gleichung 3.21 um einen Fehlerterm erweitert.

$$Y_1 = Y_B \cdot exp(\epsilon_{Y_1}) \tag{3.22}$$

$$= exp(6,1 + 0,08 \cdot B + 0,008 \cdot A + \epsilon_{Y_1}) \tag{3.23}$$

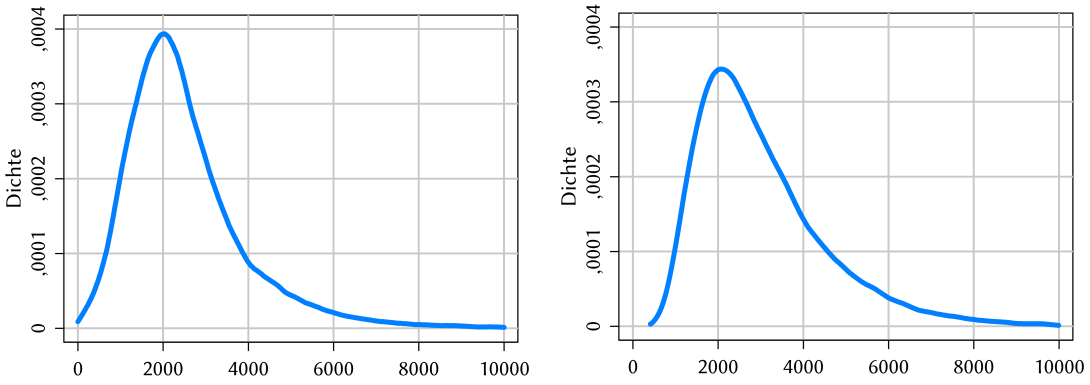
Hierzu wird in einem ersten Schritt eine normalverteilte Zufallsvariable mit Erwartungswert $\mu = 0$ und Standardabweichung $\sigma = 0,3$ ($\epsilon_{Y_1} \sim [0; 0,3]$) generiert und dann in exponierter Form mit Y_B multipliziert. Auf diese Art entstehen heteroskedastische Fehler,[38] die die unterschiedlich großen Verwirklichungschancen (Karriereoptionen) von Personen mit unterschiedlichen Bildungsabschlüssen und Begabungen widerspiegeln. Während bspw. Personen mit niedriger Bildung i.d.R. nur wenige (gering entlohnte) Positionen am Arbeitsmarkt erreichen können, können Personen mit hoher Bildung prinzipiell auch Tätigkeiten mit niedrigen Qualifikationsanforderungen ausüben. Heteroskedastizität ist bei der Analyse von Löhnen allgegenwärtig (vgl. Franz 2013, S. 99). Abbildung 3.2.6 zeigt die Verteilung von transformierten und untransformierten Fehlern für einen simulierten Datensatz ($n = 80.000$).

Eine durchschnittlich begabte Person mit durchschnittlicher Bildung und einem durchschnittlichen Fehlerwert (ϵ_{Y_1}) würde gemäß Formel 3.22 einen Lohn von

5% und 8,5% variieren und die Ergebnisse bei Verwendung von Instrumentvariablen etwas höher sind. Franz (2013, S. 99) berichtet von einer Studie des ZEW, in der eine Bildungsrendite von 8% ermittelt wurde.

38 Durch die multiplikative Verknüpfung sind die Fehler proportional zu Y_B.

Abbildung 3.2.7.: Empirische Lohnverteilung (SOEP) und simulierte Verteilung für Y_1 (*master_14.do* und *simul_covars.do*)



Bruttomonatslöhne SOEP *Simulierte Lohnverteilung*

$exp(6,1+0,08\cdot 13+0,008\cdot 100+0) = exp(6,1+0,08\cdot 13+0,008\cdot 100)\cdot 1 \approx 2807$ € erzielen.[39] Abbildung 3.2.7 zeigt die so entstandene Lohnverteilung neben der der Verteilung der Bruttomonatslöhne, wie sie im SOEP erfasst sind.[40]

Die Lohnzufriedenheitsvariable Z_1

Im Laufe der Zeit sammeln Arbeitnehmer zusätzliche Informationen über die Lohnstruktur und lernen auf diese Weise ihren persönlichen Basislohn Y_B besser kennen (vgl. Franz 2013, S. 222). Beschäftigte, deren realisierter Lohn über dem Basislohn liegt ($Y_1 > Y_B$ bzw. $e_{Y_1} > 0$) werden mit ihrem Lohn zufriedener sein, als Beschäftigte, für die das Gegenteil gilt ($Y_1 < Y_B$ bzw. $e_{Y_1} < 0$). Da für die Abweichung vom Basislohn einzig der Fehler für Y_1 ($e_{Y_1} > 0$) verantwortlich ist, soll folgender Zusammenhang gelten:[41]

$$Z_1 = \frac{\epsilon_{Y_1}}{\sigma_{\epsilon_{Y_1}}} + \epsilon_{Z_1}, \tag{3.24}$$

wobei $\epsilon_{Z_1} \sim N(0;0,1)$. Der Fehler trägt dem Umstand Rechnung, dass das Wissen über die Lohnstruktur unvollständig bleibt. Die so entstandene Variable ist stan-

39 Hingegen erzielt eine durchschnittliche Person, deren untransformierter Fehler eine Standardabweichung über dem Durchschnitt liegt, bereits einen Lohn von $exp(6,1+0,08\cdot 13+0,008\cdot 100+0,3) \approx 3790$ €. Liegt der Fehler eine Standardabweichung unter dem Durchschnitt, so wird ein Lohn von 2080 € erzielt.

40 Die Stichprobe wurde zu diesem Zweck gemäß Abschnitt 4.5 eingegrenzt (vgl. für die Abbildung *master_14.do*).

41 Durch die gewählte Verknüpfung von e_{Y_1} und Z_1 ist (die um die Fehler ergänzte) Abbildung 3.2.3 streng genommen kein kausaler Graph mehr. Verletzt ist die Annahme, dass die Fehler unabhängig voneinander und von den *anderen* Variablen im Graphen sind.

dardnormalverteilt ($Z_1 \sim N[0;1]$). Die Standardisierung erfolgt, da zu erwarten steht, dass ein absoluter Lohnunterschied von 50 € bei einem Lohn von 400 € anders bewertet würde, als bei einem Lohn von 4000 € (Heteroskedastizität). Gleichzeitig kann vermutet werden, dass der Zusammenhang zwischen Löhnen (bzw. Lohnunterschieden) und Lohnzufriedenheit nicht-linear ist, was durch die nicht-lineare Beziehung zwischen ϵ_{Y_1} und Y_1 eingefangen wird. So finden bspw. Card u. a. (2012) in einem Feldexperiment an einer US-amerikanischen Universität, dass Angestellte mit einem Einkommen unterhalb des Medians ihrer Fakultät und Beschäftigungshierarchie nach Offenlegung der Lohnstruktur deutlich unzufriedener mit ihrem Lohn sind, während Angestellte, die oberhalb des Medians liegen, nur wenig auf die Offenlegung der Lohnstruktur reagieren. Für die Angestellten zählt demnach vor allem der Rang in der Einkommenshierarchie.

Die Kündigungsvariable K_2

Bei der Beschreibung des grundlegenden Modells wurde herausgearbeitet, dass gering qualifizierte Arbeitnehmer mit erhöhter Wahrscheinlichkeit gekündigt werden. Ebenso sollte die Wahrscheinlichkeit selbst zu kündigen, mit steigendem Qualifikationsniveau (leicht) ansteigen. Darüber hinaus ist die Wahrscheinlichkeit für eine bzw. für die Art der Kündigung eine Funktion der Lohnzufriedenheit Z_1. Personen, die unzufrieden mit ihrem Lohn sind (weil sie *zufällig* weniger verdienen als Y_B), werden mit erhöhter Wahrscheinlichkeit kündigen, während Personen, die zufrieden mit Ihrem Lohn sind (weil sie *zufällig* mehr verdienen als Y_B), mit erhöhter Wahrscheinlichkeit gekündigt werden. Arbeitnehmer (Arbeitgeber) versuchen dementsprechend permanent ihre Löhne (Ausgaben) zu maximieren (minimieren).[42]

Die Kündigungsvariable hat drei Ausprägungen und muss dementsprechend als multinomialer Prozess modelliert werden. Als Basiskategorie werden Personen ohne Arbeitsplatzwechsel ($K_2 = 0$) behandelt. Die Logits selbst zu kündigen ($K_2 = 1$) sollen im Vergleich zur Basiskategorie wie folgt generiert werden:

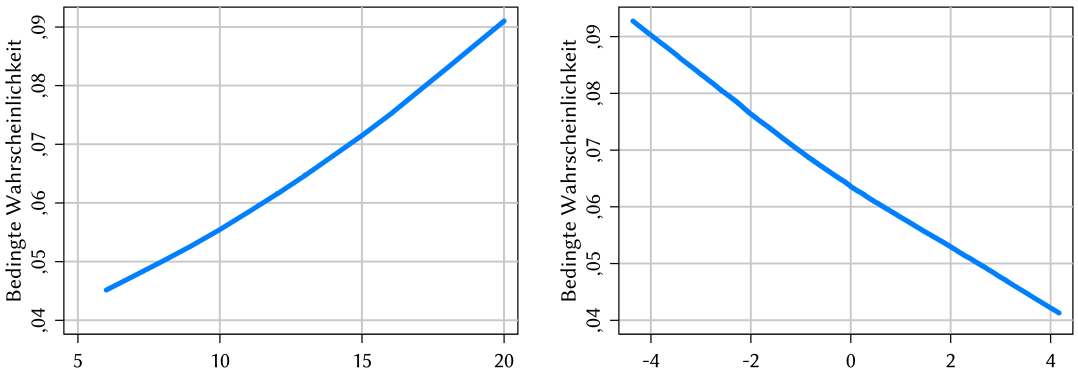
$$log\left[\frac{Pr(K_2 = 1)}{Pr(K_2 = 0)}\right] = -3,5 + 0,055 \cdot B - 0,1 \cdot Z_1, \tag{3.25}$$

Abbildung 3.2.8 zeigt die bedingte Wahrscheinlichkeit zu kündigen in Abhängigkeit von B und in Abhängigkeit von Z_1 (d.h. $Pr[K_2 = 1|B]$ und $Pr[K_2 = 1|Z_1]$).[43]

42 Diese Überlegungen setzen u.a. voraus, dass 1. den Arbeitsmarktteilnehmern die Lohnverteilung zu einem gewissen Grad bekannt ist, 2. Alternativen zum bestehenden Arbeitsvertrag existieren und 3. Arbeitsverhältnisse ohne Transaktionskosten aufgelöst werden können. Siehe die Liste der Annahmen in Fußnote 32.

43 Im multinomialen Modell wird die Wahrscheinlichkeit, in Kategorie j einer abhängigen Variable Y zu landen, wie folgt berechnet: $Pr(Y = j) = \frac{exp(\eta_j)}{\sum_{j=1}^{J} exp(\eta_j)}$, wobei η_j die Logits bezeichnet. Im Beispiel berechnet sich die Wahrscheinlichkeit selbst zu kündigen nach: $Pr(K_2 = 1) = \frac{exp(\eta_1)}{\sum_{j=0}^{2} exp(\eta_j)}$.

Abbildung 3.2.8.: Wahrscheinlichkeit für die eigene Kündigung (*simul_covars.do*)



$Pr(K_2 = 1|B)$ $Pr(K_2 = 1|Z_1)$

Die Logits gekündigt zu werden ($K_2 = 2$), sollen im Vergleich zur Referenzkategorie wie folgt generiert werden (vgl. Abbildung A.4.3 auf Seite 326):

$$log\left[\frac{Pr(K_2 = 2)}{Pr(K_2 = 0)}\right] = -1,7 - 0,09 \cdot B + 0,1 \cdot Z_1 \tag{3.26}$$

Der Treatmentindikator D_2

Weiter oben wurde dargelegt, dass die Wahrscheinlichkeit arbeitslos zu werden von den Talenten, der Qualifikation, der Lohnzufriedenheit und dem Kündigungsgrund abhängt ($D_2 = f_{D_2}[A, B, Z_1, K_2, \epsilon_{D_2}]$). Personen die selbst kündigen ($K_2 = 1$), haben eine niedrigere Wahrscheinlichkeit arbeitslos zu werden, da sie 1. voraussichtlich erst nach erfolgreicher Stellensuche kündigen und 2. auch sonst eine erhöhte Wahrscheinlichkeit haben, ein höheres Lohnangebot zu erhalten. Personen, die einen überdurchschnittlich hohen Lohnabschluss hatten (und zufriedener mit ihrem Lohn waren), werden ihre Stelle hingegen nicht freiwillig aufgeben und dort verharren bis sie gekündigt werden ($K_2 = 2$). In diesem Fall benötigen sie Suchzeit, um eine adäquate Neubeschäftigung zu finden. Übersteigt die Suchzeit die Kündigungsfrist, so ist eine Weitersuche aus der Arbeitslosigkeit heraus erforderlich. Zwischen (A, B, Z_1, K_2) und D_2 soll konkret folgender (logistischer) Zusammenhang gelten:

$$Pr(D_2 = 1) = \frac{exp(1 - 0,015 \cdot A - 0,08 \cdot B + 2,5 \cdot [K_2 = 2] + 0,1 \cdot Z_1)}{1 + exp(1 - 0,015 \cdot A - 0,08 \cdot B + 2,5 \cdot [K_2 = 2] + 0,1 \cdot Z_1)}, \tag{3.27}$$

wobei $[K_2 = 2]$ eine Indikatorvariable für die Kündigung durch den Arbeitgeber sein soll. Wie in Abschnitt 3.2.1 beschrieben, haben Personen mit $K_2 = 0$ einen Propensity Score von Null ($Pr[D_2 = 1|K_2 = 0] = 0$).[44] Dieses Modell behauptet,

44 Dies entspricht am ehesten dem üblichen Vorgehen in der Datenaufbereitung, bei dem Dummyvariablen so generiert werden, dass sie das Vorhandensein oder die Abwesenheit einer

Tabelle 3.2.1.: Wahrscheinlichkeit arbeitslos zu werden (Simulation)

	$K_2 = 0$	$K_2 = 1$	$K_2 = 2$	Gesamt
$D_2 = 0$	100%	29%	78%	94%
$D_2 = 1$	0%	71%	22%	6%
Gesamt	100%	100%	100%	100%

sim_constant_regression.do

dass das Risiko arbeitslos zu werden, für beide Kündigungsarten im gleichen Maße von den gleichen Variablen beeinflusst wird. Denkbar wäre aber auch, dass der Einfluss der Variablen A, B und Z_1 vom Kündigungsgrund abhängt oder aber je nach Kündigungsgrund andere Variablen eine Rolle bei der Zuweisung in das Treatment spielen. Abbildung 3.2.9 zeigt die Wahrscheinlichkeit, arbeitslos zu werden, in Abhängigkeit vom Kündigungsgrund und dem Lohn in $t = 1$ (der kein direkter Prädiktor, jedoch mit B und Z_1 verknüpft ist).

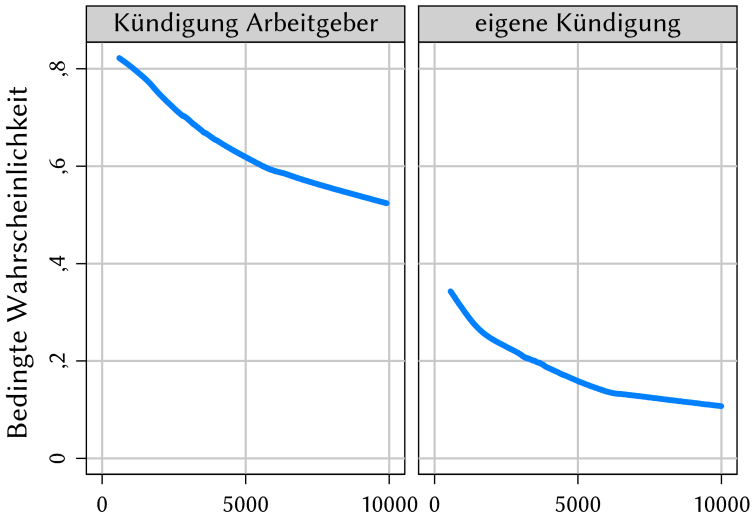
Die Simulation führt zu der in Tabelle 3.2.1 erfassten Verteilung von Kündigungen und Arbeitslosigkeit. Personen, die gekündigt werden, haben eine sehr hohe Wahrscheinlichkeit, arbeitslos zu werden (ca. 80%), während Personen, die selbst kündigen, mehrheitlich ohne Erwerbsunterbrechung (ca. 80%) weiterarbeiten. Ignoranz des Kündigungsgrundes führt nun dazu, dass sich die Kontrollgruppe aus Personen mit unterschiedlichen Kündigungsgründen und damit auch den Stayern zusammensetzt. Werden die Stayer aus der Kontrollgruppe entfernt, so speist sich der – dann deutlich kleinere – Pool der potentiellen Kontrollbeobachtungen (der Arbeitsplatzwechsler ohne Arbeitslosigkeitsepisode) vorrangig aus Personen, die selbst gekündigt haben.

Die abhängige Variable Y_2

Nachdem die Zusammenhänge zwischen Kovariaten und der zentralen unabhängigen Variablen definiert worden sind, sollen nun die potentiellen Löhne (Y_2^0, Y_2^1) und die daraus abgeleiteten beobachtbaren Ergebnisse (Y_2) definiert werden. Dies ist,

Eigenschaft kennzeichnen. Möglich wäre aber auch, für den Propensity Score einen fehlenden Wert einzutragen und die Beobachtungen damit von der weiteren Analyse auszuschließen. Für die Schätzung von $Pr[D_2 = 1|K_2 = 0]$ muss über das Zusammenspiel von zwei kontrafaktischen Zuständen spekuliert werden (siehe die Ausführungen in Abschnitt 3.2.1): angenommen, dass die Person gekündigt wurde, wie hoch wäre ihre Wahrscheinlichkeit gewesen, arbeitslos zu werden? Und: angenommen dass die Person gekündigt hätte, wie hoch wäre ihr Arbeitslosigkeitsrisiko gewesen? Da nicht klar ist, ob die Person selbst gekündigt hätte oder gekündigt worden wäre, kann die Wahrscheinlichkeit, arbeitslos zu werden, nicht berechnet werden. Diese hängt vom Kündigungsgrund ab.

Abbildung 3.2.9.: $Pr(D = 1|Y_1, K_2)$ (*simul_covars.do*)



gerade weil die CIA gilt, in der Simulation prinzipiell möglich. Für die potentiellen Löhne werden zwei Szenarien entworfen: *konstante Effekte* und *Treatmenteffekt-heterogenität in Abhängigkeit vom Kündigungsgrund*. Dabei sollen die potentiellen Löhne in den unterschiedlichen Zuständen (d.h. $[K_2 = 0]$, $[K_2 = [1, 2], D_2 = 0]$ sowie $[K_2 = [1, 2], D_2 = 1]$) für alle Beobachtungen nach demselben Muster generiert werden. Damit verbunden ist die Annahme gleicher kontrafaktischer Trends (CTA), die auch den Fixed-Effects-Modellen zu Grunde liegt (vgl. Morgan und Winship 2015, S. 373f). Im Einklang mit den bisherigen Ausführungen, wird in allen Szenarien von prozentualen Effekten ausgegangen.

Der Vollständigkeit halber sollen an dieser Stelle auch die potentiellen Löhne unter der Bedingung 'kein Wechsel' (Y_2^*) definiert werden. Gemäß Abbildung 3.2.3, werden die potentiellen Löhne unter der Bedingung 'kein Wechsel' leicht in Richtung des Basislohns angepasst. Dazu wird der Basislohn mit einem *neuen* Fehler multipliziert, der aber eine deutlich geringere Standardabweichung als in $t = 1$ hat. Arbeitgeber und Arbeitnehmer kennen einander besser und passen die – bereits in $t = 1$ besser gematchten – Löhne der Produktivität weiter an. Der Fehler hat einen Mittelwert von $\mu = 0$ und eine Standardabweichung von $\sigma = 0,1$ (d.h. $\epsilon_{Y_2^*} \sim N[0; 0,1]$.[45] Für den potentiellen Lohn unter der Bedingung 'behält den

45 Dieses Szenario setzt allerdings voraus, dass die Löhne auch für die Stayer neu verhandelt werden. Geht man hingegen davon aus, dass die Löhne der Stayer sich nicht verändern oder dass die Basis für die Veränderung nicht der Basislohn (Y_B), sondern der Lohn in $t = 1$ ist, so müsste

Arbeitsplatz' gilt also in allen Szenarien:

$$Y_2^* = Y_B \cdot exp(\epsilon_{Y_2^*}) \tag{3.28}$$

Die eigene Kündigung soll positive Effekte auf den Lohn haben, während eine arbeitgeberseitige Kündigung zu Lohnabschlägen führen sollte.

Da – wie bereits dargelegt – die meisten Arbeitslosen vom Arbeitgeber gekündigt werden, führt die Vernachlässigung des Kündigungsgrundes in der Analyse zu einer Überschätzung des negativen Effekts der Arbeitslosigkeit (zumal dann auch die Personen ohne Arbeitsplatzwechsel in der Kontrollgruppe landen). Säkulare Lohnzuwächse (d.h. Periodeneffekte) soll es der Einfachheit halber unter keiner 'Versuchs'bedingung geben. Obwohl prinzipiell denkbar, sollen sich die Fehler unter den anderen Bedingungen (Wechsel mit oder ohne Arbeitslosigkeit) im Beispiel nicht unterscheiden. Wie im Fall von Y_1 wird für Y_2^0 und Y_2^1 ein Fehler mit einem Mittelwert von $\mu = 0$ und einer Standardabweichung von $\sigma = 0,3$ generiert ($\epsilon_{Y_2^0} = \epsilon_{Y_2^1} \sim N[0; 0,3]$).

Konstante Effekte von K_2 und D_2

In diesem Szenario hängt der Effekt von Arbeitslosigkeit nicht vom Kündigungsgrund ab. Die potentiellen Ergebnisse werden wie folgt gebildet (zur Notation vgl. Morgan und Winship 2015, S. 382):

$$\begin{aligned} Y_2^0 = & \underbrace{Y_B \cdot ([K_2 = 1] + [K_2 = 2])}_{\text{Intercept}} \\ & \cdot \underbrace{exp(0.06 \cdot [K_2 = 1])}_{\text{Kündigung AN}} \\ & \cdot \underbrace{exp(-0.06 \cdot [K_2 = 2])}_{\text{Kündigung AG}} \cdot exp(\epsilon_{Y_2^0}) \end{aligned} \tag{3.29}$$

$$Y_2^1 = Y_2^0 \cdot \underbrace{exp(0.03)}_{\text{Arbeitslosigkeit}} \tag{3.30}$$

Da Y_B mit den Kündigungsdummies interagiert wird, sind potentielle Ergebnisse nur für die hypothetischen Zustände 'eigene Kündigung' und 'wurde gekündigt' definiert. Gemäß Formel 3.29 geht eine eigene Kündigung mit Lohnzuwächsen von 6% einher, während die Kündigung durch den Arbeitgeber zu einem prozentualen Lohnabschlag von -6% führt. Eine Arbeitslosigkeitsepisode hat in beiden Fällen – und unabhängig von der Dauer – einen Effekt von (+)3% auf den Lohn bei

der kausale Graph um einen Pfeil $Y_1 \longrightarrow Y_2$ (bzw. um $\epsilon_{Y_1} \longrightarrow Y_2$ oder $\epsilon_{Y_1} \longrightarrow \epsilon_{Y_1}$) ergänzt werden. Damit würde der Lohn in $t = 2$ dann in Abhängigkeit von K_2 durch zwei unterschiedliche Regime generiert, die nur durch zwei unterschiedliche Analysemodelle erfasst werden könnten.

Wiederbeschäftigung (Gleichung 3.30). Diese Effekte stehen im Einklang mit dem oben formulierten Modell, in dem es keine Humankapitalattrition und auch keine Stigmaeffekte gibt. Arbeitslosigkeit ist in diesem Fall ausschließlich zusätzliche Suchzeit, die die Chance auf einen höheren Lohn bei Wiederbeschäftigung erhöht, jedoch gleichzeitig Kosten in Form von entgangenen Löhnen produziert.

In der Datenaufbereitung können (bzw. im Fall von Treatmenteffektheterogenität: sollten) potentielle Löhne ohne Rückgriff auf die Kündigungsdummies generiert werden. Für jede Kombination von Kündigung und Arbeitslosigkeit wird zuerst ein separater potentieller Lohn generiert. Welcher Lohn realisiert wird und welche Löhne kontrafaktisch sind, hängt dann vom realisierten Wert der unabhängigen Variablen ab (vgl. Tabelle 3.2.2):

$$Y^0_{2,K_2=1} = Y_B \cdot \underbrace{exp(0,06)}_{\text{Kündig. AN}} \cdot exp(\epsilon_{Y^0_2}) \tag{3.31}$$

$$Y^0_{2,K_2=2} = Y_B \cdot \underbrace{exp(-0,06)}_{\text{Kündig. AG}} \cdot exp(\epsilon_{Y^0_2}) \tag{3.32}$$

$$Y^1_{2,K_2=1} = Y^0_{2,K_2=1} \cdot \underbrace{exp(0,03)}_{\text{Arbeitslos.}} \tag{3.33}$$

$$Y^1_{2,K_2=2} = Y^0_{2,K_2=2} \cdot \underbrace{exp(0,03)}_{\text{Arbeitslos.}} \tag{3.34}$$

Die Notation mag auf den ersten Blick ungewöhnlich erscheinen. Sie stimmt jedoch mit Abbildung 3.2.4 überein, derzufolge die Treatmenteffekte in Abhängigkeit vom Kündigungsgrund generiert werden. Die Notation macht deutlich, dass die potentiellen Ergebnisse *für alle* Individuen (und nicht nur für diejenigen mit einem beobachteten Status) auf dieselbe Art und Weise generiert werden.[46]

Zur Berechnung der individuellen Treatmenteffekte muss für Personen, die selbst gekündigt haben, Gleichung 3.31 von Gleichung 3.33 abgezogen werden. Gleichermaßen muss für Personen, die gekündigt wurden, Gleichung 3.32 von Gleichung 3.34 abgezogen werden (vgl. Tabelle 3.2.2). Für die Stayer könnten demnach – in Abhängigkeit vom Kündigungsgrund – zwei individuelle Treatmenteffekte berechnet werden. Daraus folgt, dass der durchschnittliche Treatmenteffekt für die Stayer im Fall von Treatmenteffektheterogenität per se nicht berechnet werden kann. Er hängt von der *unbekannten* Aufteilung auf die Kündigungsgründe ab (vgl. Abschnitt 3.2.1).

46 Möglich wäre bspw., dass $Y^0_{2,K_2=1}$ für die Stayer auf andere Weise generiert wird, als für diejenigen, die arbeitslos werden.

Treatmenteffektheterogenität in Abhängigkeit von K_2

Im zweiten Szenario variiert der Effekt von Arbeitslosigkeit mit dem Kündigungsgrund, d.h. es bestehen Interaktionseffekte zwischen Kündigung und Arbeitslosigkeit.[47]

$$Y^0_{2,K_2=1} = Y_B \cdot \underbrace{exp(0,06)}_{\text{Kündig. AN}} \cdot exp(\epsilon_{Y^0_2})$$

$$Y^0_{2,K_2=2} = Y_B \cdot \underbrace{exp(-0,06)}_{\text{Kündig. AG}} \cdot exp(\epsilon_{Y^0_2})$$

$$Y^1_{2,K_2=1} = Y^0_{2,K_2=1} \cdot \underbrace{exp(-0,05)}_{\text{Arbeitslos.}}$$

$$Y^2_{2,K_2=2} = Y^0_{2,K_2=2} \cdot \underbrace{exp(0,02)}_{\text{Arbeitslos.}}$$

Der Lohneffekt der Arbeitslosigkeit beträgt in diesem Szenario -5% für Personen, die selbst gekündigt haben und 2% für Personen, die gekündigt wurden. Die verschiedenen durchschnittlichen Treatmenteffekte ($\delta_{ATE}, \delta_{ATT}$ und δ_{ATC}) sind eine – mit dem Anteil der Gruppe an der Gesamtgruppe – gewichtete Summe aus den Effekten für diejenigen, die gekündigt wurden und für diejenigen, die gekündigt haben. In diesem Fall unterscheiden sich ATE, ATT und ATC, weil die Anteile mit den Gruppen variieren. Wenn bspw. 90% der Treatmentbeobachtungen gekündigt wurden, dann wird der ATT auf $\delta_{ATT} = 0,9 \cdot 0,02 + 0,1 \cdot -0,05 = 0,013 = 1,3\%$ geschätzt.

Aus dem oben formulierten Modell lassen sich keine Gründe für eine solche Effektheterogenität ableiten. Allerdings sprechen einige Argumente dafür, dass es einen Unterschied macht, auf welchem Wege das Treatment „Arbeitslosigkeit" 'verabreicht' wurde. Wie u.a. in Abschnitt 4.4 nachgelesen werden kann, haben Personen, die gekündigt werden, aufgrund des geringeren zeitlichen Vorlaufs, eine erhöhte Wahrscheinlichkeit, arbeitslos zu werden. Für diese Personen ist Arbeitslosigkeit notwendige Suchzeit, ohne die kein adäquater Arbeitsplatz gefunden werden kann.[48] Andererseits kann angenommen werden, dass Personen die selbst kündigen, dies mit einer Absicht verbinden. Wer ohne Stelle in Aussicht kündigt, hat die Arbeitslosigkeit mitunter schon zum Teil seiner/ihrer (vagen) Rechnung gemacht. Vielleicht war die Person des Arbeitsplatzes überdrüssig und nicht in der Lage nebenher eine Stelle zu suchen. Diese Überlegungen führen zur Endogenitätsproblematik der eigenen Kündigung mit Arbeitslosigkeit: ist diese tatsächlich absichtlich

47 Das bedeutet jedoch nicht, dass der Effekt der Kündigung vom Treatmentstatus abhängt.

48 Insofern wäre es von Vorteil, wenn für die Suchzeit kontrolliert werden könnte.

herbeigeführt worden, ist es mitunter unmöglich, die Selektion in das 'Treatment' zu *modellieren*. Arbeitslosigkeit mag dann zwar einen Effekt haben (der sich durchaus vom erhofften Effekt unterscheiden kann), ob der kausale Effekt ermittelt werden kann, ist jedoch fraglich.

Für den differentiellen Effekt von Arbeitslosigkeit ist auch von Bedeutung, wie potentielle Arbeitgeber, die Kenntnis über den Kündigungsgrund haben, beide Signale (d.h. Kündigungsgrund und Arbeitslosigkeit) verarbeiten und bewerten. Wenn beide Signale gleichzeitig verarbeitet werden, der Lebenslauf also stets in seiner Gesamtheit relevant ist, dann wäre es unmöglich den (Stigma-)Effekt von Kündigung und von Arbeitslosigkeit auseinanderzuhalten. Die Effekte sind dann nicht additiv, sondern (doppelt) interaktiv und unterschiedliche Regime definieren den Effekt einer jeden Variablen.[49] Additive (Stigma-)Effekte bzw. Effektheterogenität, die sich nur auf die Arbeitslosigkeitsepisode beziehen, stellen hingegen kein prinzipielles Identifikationsproblem dar. Ob Identifikation bei Kenntnis des datengenerierenden Prozesses überhaupt möglich ist, soll die Simulation zeigen.

Zuweisung der Löhne

In der Simulation wird $y_{i,2}$ durch den potentiellen Lohn ersetzt, der dem Kündigungsstatus ($k_{i,2}$) und dem Treatmentstatus ($d_{i,2}$) von Beobachtung i entspricht. Die wahren individuellen und durchschnittlichen Effekte können auf Basis der individuellen potentiellen Löhne berechnet werden. Tabelle 3.2.2 gibt ein Zahlenbeispiel aus einem simulierten Datensatz für sechs beliebige Individuen mit unterschiedlichem Treatment- und Kündigungsstatus. Eingetragen sind der Kündigungsstatus, der Treatmentstatus der beobachtete Lohn in $t = 1$, der beobachtete Lohn in $t = 2$ (grüne Zellen) und die kontrafaktischen Löhne, von denen nur die Löhne in den blauen Zellen zur Berechnung des individuellen Lohnunterschieds genutzt werden. Für die Stayer können theoretisch zwei unterschiedliche Differenzen gebildet werden. Diese basieren in beiden Fällen auf dem Vergleich von zwei kontrafaktischen Ergebnissen (siehe auch Abbildung 3.2.4). Aus diesem Grund steht in der Spalte 'Diff' ein Fragezeichen.

3.3. Verfahren der Datenanalyse

Zur Analyse der simulierten Daten sollen sowohl lineare Regressions- als auch Matchingverfahren zum Einsatz kommen. In diesem einfachen Beispiel muss zwar für dieselben Variablen kontrolliert werden,[50] allerdings unterscheiden sich beide

49 So besteht u.a. die Möglichkeit, dass auch eine Kündigung im Zusammenhang mit einer Arbeitslosigkeitsepisode anders bewertet wird als ohne (im Sinne einer doppelten Negativselektion). Dann gäbe es Heterogenität in den Effekten von Kündigungsgrund und Arbeitslosigkeit.

50 Wegen der Verletzung der strikten Exogenität (es gilt *true-state-dependence*) ist die *parents-of-outcome*-Strategie hier nicht geeignet.

Tabelle 3.2.2.: Potentielle Löhne (in €) nach Treatmentbedingung (Beispiel)

i	$k^1_{i,2}$	$k^2_{i,2}$	$d_{i,2}$	$y_{i,1}$	$y_{i,2}$	$y^*_{i,2}$	$y^0_{i,2,k_i=1}$	$y^0_{i,2,k_i=2}$	$y^1_{i,2,k_i=1}$	$y^1_{i,2,k_i=2}$	Diff.
1	1	0	0	1951	1760	2008	1760	1789	2051	1759	291
2	1	0	0	2327	2545	2417	2545	2005	2838	2364	293
3	0	1	1	1677	1488	1596	1617	1559	1625	1488	-71
4	0	1	1	2047	2270	2302	2474	2214	2570	2270	56
5	0	1	0	2461	2527	2643	2632	2527	2842	2693	166
6	0	0	0	2238	2328	2328	2255	2311	2342	2324	?

Verfahren in der Art und Weise, wie die Kontrolle von Variablen begründet und umgesetzt wird (vgl. Abschnitt 3.1.5). Überprüft werden soll insbesondere, welchen Effekt die Vernachlässigung des Kündigungsgrundes (K_2) hat und wie gut die einzelnen Modelle in der Lage sind, die zwei entworfenen Szenarien abzubilden. Folgende Analyseverfahren sollen zum Einsatz kommen:

1. *Change Score*-Regression
2. *Difference in Differences*-Matching

Diese Verfahren werden im Folgenden beschrieben.

3.3.1. Parametrische Regressionsanalyse

Paneldaten sind eine besondere Form von Mehrebenendaten, mit Einheiten i als oberer Ebene und zeitpunktspezifischen Messungen t auf der unteren Ebene. Daher nimmt die Diskussion von Regressionsmodellen für Paneldaten ihren Ausgangspunkt bei Fehlerkomponentenmodellen. Seien a_i ein personenspezifischer Fehlerterm, der den Einfluss unbeobachteter zeitkonstanter Merkmale erfasst, $\epsilon_{i,t}$ ein zeitpunkt- und einheitenspezifischer (ideosynkratischer) Fehler, α_t zeitpunktspezifische Intercepte (für Periodeneffekte), X_l eine Reihe von zeitveränderlichen Variablen und W_j eine Reihe von zeitkonstanten Variablen, so kann ein Regressionsmodell mit Fehlerkomponenten geschrieben werden als (vgl. Wooldridge 2012, S. 460f. und Andreß u. a. 2013, S. 102):

$$Y_{i,t} = \alpha_1 + \sum_{t=2}^{T} \alpha_t \cdot Pt_t + \sum_{l=1}^{L} \beta_l \cdot X_{i,t,l} + \sum_{j=1}^{J} \zeta_j \cdot W_{i,j} + a_i + \epsilon_{i,t} \tag{3.35}$$

Werden Paneldaten nun einer gewöhnlichen Regressionsanalyse (Pooled OLS) unterzogen oder mit einem *Random-Effects*-Modell (eigentlich: *Random-Intercept*-Modell) analysiert, so muss Exogenität angenommen werden, d.h. es muss angenommen

werden, dass die erklärenden (zeitveränderlichen *und* zeitkonstanten) Variablen im Modell bedingt unabhängig von beiden Fehlertermen bzw. darin enthaltenen Variablen sind. Dies trifft für Beobachtungsstudien i.d.R. nicht zu.

Um für die in a_i zusammengefassten Merkmale (und damit für unbeobachtete Heterogenität) zu kontrollieren, liegt es nahe $n-1$ Personendummies in die Regressionsgleichung aufzunehmen (*Least Squares Dummy-Variable Regression, LSDV*). Die a_i werden dann als fixe Parameter betrachtet und für jede Untersuchungseinheit aus den Daten geschätzt. Sie fangen die – um den Einfluss der zeitveränderlichen Variablen bereinigten – Mittelwertunterschiede in der abhängigen Variablen ein. In der Praxis eignet sich das LSDV-Verfahren am ehesten für Paneldatensätze mit wenigen Einheiten und langen Zeitreihen. Steigt die Anzahl der Beobachtungen, so steigt auch die Anzahl der zu schätzenden Parameter, was Statistikprogramme überfordern kann, viel Rechenzeit in Anspruch nimmt und im Fall von nicht-linearen Modellen zu inkonsistenten Schätzern führt (vgl. Shafrin 2016).

Aus diesem Grund werden andere Schätzverfahren verwendet, die nur die Variation innerhalb der Untersuchungseinheiten (*within*-Varianz) nutzen und die Variation zwischen den Untersuchungseinheiten (*between*-Varianz) ignorieren. Diese *within*-Verfahren produzieren jedoch nur dann unverzerrte Schätzungen, wenn die Annahme der strikten Exogenität getroffen werden kann, d.h. wenn der ideosynkratische Fehlerterm ($\epsilon_{i,t}$) unabhängig von den Realisationen der zeitveränderlichen erklärenden Variablen $X_{i,t,l}$ (und zwar zu jedem Zeitpunkt) sowie den in a_i zusammengefassten zeitkonstanten Merkmalen ist (vgl. Wooldridge 2012, S. 482f. und Andreß u. a. 2013, S. 114). Diese Annahme ist mithin immer dann verletzt, wenn die abhängige Variable zum Zeitpunkt t' eine der unabhängigen Variablen zu einem späteren Zeitpunkt t (mit $t' < t$) beeinflusst (vgl. Imai und Kim 2016, S. 6).[51] Im oben formulierten Modell ist die Annahme der strikten Exogenität durch die positive Korrelation zwischen ϵ_{Y_1} und Z_1 verletzt. Personen, die in $t = 1$ überdurchschnittlich gut verdient haben (und deshalb zufrieden mit ihrem Lohn waren), werden mit höherer Wahrscheinlichkeit gekündigt sowie arbeitslos und deshalb in $t = 2$ weniger verdienen. Es gilt: $Pr[Y_1 > Y_2 | Z_1 > 0] > 0,5$.[52]

Im Gegensatz zu einer Querschnittregression oder einem dynamischen Panelmodel werden bei der Analyse von *Change Scores* (*Fixed-Effects*- bzw. FE-Regression oder *within*-Schätzung) die Veränderungen in der abhängigen Variable auf Veränderungen

51 Imai und Kim (2016) zeigen, unter welchen fünf Bedingungen (lineare) Fixed-Effects Regressionsmodelle unverzerrte Schätzungen produzieren (es gilt wieder $t' < t$): 1. alle relevanten zeitveränderlichen Variablen sind beobachtet worden; 2. der funktionale Zusammenhang ist richtig spezifiziert worden; 3. $Y_{t'}$ hat keinen direkten Effekt auf Y_t (keine *true state dependence*); 4. $Y_{t'}$ hat keine direkten Effekt auf X_t und 5. $X_{t'}$ hat keinen direkten Effekt auf Y_t (keine [stark] zeitverzögerten Effekte).

52 Sei $\Delta\epsilon_i$ die Veränderung im ideosynkratischen Fehler zwischen beiden Zeitpunkten (d.h. $\epsilon_{i,2} - \epsilon_{i,1}$), so gilt: $Pr(D_2 = 1 | \Delta\epsilon_i < 0) > Pr(D_2 = 1 | \Delta\epsilon_i > 0)$.

in den unabhängigen Variablen zurückgeführt. Zu diesem Zweck werden im ersten Schritt neue Variablen generiert, die die Veränderung der Merkmalsausprägungen für eine Einheit zwischen zwei (oder mehr) Zeitpunkten erfassen. Im zweiten Schritt wird ein Regressionsmodel mit diesen transformierten Variablen geschätzt, wobei in die Parameterschätzungen nur die Beobachtungen eingehen, die eine Veränderung auf den (bzw. einer der) unabhängigen Variablen erfahren haben.[53] Dadurch sind diese FE-Modelle für die Analyse des ATT prädestiniert. Sie sind insbesondere dann geeignet, wenn die Selektion in das Treatment auf Basis zeitkonstanter Variablen oder auf Basis des erwarteten Treatmenteffektes erfolgt (vgl. Liker u. a. 1985 sowie Morgan und Winship 2015, Kap. 11).

First-Differences Regression für den Effekt von Arbeitslosigkeit

Die Logik der *within*-Schätzung soll mit Hilfe der Methode der ersten Differenzen (*First Differences*- bzw. FD-Schätzung) und anhand von Szenario 1 des fiktiven Beispiels illustriert werden. Dabei soll aus 'didaktischen' Gründen auf die als *true-state-dependence* bezeichnete, zusätzliche Verknüpfung zwischen Y_t und Y_{t+1} erst zu einem späteren Zeitpunkt eingegangen werden.

Beschränkt man sich auf zwei Zeitpunkte und die Variablen mit einem direkten Einfluss auf Y_2, so lässt sich Gleichung 3.35 schreiben als:[54]

$$\begin{aligned} log(Y_{i,t}) = \alpha_1 + \alpha_2 \cdot P_t + \delta \cdot D_{i,t} \\ + \beta_1 \cdot [K_{i,t} = 1] + \beta_2 \cdot [K_{i,t} = 2] + \zeta \cdot B_i + a_i + \epsilon_{i,t}, \end{aligned} \tag{3.36}$$

wobei $[K_{i,t} = 1]$ und $[K_{i,t} = 2]$ Dummyvariablen für die eigene Kündigung bzw. die Kündigung durch den Arbeitgeber darstellen. Da von *relativen Effekten* ausgegangen wird, wird nicht etwa der Lohn ($Y_{i,t}$), sondern der natürliche Logarithmus des Lohns ($log[Y_{i,t}]$) auf die untransformierten unabhängigen Variablen regressiert (sog. log-level-Modell).[55] Der prozentuale Effekt des Treatments auf den Lohn wird dann

53 Kontrollbeobachtungen (ohne Variation auf D_t) gehen damit nicht direkt in die Schätzung von δD ein. Sie können aber bei der Schätzung der Parameter für andere zeitveränderliche Variablen eine Rolle spielen und somit indirekt (durch Auspartialisieren) einen Einfluss auf δD haben. Da Paneldaten aus der wiederholten Beobachtung derselben Einheiten entstehen, müssen die Standardfehler noch für die Clusterung der Beobachtungen korrigiert werden.

54 Im FE-Kontext wird manchmal empfohlen, die Stichprobe auf solche Personen zu beschränken, die das Treatment prinzipiell erhalten können (Brüderl 2010, S. 979). Würde das Modell ohne die Stayer ($K_2 = 0$) gerechnet, so müsste nur einer der Kündigungsdummies aufgenommen werden. Dieser gibt dann den relativen Effekt der einen Kündigung im Vergleich zur anderen Kündigung an.

55 In diesem Beispiel liegt die Verwendung eines semilogarithmischen (log-level) Modells nahe. In der Praxis müssen gute Gründe für eine solche Transformation existieren (vgl. Giles 2011). Darüber hinaus gibt eine Residualanalyse Aufschluss darüber, ob durch die Transformation tatsächlich normal verteilte Fehler entstehen.

durch folgende Formel approximiert (vgl. Wooldridge 2012, S. 192):[56]

$$\hat{\delta}_{\%} \approx 100 \cdot (e^{\hat{\delta}} - 1) \tag{3.38}$$

Veränderung in den zeitveränderlichen unabhängigen Variablen $(D_{i,t}, K_{i,t})$ wird im Beispiel erstmalig in $t = 2$ erfasst. Weiterhin wird angenommen, dass das Bildungsniveau nach Eintritt in den Arbeitsmarkt weitgehend konstant bleibt (weshalb es nur über Einheiten variiert). Die unbeobachteten Fähigkeiten stecken in den a_i, $\epsilon_{i,t}$ erfasst die heteroskedastischen Fehler. Da es im Beispiel keine Periodeneffekte gibt, kann auf α_2 verzichtet werden. Für die zwei Zeitpunkte gilt damit:

$$log(Y_{i,1}) = \alpha_1 + \delta \cdot D_{i,1} + \beta_1 \cdot [K_{i,1} = 1] + \beta_2 \cdot [K_{i,1} = 2] + \zeta \cdot B_i + a_i + \epsilon_{i,1} \tag{3.39}$$

da für alle $K_{i,1} = 0$ und $D_{i,1} = 0$, gilt

$$log(Y_{i,1}) = \alpha_1 + \zeta \cdot B_i + a_i + \epsilon_{i,1}$$

$$log(Y_{i,2}) = \alpha_1 + \delta \cdot D_{i,2} + \beta_1 \cdot [K_{i,2} = 1] + \beta_2 \cdot [K_{i,2} = 2] + \zeta \cdot B_i + a_i + \epsilon_{i,2}. \tag{3.40}$$

Subtrahiert man nun Gleichung 3.39 von Gleichung 3.40, erhält man eine Gleichung ohne Terme für B und die unbeobachtete Heterogenität a_i:

$$\Delta log(Y_i) = \delta \cdot \Delta D_i + \beta_1 \cdot \Delta[K_i = 1] + \beta_2 \cdot \Delta[K_i = 2] + \Delta\epsilon_i$$

bzw.

$$\Delta log(Y_i) = \delta \cdot D_{i,2} + \beta_1 \cdot [K_{i,2} = 1] + \beta_2 \cdot [K_{i,2} = 2] + \Delta\epsilon_i \tag{3.41}$$

Im Beispiel wird die Veränderung in der abhängigen Variable somit auf 'Veränderungen' in 'drei'[57] unabhängigen zeitveränderlichen Variablen mit direktem Einfluss auf Y_2 zurückgeführt. Koeffizienten für die zeitkonstanten Variablen A und B lassen sich mit Hilfe der Methode der ersten Differenzen (und anderen 'reinen' *within*-Modellen) nicht produzieren.[58] Darüber hinaus ist Veränderung in Y jedoch

56 Der nach Gleichung 3.38 berechnete Schätzer ist verzerrt aber konsistent (vgl. Giles 2011). Kennedy (1981) hat folgende Approximation vorgeschlagen:

$$\delta_{\%} \approx 100 \cdot [exp(\hat{\delta} - 0,5 \cdot \hat{V}_{\hat{\delta}}) - 1] \tag{3.37}$$

Dabei ist mit $\hat{V}_{\hat{\delta}}$ die geschätzte Varianz des Schätzers gemeint. Dieser Schätzer ist nahezu unverzerrt und ebenfalls konsistent.

57 Weil es sich bei $[K_i = 1]$ und $[K_i = 2]$ um Dummyvariablen handelt, haben wir es hier mit drei Variablen zu tun. Im kausalen Graphen findet sich mit K_t nur eine Kündigungsvariable.

58 Einen Ausweg hieraus bietet das hybride Modell (vgl. Vaisey und Miles 2014, S. 5 sowie Brüderl und Ludwig 2014). Bei einem hybriden Modell handelt es sich um ein RE-Modell, in das zusätzlich zu den zeitpunktspezifischen Ausprägungen der zeitveränderlichen Variablen $(X_{i,t})$ die einheitenspezifischen Mittelwerte der zeitveränderlichen Variablen $(\bar{X}_i)$ aufgenommen werden.

Tabelle 3.3.3.: Simulationsergebnisse für Szenario 1: Regression

Schätzer	$n^{-1}\sum\hat{\delta}$	$\sigma_{\hat{\delta}}$	min	max	p50	R^2
δ_{ATE}	3,1%	0,009	-0,2%	6,6%	3,1%	.
δ_{ATT}	3,1%	0,013	-1,8%	7,8%	3,1%	.
$\hat{\delta}_{ATT}$ (3.43)	0,3%	0,015	-4,9%	6,1%	0,3%	78%
$\hat{\delta}_{ATT}$ (3.44)	-0,4%	0,009	-4,0%	3,1%	-0,4%	81%
$\hat{\delta}_{ATT}$ (3.45)	3,1%	0,015	-2,6%	8,1%	3,1%	81%

sim_constant_regression.do

auch eine Folge der Veränderung in ϵ. Geht, wie in diesem Beispiel, Veränderung in ϵ mit Veränderung in einer bzw. mehreren unabhängigen Variablen einher, so sind *within*-Schätzer verzerrt. In den meisten Fällen liegt das daran, dass nicht alle zeitveränderlichen Variablen aufgenommen wurden. In diesem Beispiel sind jedoch Veränderungen in Z_1 (und damit letztlich K_2 und D_2) eine (in)direkte Folge von Y_1 (bzw. ϵ_{Y_1}). Wie in Abschnitt 3.2.1 ausgeführt wurde, ist die identifizierende Annahme der strikten Exogenität damit verletzt. Insofern muss zusätzlich für Z_1 (der mit Messfehlern behafteten Variante von ϵ_{Y_1}) kontrolliert werden. Dies ist ohne weiteres möglich, da es sich bei einem Regressionsmodell der ersten Differenzen um eine normale Regression handelt und Z_t als zeitveränderliche Variable konzipiert ist.[59] Es ist durchaus plausibel anzunehmen, dass Veränderungen in der Lohn- oder Arbeitsplatzzufriedenheit Kündigungsentscheidungen beeinflussen (vgl. Card u. a. 2012).

Da im Beispiel die binären Kovariaten zu einem der zwei Zeitpunkte Null sind, kann folgendes Modell gerechnet werden:

$$\Delta log(Y_i) = \delta \cdot D_{i,2} + \beta_1 \cdot [K_{i,2} = 1] + \beta_2 \cdot [K_{i,2} = 2] + \gamma \cdot Z_1 + \Delta\epsilon_i \tag{3.42}$$

Dieses mit Hilfe von *Generalized Least Squares* (GLS) geschätzte *Random-Effects*-Modell erlaubt die Integration von zeitkonstanten Variablen und ermöglicht es darüber hinaus, den Einfluss unbeobachteter Heterogenität zu schätzen (indem die Koeffizienten für $X_{i,t}$ und $\bar{X}_i$ miteinander verglichen werden).

59 Im Beispiel wird die Lohnzufriedenheit nur in $t = 1$ beobachtet. Differenzbildung würde die Kontrolle von $-Z_1$ nahelegen.

Regressionsmodelle für Szenario 1

Zur Analyse der gemäß Szenario 1 generierten Daten sollen im Rahmen der Simulation zu Vergleichszwecken folgende drei Regressionsmodelle geschätzt werden:[60]

$$log(Y_{i,2}) = \alpha + \delta^* D_2 + \beta_1^* \cdot [K_{i,2} = 1] + \beta_2^* \cdot [K_{i,2} = 2] + \zeta^* \cdot B_i + \gamma^* \cdot Z_{i,1} + \upsilon_{i,2}^* \tag{3.43}$$

$$\Delta log(Y_i) = \delta^+ \cdot D_{i,2} + \gamma^+ \cdot Z_{i,1} + \Delta\epsilon_i^+ \tag{3.44}$$

$$\Delta log(Y_i) = \delta \cdot D_{i,2} + \beta_1 \cdot [K_{i,2} = 1] + \beta_2 \cdot [K_{i,2} = 2] + \gamma \cdot Z_{i,1} + \Delta\epsilon_i \tag{3.45}$$

Gleichung 3.43 repräsentiert ein gewöhnliches lineares Regressionsmodell, mit den Löhnen in $t = 2$ als abhängiger Variable.[61] Mit diesem Modell sollte der positive Effekt von Arbeitslosigkeit unterschätzt werden. Dies liegt an der Korrelationsstruktur von Talenten (A) sowie Y_2 und D_2: Kontrollbeobachtungen erzielen höhere Löhne durch höhere Talente. Da die Talente im Fehler ($\upsilon_{i,2}^*$) stecken, ist ein Anstieg des Fehlers mit einem Anstieg des Lohns bei gleichzeitiger Abnahme des Arbeitslosigkeitsrisikos verbunden.

Bei Gleichung 3.44 handelt es sich um ein falsch spezifiziertes FD-Modell, bei dem – wie in der Literatur üblich – die Kündigungsdummies fehlen. Da – wie bereits dargelegt – die meisten Arbeitslosen gekündigt wurden, und eine arbeitgeberseitige Kündigung zu Lohneinbußen führt, unterschätzt dieses Modell den positiven Effekt von Arbeitslosigkeit (bzw. es überschätzt den negativen Effekt). Modell 3.45 bildet den datengenerierenden Mechanismus genau ab und sollte unverzerrte Schätzungen produzieren.

Ergebnisse

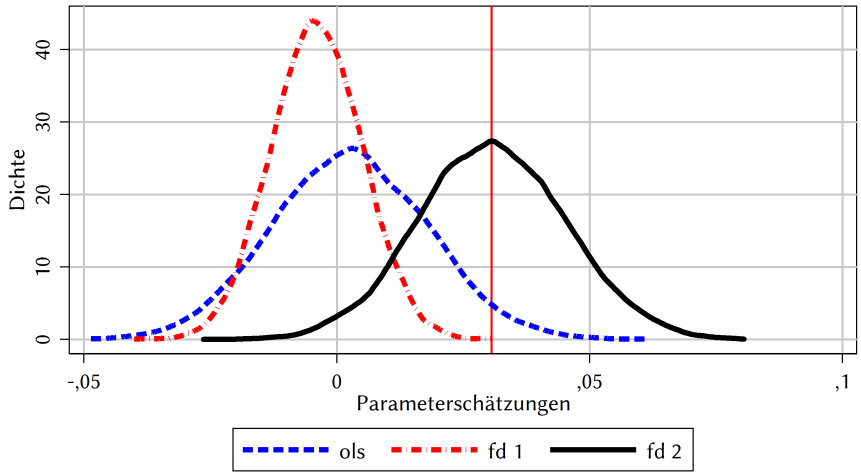
Tabelle 3.3.3 enthält die Ergebnisse aus 8.000 Wiederholungen mit je 20.000 Beobachtungen.[62] Die Ergebnisse der Simulation bestätigen die oben geäußerten Vermutungen bzgl. der Richtung der Verzerrung. Die einfache OLS-Regression (Modell 3.43) unterschätzt den Effekt der Arbeitslosigkeit. Im Fall der FD-Modelle führt die Vernachlässigung des Kündigungsgrundes zu einer Fehleinschätzung bzgl. der Richtung des Effektes von Arbeitslosigkeit. Dieser würde gemäß Modell 3.44 im Schnitt -0,4% betragen. Da in Szenario 1 keine Treatmenteffektheterogenität

60 Die Superskripte zeigen an, dass es sich um unterschiedliche Parameter aus unterschiedlichen Regressionen handelt.

61 Um für unbeobachtete Talente zu kontrollieren, wird in solche Regressionsmodelle oft die zeitverzögerte abhängige Variable als zusätzlicher Prädiktor mit aufgenommen. Dieses Vorgehen würde im vorliegenden Fall einen nahezu unverzerrten Schätzer produzieren. In der Praxis ist die Schätzung solcher Modelle jedoch mit Problemen verbunden (vgl. Brüderl 2010, S. 990).

62 Da diese Simulationen auf Pseudo-Zufallszahlen(generatoren) basieren, wurden die Ergebnisse aus vier Simulationen mit je 2.000 Wiederholungen zusammengefügt. Jede der vier Simulationen hat einen anderen Startpunkt (*Random-Number-Seed*) für den Zufallsgenerator.

Abbildung 3.3.10.: Regression: simulierte Verteilung für $\hat{\delta}$ (Szenario 1, *sim_constant_regression.do*)



vorliegt, sind der ATE und der ATT identisch. Modell 3.45 ist demnach ein unverzerrter Schätzer von beiden Effekten.

Gemessen an der Größe der (nicht-transformierten) Koeffizienten ist die Standardabweichung der simulierten Kennwerteverteilung (d.h. der simulierte Standardfehler) für das richtig spezifizierte FD-Modell groß. Knapp 2% der Schätzungen liegen im negativen Bereich (siehe Abbildung 3.3.10). Dabei ist zu beachten, dass der simulierte Standardfehler doppelt so groß ist wie der durchschnittliche analytische Standardfehler, der bei den Modellschätzungen ausgewiesen wird. Die Regressionsanalyse suggeriert also eine größere Sicherheit bei der Schätzung und würde zu oft signifikante Ergebnisse produzieren.

Interessanterweise liegen knapp 1% der simulierten ATT's (und 0,01% der ATE's) im negativen Bereich. Somit kann es – unter diesem datengenerierenden Prozess – tatsächlich negative durchschnittliche Treatmenteffekte in Stichproben geben. Ein Blick auf die empirischen R^2-Werte zeigt, dass in allen Modellen ein großer Teil (um die 80%) der Variation der abhängigen Variablen durch Variation in den unabhängigen Variablen erklärt wird. Gemessen an gängigen Kriterien ist der Modellfit ausgezeichnet. Dabei ist jedoch zu berücksichtigen, dass es sich bei den FD-Modellen um ein *within-*R^2 handelt, während es sich bei dem reinen OLS-Modell um ein *between-*R^2 handelt.

Regressionsmodelle für Szenario 2

Zur Analyse der gemäß Szenario 2 generierten Daten sollten Interaktionsterme zwischen Kündigungs- und Arbeitslosigkeitsdummies aufgenommen werden.[63] Neben dem OLS-Modell 3.43, das sich als ungeeignet erwiesen hat, scheidet damit auch das falsch spezifizierte FD-Modell 3.44 aus dem Kreis der möglichen Regressionsmodelle aus. Von den Regressionsmodellen aus Szenario 1 soll zu Vergleichszwecken nur das richtig spezifizierte FD-Modell 3.45 erneut geschätzt werden. Darüber hinaus soll folgendes Modell geschätzt werden:

$$\begin{aligned}\Delta log(Y_i) = {} & \beta_1 \cdot [K_{i,2} = 1] + \beta_2 \cdot [K_{i,2} = 2] + \gamma \cdot Z_{i,1} \\ & + \delta_1 \cdot (D_{i,2} \cdot [K_{i,2} = 1]) + \delta_2 \cdot (D_{i,2} \cdot [K_{i,2} = 2]) + \Delta\epsilon_i \end{aligned} \tag{3.46}$$

Mit Hilfe von Modell 3.46 sollte es möglich sein, die kündigungsgrundspezifischen Effekte von Arbeitslosigkeit zu schätzen. Werden diese Effekte mit dem Anteil der Personen mit einem bestimmten Kündigungsgrund in der Treatment- oder Kontrollgruppe gewichtet, so können die durchschnittlichen Treatmenteffekte (ATE, ATT, ATC) berechnet werden.[64] Das einfachere Modell 3.44 enthält die Hauptterme für alle Variablen und sollte – so die häufig getroffene Annahme (vgl. Winship und Elwert 2010) – dadurch in der Lage sein, den durchschnittlichen Effekt der Arbeitslosigkeit zu identifizieren. Dass diese Annahme nur in Ausnahmefällen zutreffend ist, liegt an der Art und Weise, wie OLS-Regressionsmodelle mit Effektheterogenität umgehen.

Verzerrung bei Treatmenteffektheterogenität

Regressionsmodelle liefern varianzgewichtete Parameterschätzungen (vgl. Angrist und Pischke 2009, Kap. 3.3 und Morgan und Winship 2015, Kap. 6.3). Ausschlaggebend ist hierbei, ob sich die bedingte Varianz der zentralen unabhängigen Variable (D_2) zwischen den Schichten der Interaktionsvariable (K_2) unterscheidet. Wird der Einfachheit halber auf mehrere Zeitpunkte verzichtet und von einer mehrstufigen Kündigungsvariable K, einem binären Treatment D und einer abhängigen Variable

63 Wird nur ein Interaktionsterm aufgenommen, so muss auch der Hauptterm von Arbeitslosigkeit mit aufgenommen werden. In dem Modell

$$log(Y_{i,2}) = \alpha + \delta_1 \cdot D_{i,2} + \delta_2 \cdot (D_{i,2} \cdot [K_{i,2} = 2]) + \beta_1 \cdot [K_{i,2} = 1] + \beta_2 \cdot [K_{i,2} = 2] + \zeta \cdot B_i + \gamma \cdot Z_{i,1} + \upsilon_{i,2}$$

ist δ_1 der Effekte von Arbeitslosigkeit für Personen, die selbst gekündigt haben ($K_{i,2} = 1$) und $\delta_1 + \delta_2$ der Effekt der Arbeitslosigkeit für Personen, die gekündigt wurden ($K_{i,2} = 1$).

64 Bspw. wird der ATT aus Modell 3.46 wie folgt gebildet (vgl. Morgan und Winship 2015, S. 151:

$$\hat{\delta}_{ATT} = Pr(K_{i,2} = 1 | D_{i,2} = 1) \cdot \hat{\delta}_1 + Pr(K_{i,2} = 2 | D_{i,2} = 1) \cdot \hat{\delta}_2$$

Y ausgegangen, so berechnet sich die durch K bedingte Varianz von D nach:

$$V(D|K = k) = [Pr(D = 1|K = k)] \cdot [1 - Pr(D = 1|K = k)] \tag{3.47}$$

Kann darüber hinaus angenommen werden, dass die potentiellen Ergebnisse bedingt unabhängig vom Treatment sind ($[Y^1, Y^0] \perp\!\!\!\perp D|K$, d.h. es gilt die CIA), so sind die durchschnittlichen Effekte (ATE, ATT und ATC) durch geeignete Gewichtung der schichtspezifischen Treatmenteffekte identifiziert (diese werden in Gleichung 3.46 durch δ_1 und δ_2 geschätzt). In der Regressionsanalyse wird jedoch der schichtspezifische Treatmenteffekt bei der Berechnung des Regressionskoeffizienten nun nicht nur mit der Wahrscheinlichkeit gewichtet, in Kategorie k von K beobachtet zu werden ($Pr[K = k]$), sondern auch mit der bedingten Varianz der Treatmentvariable D (vgl. Morgan und Winship 2015, S. 207):

$$\delta_{reg} = \sum_{k=j}^{J} \left[\underbrace{\frac{V(D|K = k) \cdot Pr(K = k)}{\sum_{k=j}^{J} V(D|K = k) \cdot Pr(K = k)}}_{\text{schichtspezifische Gewichte}} \cdot \underbrace{[E(Y|D = 1, K = k) - E(Y|D = 0, K = k)]}_{\text{schichtspezifischer Effekt}} \right] \tag{3.48}$$

Je größer die bedingte Varianz der Treatmentvariable, desto größer ist der relative Einfluss einer bestimmten Schicht auf den ATE. Regressionsanalysen produzieren somit selbst bei Gültigkeit der CIA nur dann unverzerrte Schätzungen, wenn entweder keine Interaktionseffekte zwischen K und D bestehen oder aber die schichtspezifischen Varianzen von D identisch sind.

In den simulierten Daten wird der Kündigungsgrund über zwei Dummies aufgefangen. Es gibt zwei Schichten innerhalb derer das Treatment realisiert werden kann: eigene Kündigung ($K_{i,2} = 1$) und Kündigung durch den Arbeitgeber ($K_{i,2} = 2$). Für $K_{i,2} = 1$ beträgt die Varianz für das Treatment ca. $0,2 \cdot 0,8 = 0,16$ während sie für $K_{i,2} = 2$ bei ca. $0,7 \cdot 0,3 = 0,21$ beträgt. Damit sollte der *ATE* stärker in Richtung des (positiven) Effekts der gekündigten Arbeitslosen gewichtet werden.[65]

Ergebnisse

Tabelle 3.3.4[66] bestätigt die Vermutungen bzgl. der Richtung der Verzerrung des einfachen Modells 3.45. Die Schätzungen (des ATE) sind in Richtung des

65 Mit Hilfe von Gleichung 3.45 wird der ATE für die Arbeitsplatzwechsler (mit Variation auf der Kündigungsgvariable) geschätzt. ATT und ATC können mit Regressionsanalysen nur manuell berechnet werden – es handelt sich dabei um Konzepte aus Matchinganalysen. Insofern ist die Aussage „*within*-Modelle eignen sich zur Schätzung des ATT" für Situationen mit Treatmenteffektheterogenität umzuformulieren in „*within*-Modelle eignen sich zur Schätzung des Effekts für Einheiten mit Variation auf den an der Interaktion beteiligten Variablen". Somit handelt es sich um einen ATE für Personen mit Variation auf einer der unabhängigen Variablen.

66 Tabelle 3.3.4 enthält die Ergebnisse aus 8.000 Wiederholungen mit je 20.000 Beobachtungen. Wie in Szenario 1 wurden die Ergebnisse aus vier Simulationen mit je 2.000 Wiederholungen und einem anderen Startpunkt für den Zufallsgenerator zusammengefügt.

Tabelle 3.3.4.: Simulationsergebnisse für Szenario 2: Regression

Schätzer	$n^{-1}\sum\hat{\delta}$	$\sigma_{\hat{\delta}}$	min	max	p50	R^2
δ_{ATE}	-1,5%	0,009	-4,2%	1,9%	-1,5%	.
δ_{ATT}	0,4%	0,013	-4,4%	5,3%	0,4%	.
$\hat{\delta}_{ATE}$ (3.45)	-1,1%	0,014	-6,0%	3,9%	-1,1%	81%
$\hat{\delta}_{ATE}$ (3.46)	-1,3%	0,014	-6,2%	3,8%	-1,3%	81%
$\hat{\delta}_{ATT}$ (3.46)	0,5%	0,016	-5,1%	6,5%	0,5%	81%
$\hat{\delta}_{ATC}$ (3.46)	-2,9%	0,016	-8,3%	2,7%	-2,9%	81%
$\hat{\delta}_{ATE}\|K_2 = 2$	2,1%	0,020	-4,7%	9,1%	2,1%	81%
$\hat{\delta}_{ATE}\|K_2 = 1$	-4,9%	0,020	-11,6%	2,7%	-4,9%	81%

sim_hetero_regression.do

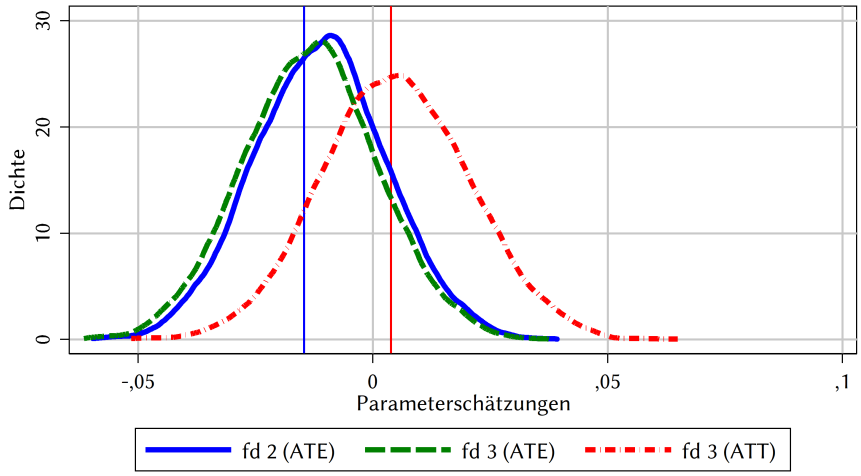
(positiven) Effekts der gekündigten Arbeitslosen verzerrt. Hingegen erlaubt Modell 3.46 die Schätzung der kündigungsgrundspezifischen Effekte von Arbeitslosigkeit und damit – über geeignete Gewichtung – auch die Schätzung des ATT und eine bessere Schätzung des ATE. Die R^2-Werte beider Modelle liegen 0,1 Prozentpunkte auseinander und würden (auch) in diesem Fall nicht als Entscheidungskriterium für die Modellauswahl taugen.

Abbildung 3.3.11 zeigt die Verteilung der Schätzungen aus beiden Modellen. Während Modell 3.45 den ATE schätzt, sind für Modell 3.46 zusätzlich die Schätzungen für den ATT eingetragen. Da sowohl ATE als auch ATT nicht weit von Null entfernt sind, würden mit Hilfe von OLS-Regressionen trotz großer Fallzahlen (bezogen auf die Gesamtstichrobe) kaum signifikante Effekte produziert werden können. Die durchschnittlichen Effekte sind kaum von Null verschieden und damit ist auch die Teststärke gering. In diesem Fall bietet es sich an, die durch K_2 bedingten Effekte auszuweisen.

3.3.2. Matchingverfahren

Wie in Abschnitt 3.1.5 dargelegt, sind Matchingverfahren in der Auseinandersetzung mit dem kontrafaktischen Kausalitätsmodell entstanden. Matchinganalysen beschäftigen sich aus diesem Grund vergleichsweise intensiv mit der Selektion in das Treatment. Darüber hinaus wird in Matchinganalysen regelmäßig zwischen verschiedenen Treatmenteffekten unterschieden und die Auswertung stärker auf besondere Fälle oder Gruppen eingegrenzt. Im Gegensatz zu Regressionsanalysen erfolgt die statistische Kontrolle im Rahmen von Matchingverfahren teilweise oder vollständig nicht-parametrisch. Ziel ist es, die Kovariatenmuster für relevante

Abbildung 3.3.11.: Regression: simulierte Verteilung für $\hat{\delta}$ (Szenario 2, *sim_hetero_regression.do*)



Drittvariablen S in der Treatment- und Kontrollgruppe anzugleichen. Dabei wird das Ergebnis dieser Angleichung (und damit auch die Möglichkeit zur Schätzung kausaler Effekte) stets überprüft. Gilt der Zuweisungsmechanismus als bedingt ignorierbar ($[Y^0, Y^1] \perp\!\!\!\perp D|S$) und sind sich die Gruppen im Hinblick auf die Verteilungen der Variablen in S sehr ähnlich, so können allein auf Basis eines Vergleichs der Gruppenmittelwerte durchschnittliche kausale Effekte geschätzt werden (vgl. Rosenbaum und Rubin 1983, S. 42 und Rosenbaum 1995, p. 37).[67]

Exaktes Matching

Im einfachsten Fall wird auf Basis der relevanten Kovariaten eine mehrdimensionale Häufigkeitstabelle gebildet und jedes Individuum gemäß seiner Merkmalsausprägungen einer der Zellen dieser Tabelle zugeordnet. Für einzelne Zellen gilt der Zuweisungsmechanismus als vernachlässigbar, denn Individuen in der Treatment- und Kontrollgruppe haben exakt dieselben Merkmalskombinationen. Demnach ist der Mittelwertunterschied innerhalb einer Zelle ein unverzerrter Schätzer des zell- oder schichtspezifischen Treatmenteffektes in der Grundgesamtheit. Durch geeignete Aggregation der schichtspezifischen Treatmenteffekte können durchschnittliche

67 Insofern müsste zwischen einer theoretischen Ignorierbarkeit und einer praktischen Ignorierbarkeit unterschieden werden. Ein Zuweisungsmechanismus kann theoretisch bedingt ignorierbar sein. Durch Verwendung von falschen Modellen können in der Praxis verzerrte Schätzungen entstehen (siehe die Regressionsanalysen zu Szenario 2).

Treatmenteffekte gebildet werden.

Das Problem bei diesem Vorgehen besteht darin, dass die Anzahl der Zellen schon bei wenigen polytomen Kovariaten so groß ist, dass die zufällige Aufteilung der Treatment- und Kontrollbeobachtungen selbst bei großen Fallzahlen zu unbesetzten oder ungleichmäßig besetzten Zellen führen wird.[68] Individuen in Zellen, die nur Treatment- oder Kontrollbeobachtungen enthalten, müssen dann entweder von der Analyse ausgeschlossen oder aber weitere (extrapolierende) Annahmen eingeführt werden. Wird auf weitere Annahmen verzichtet, so kann dann nur ein lokaler ATT (LATT) berechnet werden.

Dimensionsreduzierung

Ein einfacher Ausweg aus diesem Dilemma besteht darin, die Anzahl der Ausprägungen der Kovariaten zu reduzieren. Oft gibt es inhaltliche Gründe für eine solche Gruppierung, wie bspw. bei der Einteilung der Ausbildungsjahre in bestimmte schulische oder berufliche Abschlüsse. Das daraus resultierende *Coarsened Exact Matching* (CEM) hat im Vergleich zu anderen Matchingverfahren den Vorteil, dass der Grad der Vergleichbarkeit der Gruppen bzw. Beobachtungen vorab festgelegt werden kann und nicht – wie bspw. beim *Propensity Score Matching* – unvorhersehbar ist (vgl. Iacus u. a. 2012, S. 2). Wie im Fall des exakten Matchings können durchschnittliche Treatmenteffekte dann auf zwei unterschiedliche Weisen berechnet werden: entweder durch geeignete Aggregation der schichtspezifischen Effekte oder aber durch *Nearest-Neighbor Matching* (siehe unten).

Eine andere Lösung besteht in der Berechnung eindimensionaler Distanzmaße, der *Balancing Scores* (Bscores). Wie Rosenbaum und Rubin (1983) darlegen, gilt der Zuweisungsmechanismus auch dann als bedingt ignorierbar, wenn für diese Distanzmaße kontrolliert wird. Bscores sind Funktionen der unabhängigen Variablen $f(S)$, die folgende Eigenschaft aufweisen (ebd., S. 42):

$$S \perp\!\!\!\perp D | f(S) \tag{3.49}$$

Individuen mit demselben Bscore, aber unterschiedlichen Treatmentstatus haben demnach *auf lange Sicht* die gleiche Verteilung der dem Bscore zugrundeliegenden Kontrollvariablen. Insofern ist es legitim, Treatment- und Kontrollbeobachtungen mit unterschiedlichen Ausprägungen auf den Kovariaten, aber gleichen Bscores zu gruppieren (d.h. zu matchen): sie stammen aus Teilpopulationen mit denselben Merkmalsverteilungen. Dies gilt – bei Gültigkeit der CIA – auch für die potentiellen Ergebnisse. In den Worten von Rosenbaum und Rubin (1983, S. 46):

68 Werden Lohnzufriedenheit und Talente vernachlässigt, so gibt es bereits $14 \cdot 3 = 42$ (bzw. ohne Stayer 28) Zellen, von denen einige sehr dünn besetzt sein werden. Unter den Personen mit sehr hoher Bildung würden sich nur wenige Gekündigte finden und darunter wiederum nur sehr wenige Kontrollbeobachtungen.

> „[U]nder strongly ignorable treatment assignment, units with the same value of the balancing score [...] but different treatments can act as controls for each other, in the sense that the expected difference in their responses equals the average treatment effect."

Die Mahalanobis-Distanz

Zu den bekannteren Bscores zählen die Mahalanobis-Distanz (MD) und der *Propensity Score* (Pscore). Zur Berechnung der MD werden die Unterschiede in den Merkmalsausprägungen von zwei Beobachtungen anhand der (Inversen der) Varianz-Kovarianz-Matrix 'normiert'. Seien x_i die Ausprägungen der l Kontrollvariablen für eine Treatmentbeobachtung mit $d_i = 1$ ($x_i = [x_{i,1}, \ldots, x_{i,l}]$) und x_j die Ausprägungen für eine Kontrollbeobachtung mit $d_j = 0$ ($x_j = [x_{j,1}, \ldots, x_{j,l}]$), so berechnet sich die MD ($MD[i,j]$) nach (vgl. Guo und Fraser 2010, Kap. 6):

$$MD(i,j) = \sqrt{(x_i - x_j)^T \cdot S^{-1} \cdot (x_i - x_j)} \tag{3.50}$$

Dabei sind $(x_i - x_j)^T$ ein Zeilen- und $(x_i - x_j)$ ein Spaltenvektor der Differenzen und S^{-1} die Inverse der Varianz-Kovarianzmatrix. Wird auf S^{-1} verzichtet, so erhält man die durchschnittlichen Abweichungen zwischen den Beobachtungen im Merkmalsraum, d.h. die euklidische Distanz. Durch die Berücksichtigung der Varianz werden Unterschiede in Variablen mit hoher Streuung nach unten und Unterschiede in Variablen mit niedriger Streuung nach oben gewichtet, d.h. die Variablen werden standardisiert (vgl. Lohninger 2013). Durch die Berücksichtigung der Kovarianz kann die Lage der Merkmale im mehrdimensionalen Raum besser evaluiert werden. Weisen bspw. zwei standardnormalverteilte Merkmale eine starke positive Korrelation auf, so ist es wahrscheinlicher, Beobachtungen mit nur positiven oder nur negativen Vorzeichen auf *beiden* Variablen zu finden.

Da in die Berechnung der MD die Abstände auf den Ausgangsvariablen ohne weitreichende Transformation eingehen, eignen sich auf ihr aufbauende Matchingverfahren vergleichsweise gut, um die Kovariatenmuster in der Treatment- und Kontrollgruppe und sogar für einzelne Treatment- und Kontrollpaare anzugleichen. Dies setzt allerdings ein vorteilhaftes Verhältnis von Kovariaten und Treatment- sowie Kontrollbeobachtungen voraus. Wie beim exakten Matching auch, wird mit dem Mahalanobis-Distanz-Matching (MDM) ein Experiment mit Blöcken ('*randomized block design*') nachvollzogen (vgl. King u. a. 2011).

In der Praxis hat sich das MDM trotz dieser – vor allem jüngst wiederentdeckten – Vorteile nicht bzw. nur in Kombination mit anderen Matchingverfahren durchsetzen können, da u.a. 1. die MD nur bedingt zur Verarbeitung von unterschiedlichen Variablentypen (metrisch, ordinal, nominal) geeignet ist, 2. sämtliche Interaktionen zwischen den Kovariaten gleich gewichtet werden und 3. viel Rechenzeit benötigt wird, weil die paarweisen Distanzen zwischen allen Individuen berechnet werden

müssen (vgl. Stuart 2010, S. 6). [69] Der letzte Punkt sollte mit Zunahme der Rechenleistung an Bedeutung verlieren. Hinzu kommt, dass MDM bei mehr als zwei kontinuierlichen Variablen nicht konsistent ist und eine Bias-Korrektur angewendet werden muss (siehe die Ausführungen weiter unten).

Der Propensity Score

Geläufiger ist die Verwendung des *Propensity Scores* (kurz Pscore oder p_i), der die bedingte Wahrscheinlichkeit für das Treatment darstellt. In den simulierten Daten wurden diese Wahrscheinlichkeiten gemäß Gleichung 3.27 generiert. Mit Hilfe von logistischen Regressionsmodellen (oder einem Probit-Modell) der Form

$$logit = log\left(\frac{Pr[D=1]}{Pr[D=0]}\right) = \alpha + \sum_{l=1}^{L} \beta_k \cdot X_l \tag{3.51}$$

wird versucht, diese bedingten Wahrscheinlichkeiten aus den Daten zu schätzen.[70] Dabei ist auf die richtige Spezifikation des Zuweisungsmodells zu achten. Der Übergang vom (quasi) exakten Matching oder dem MDM zum semi-parametrischen Propensity-Score-Matching (PSM) setzt eine noch bessere Kenntnis des Zuweisungsprozesses voraus. Nicht nur müssen alle relevanten Kontrollvariablen identifiziert werden, auch der funktionale Zusammenhang muss bekannt sein.[71]

Werden bspw. Personen mit einem bestimmten Bildungsabschluss ($X = x_a$) nicht oder nur in Arbeitslosigkeit beobachtet, so ist der Zuweisungsprozess nicht mehr *strikt* ignorierbar (verletzt ist $0 < Pr(D=1|X=x_a) < 1$). Für einzelne Individuen können dann keine Treatmenteffekte definiert werden. Personen mit anderen Abschlüssen ($X = x_b$) sollten deshalb nicht mit Personen mit $X = x_a$ gematcht werden. Wird Bildung in einem solchen Fall als Bildung in Jahren und nicht in Form von Abschlussdummies aufgenommen, so werden mit hoher Wahrscheinlichkeit Personen mit unterschiedlichen Bildungsabschlüssen zusammengespielt (gematcht), da sie sehr ähnliche Pscores haben. Werden hingegen eine Reihe von Abschlussdummies in ein logistisches Regressionsmodell mit aufgenommen, so werden Beobachtungen in Zellen ohne Variation im Treatmentstatus vom Modell ausgeschlossen, da die Parameter nicht identifiziert sind. An dieser Stelle bietet die Verwendung des Pscores allerdings auch Vorteile. Einige Statistikprogramme (z.B. *Stata*) achten bei der Schätzung von Maximum-Likelihood basierten Modellen für binäre abhängige Variablen auf Merkmalskombinationen, die das Ergebnis vollständig erklären. Beobachtungen mit solchen Merkmalskombinationen werden dann automatisch von der

69 Der so entstandene Datensatz hat demnach – zumindest sequentiell oder temporär – $k+(n-1)$ Spalten, wobei mit k die Anzahl der Variablen und n die Anzahl der Beobachtungen gemeint ist.

70 Die Wahrscheinlichkeiten berechnen sich nach $\hat{Pr}(D=1) = \frac{exp(\widehat{Logit})}{1-exp(\widehat{Logit})}$ (vgl. Fußnote 43).

71 Praktischerweise kann die Qualität des Matchings (und damit des Zuweisungsmodells) mit einem Vergleich der Merkmalsverteilungen in der Treatment- und Kontrollgruppe direkt überprüft werden.

Analyse ausgeschlossen.[72] Diese Art der automatisierten Überprüfung des *Common Support* ist bei MDM nicht gegeben.

Da der Logit dem Pscore zugrunde liegt, kann auch dieser als Distanzmaß im Matching (d.h. als Bscore) verwendet werden (vgl. Austin 2011b und Stuart 2010). Diese Praxis geht auf Rosenbaum und Rubin (1985, S. 36) zurück:

> „The decision to define distance in terms of [Logit] rather than [Pscore] was somewhat but not entirely arbitrary and probably had negligible effect. It did, however, avoid the compression of the [Pscores] near 0 and 1, and moreover, [the Logits were] more nearly normally distributed."

Unter welchen Bedingungen es *relevante* Unterschiede bei Verwendung der einen oder anderen Metrik gibt, wurde bisher nicht systematisch erforscht.

Nearest-Neighbor Matching

Auf Basis der Distanzmaße kann versucht werden, für jede Beobachtung im Datensatz mindestens einen nächsten Nachbarn mit anderem Treatmentstatus (d.h. $d_i \neq d_j$) zu finden. Für Treatmentbeobachtungen ($d_i = 1$, wobei $i = 1, \ldots, n_1$) werden vergleichbare Kontrollbeobachtungen ($d_j = 0$, wobei $j = 1, \ldots, n_0$) gesucht und vice versa. Werden einmal genutzte nächste Nachbarn nicht aus dem Pool der potentiellen Nachbarn entfernt, so spricht man von 'gierigem' Matching mit Zurücklegen.[73] Werden sie aus dem Datensatz entfernt, so ist beim 'gierigen' Matching die Sortierreihenfolge des Datensatzes von Bedeutung. Dagegen versucht *Optimal Matching* (ohne Zurücklegen) die durchschnittliche Distanz zwischen den Treatment- und Kontrollbeobachtungen zu reduzieren. Die folgenden Ausführungen beziehen sich auf das gierige Matching mit Zurücklegen.

Die mit Hilfe des Matchingverfahrens identifizierten nächsten Nachbarn werden zur Imputation des kontrafaktischen Ergebnisses genutzt, wobei jedoch nicht der Versuch unternommen wird, individuelle kausale Effekte zu berechnen. Der Durchschnitt aller Differenzen aus beobachteten und imputierten kontrafaktischen Ergebnissen stellt dann den durchschnittlichen Treatmenteffekt (mindestens in der Stichprobe) dar. Ist der (lokale) ATT von Interesse, so werden die Differenzen lediglich für Treatmentbeobachtungen berechnet (für die ein nächster Nachbar gefunden werden kann). Matching-Schätzer für den ATT können allgemein geschrieben

72 Dies gilt auch für kontinuierliche Variablen. Wird bspw. Bildung in Jahren aufgenommen und Personen mit besonders hoher Bildung werden nicht arbeitslos, dann sollte *Stata* dies erkennen und die Personen von der Analyse ausschließen.

73 Diese Matchingverfahren sind gierig, weil sie – ohne Rücksicht auf das Endergebnis – darauf ausgerichtet sind, für jeden (Ziehungs-) Schritt das für diesen Schritt beste Ergebnis zu erzielen.

werden als (vgl. Morgan und Winship 2015, S. 158):

$$\hat{\delta}_{ATT} = \frac{1}{n_1} \cdot \sum \left[(y_i^1) - \sum_{j=1}^{n_0} w_{i,j}(y_j^0) \right], \tag{3.52}$$

wobei das beobachtbare Ergebnis von Kontrollbeobachtung j (y_j^0) in Abhängigkeit von 1. deren relativer Distanz zu Treatmentbeobachtung i, 2. der Anzahl der möglichen Nachbarn (in einem gewissen Abstand) und 3. (bei Kernel-Matching) der entsprechenden Kernelfunktion mit $w_{i,j}$ gewichtet wird. Die Summe von $w_{i,j}$ beträgt eins. Entscheidet sich die Forscherin bspw. für ein 1:5 *nearest-neighbor* Matching (nn-Matching) ohne Maximalabstand auf dem Distanzmaß (ein sog. Caliper), so erhalten die fünf nächsten Kontrollbeobachtungen ein Gewicht von $w_{i,j} = 0,2'$, während alle anderen Kontrollbeobachtungen ein Gewicht von Null haben. Hingegen wird bei einem 1:1 nn-Matching nur die nächste Kontrollbeobachtung berücksichtigt, es sei denn, es liegen Bindungen vor.[74] Berechnet wird also die durchschnittliche n_1^{-1} Differenz von beobachteten (y_i^1) und imputierten kontrafaktischen ($\sum_{j=1}^{n_0} w_{i,j}[y_j^0]$) Ergebnissen, wobei das kontrafaktische Ergebnis auf Basis mindestens einer Kontrollbeobachtung imputiert wird. Durch Umstellen der oben genannten Gleichung kann der ATC berechnet werden. Der ATE ist dann die mit der Fallzahl gewichtete Summe aus ATC und ATT.

Varianten des *Nearest-Neighbor*-Matching

Im Rahmen von PSM und MDM wird versucht, das Matchingergebnis (d.h. die Balancierung der Gruppen) durch die Anzahl der nächsten Nachbarn und die Einführung von Calipern zu beeinflussen. Ein Caliper ist ein Intervall mit Länge $2 \cdot c$, das symmetrisch um den Pscore (oder Logit) von Beobachtung i gelegt wird.[75] Erlaubt sind dann Matches innerhalb dieses Intervalls $[\hat{p}_i - c; \hat{p}_i + c]$ (vgl. Abschnitt A.2 im Anhang).

In einfachen Szenarien mit normalverteilten kontinuierlichen Kovariaten gilt: je kleiner der Caliper, desto größer die Reduzierung des Bias und desto geringer die Zahl der gematchten Beobachtungen (vgl. Austin 2011b). Allerdings spielt die Größe der Caliper in Szenarien mit gemischten (kontinuierlichen und binären) Variablen eine untergeordnete Rolle (ebd, S. 156). Darüber hinaus kann ein zu kleiner Caliper auch zu einer Erhöhung der Ungleichheiten führen (vgl. King u. a. 2011).

Neben dem Caliper hat auch die Anzahl der nächsten Nachbarn einen Einfluss auf die Qualität des Matchings (vgl. u.a. Austin 2010). Steht der ATT im Vordergrund,

74 Bindungen (*ties*) bestehen, wenn mehrere Kontrollbeobachtungen die gleiche Distanz zu einer Treatmentbeobachtung aufweisen. In diesem Fall wird entweder ein Durchschnitt über diese Beobachtungen gebildet, oder aber zufällig eine Kontrollbeobachtung ausgewählt.

75 Die Verwendung von Calipern im Rahmen von MDM ist weniger verbreitet. Aus diesem Grund gibt es auch keine Empfehlungen, die die Länge eines solchen Calipers betreffen.

so ist entscheidend, wie groß die Kontrollgruppe im Vergleich zur Treatmentgruppe ist. Ist die Kontrollgruppe deutlich größer, so können unter Verwendung eines Calipers mehr nächste Nachbarn verwendet werden. Die Ausführungen machen deutlich, dass es 'ein' bestes Vorgehen nicht gibt, zumal ja nicht nur ein bestimmtes Matchingverfahren sondern – im Fall von PSM – auch das verwendete Zuweisungsmodell das Matchingergebnis beeinflussen.

Beschränkung auf den Common Support

Beobachtungen, deren Pscore (oder Logit) den höchsten (bzw. niedrigsten) Pscore (Logit) der anderen Treatmentgruppe überschreitet (bzw. unterschreitet) oder für die aufgrund eines Calipers kein nächster Nachbar verfügbar ist, gelten als *off support* (vgl. Abbildung A.2.2). Sie finden keine Unterstützung in den Daten und werden meist von der Analyse ausgeschlossen. Dadurch wird einerseits die Modellabhängigkeit reduziert, gleichzeitig jedoch auch der Schätzer verändert, der dann nur noch 'lokal', d.h. für die Beobachtungen *on support*, gilt (vgl. Ho u. a. 2007).

Nach dem Matching sollten sich die Verteilungen der Pscores (Logits) in der Treatment- und Kontrollgruppe ähneln. Ist das Zuweisungsmodell gut spezifiziert worden, so sollte das Matching auf Basis des Pscores (Logits) darüber hinaus auch zu einer Reduzierung der Unterschiede in den Kovariatenmustern zwischen Treatment- und Kontrollgruppe führen (vgl. Rosenbaum 2010, p. 92). Jedoch können sich in Ausnahmefällen die Unterschiede in einzelnen Variablen trotz 'korrekter' Spezifikation erhöhen (Diamond und Sekhon 2013).[76] Dies wird insbesondere dann passieren, wenn das durch PSM verfolgte Ideal – eine einfache Zufallsaufteilung – erreicht wurde. King und Nielsen (2016) weisen aus diesem Grund darauf hin, dass ein zu restriktiver Caliper (und damit eine zu starke Beschränkung der gematchten Stichprobe) Treatment- und Kontrollgruppe (wieder) ungleicher machen kann.

Überprüfung des Balancierungsergebnisses

Matching (oder auch Stratifizierung) auf Basis der oben genannten Distanzmaße zielt darauf ab, Treatment- und Kontrollgruppe im Hinblick auf S vergleichbarer zu machen. Im besten Fall sind die uni- und evtl. multivariaten Verteilungen der Variablen nahezu identisch. Dies muss aber bei jeder Matchinganalyse überprüft werden. Zu diesem Zweck wurde eine Reihe von Kennzahlen entwickelt, zu deren prominentester der standardisierte Bias gehört. Dieser ist definiert als die standardisierte Differenz der Mittelwerte beider Gruppen, wobei die Mittelwerte entweder durch die Standardabweichung des Merkmals in der Treatmentgruppe (hier: s_T)

76 PSM funktioniert am besten, wenn die Kovariaten symmetrisch (z.B. normal) verteilt sind. In diesem Fall können die Unterschiede in allen Kovariaten (und ihren Linearkombinationen) gleichzeitig und -mäßig reduziert werden (vgl. Stuart 2010, S. 4).

oder aber durch die (ungewichtete) durchschnittliche Standardabweichung in beiden Gruppen ($\sqrt{(s_T^2 + s_C^2)/2}$) geteilt werden (siehe Stuart 2010, S. 11 und Austin 2009, S. 3087 für unterschiedliche Berechnungen).

$$\text{Bias} = \frac{\bar{x}_T - \bar{x}_C}{s_T} \cdot 100 \tag{3.53}$$

Berechnet wird also, um wie viele Standardabweichungen die Mittelwerte beider Gruppen auseinander liegen. Ab welchem Bias das Zuweisungsmodell als nicht besonders gut angesehen oder gänzlich verworfen wird, hängt davon ab, welche Bedeutung der Variable bei der Selektion in das Treatment zugewiesen wird. Einige Autoren sehen den kritischen Wert bei einem standardisierten Bias von 10% (vgl. Austin 2009, S. 3090). Außer dem standardisierten Bias werden auch das Varianzverhältnis sowie grafische Diagnoseverfahren zur Überprüfung der Qualität des Matchings verwendet (vgl. Austin 2009 und Ho u. a. 2007, S. 222).

Neben diesen eindimensionalen Balancierungskriterien können aber auch multidimensionale Ungleichheitsmaße verwendet werden. Da ihr die – mehr oder weniger untransformierten – Ausprägungen der Kontrollvariablen zu Grunde liegen, kann die Mahalanobis-Distanz selbst als Gütemaß genutzt werden (vgl. King u. a. 2011). Nach dem Matching sollte die durchschnittliche Mahalanobis-Distanz deutlich kleiner sein als vor dem Matching. Iacus u. a. (2012) schlagen ein Ungleichheitsmaß vor, das die relativen Häufigkeiten von Treatment- und Kontrollbeobachtungen in den Zellen einer multidimensionalen Häufigkeitstabelle vergleicht. Die Anzahl der Zellen wird dabei automatisch festgelegt. Dieses – L_1 genannte – Distanzmaß ist auf den Wertebereich [0;1] beschränkt, wobei $L_1 = 0$, wenn sich die Verteilungen vollständig überlappen und $L_1 = 1$, wenn sich die Verteilungen nicht überlappen.

In der Praxis werden die (binären) Zuweisungsmodelle nicht selten atheoretisch im Hinblick auf bekannte Gleichverteilungskriterien spezifiziert.[77] Erst wenn ein Modell eine zufriedenstellende Balancierung erreicht, wird es als 'korrekt spezifiziert' akzeptiert. Dieses zumeist iterative Vorgehen wird auch als '*Propensity Score Tautology*' bezeichnet (Ho u. a. 2007). Einen Ausweg aus diesem Dilemma bieten neue Verfahren, die quasi automatisiert die bestmögliche Modellspezifikation generieren (u.a. Diamond und Sekhon 2013; Imai und Ratkovic 2014) oder die Beobachtungen so gewichten, dass eine Balancierung gemäß den Vorgaben der Forschenden erreicht wird (*Entropy Balancing*, vgl. Hainmueller 2012). *Entropy Balancing* orientiert sich an Ansätzen, die den *Pscore* zur Gewichtung der Beobachtungen nutzen (*Propensity Score Weighting*), ist jedoch aufgrund des gewählten Optimierungsverfahrens ungleich effizienter bei der Anpassung der Verteilung der Kovariaten in den Gruppen. Wie auch das *Propensity Score Weighting* wird es zu den doppelt robusten Verfahren gezählt, die bereits dann eine unverzerrte Schätzung kausaler Parameter

77 Die Variablenauswahl sollte in jedem Fall theoriegeleitet sein.

ermöglichen, wenn entweder das Zuweisungsmodell oder aber das Outcome-Modell korrekt spezifiziert ist (vgl. Zhao und Percival 2016).[78] Mit Hilfe dieser Verfahren kann auch in empirischen Anwendungen oft eine bessere Angleichung der Kovariaten erreicht werden als mit Hilfe der klassischen Matchingverfahren (vgl. Wyss u. a. 2014). Da sie jedoch dieselben identifizierenden Annahmen wie die klassischen Verfahren benötigen und das Zuweisungsmodell im Beispiel sehr einfach gehalten ist, sollen sie in der Simulation nicht berücksichtigt werden.

Bias-Korrektur

Im Normalfall haben gematchte Beobachtungen nicht exakt dieselben Werte auf den unabhängigen Variablen. Dies spiegelt sich im durchschnittlichen standardisierten Bias wider. Die Unterschiede zwischen Treatment- und Kontrollbeobachtungen können durch eine zusätzliche lineare Regressionsanalyse weiter reduziert werden. Abadie und Imbens (2011) diskutieren diesen Fall für das MDM mit einer festen Anzahl von nächsten Nachbarn. Huber u. a. (2015) schlagen eine Kombination von Radius-Matching mit Regressionsanalyse vor.[79] Bei anderen Matching- oder Gewichtungsverfahren – wie bspw. CEM oder Entropy Balancing – wird die Schätzung stets im Rahmen einer (gewichteten) Regression realisiert.

Standardfehler

Beim PSM werden die bedingten Wahrscheinlichkeiten, das Treatment zu erhalten, mit Hilfe einer logistischen Regression *geschätzt*. Es ist umstritten, ob die dadurch entstehende Unsicherheit bei der Berechnung der Standardfehler berücksichtigt werden muss (vgl. Stuart 2010, S. 14). In einer kürzlich erschienenen Arbeit zeigen Abadie und Imbens (2016), dass PSM-Schätzer in großen Stichproben normal verteilt sind. Darüber hinaus ist Matching auf dem geschätzten Pscore im Fall des ATE effizienter als Matching auf dem wahren Pscore. Die ausgewiesenen Standardfehler sollten demnach – anders als bei den Regressionsmodellen – etwas größer sein als die empirischen (über die Simulation berechneten) Standardfehler.

Matching für Längsschnittdaten

Äquivalent zur Regressionsanalyse, kann Matching auf Längsschnittdaten erweitert werden. Für zwei Perioden bieten sich folgende Möglichkeiten:

1. Dynamisches Matching mit dem verzögerten Wert der abhängigen Variable im Zuweisungsmodell. Die abhängige Variable erscheint dabei in level-Form

78 Da mit Hilfe von PSM und MDM keine gute Balancierung erreicht werden kann, wird auch in dieser Arbeit auf *Entropy Balancing* zurückgegriffen (vgl. Kapitel 5).

79 Kombinationen aus Matching und Regressionsanalysen werden – in einem anderen Kontext – auch als doppelt robust bezeichnet, da es ausreicht, eines von zwei Modellen (das Zuweisungs- oder das Outcome-Modell) richtig zu spezifizieren. Im Beispiel enthalten beide Modelle dieselben Variablen.

(evtl. logarithmiert). Dies entspricht einem dynamischen Regressionsmodell.

2. *Difference-in-Differences* (DiD) Matching, bei der die abhängige Variable wie in der FD-Regression gebildet wird. Anders als bei der FD-Regression beschränken sich die meisten Forscher bei der Spezifikation des Zuweisungsmodells jedoch nicht nur auf die zeitveränderlichen Variablen. Nicht selten wird in solchen Modellen zusätzlich der verzögerte Wert der abhängigen Variable kontrolliert (vgl. u.a. Gangl 2006 und Dieckhoff 2011). Dies ist der falschen Annahme geschuldet, dass die nicht-parametrische Kontrolle nicht relevanter Variablen nur um den Preis größerer Standardfehler geschieht (vgl. Stuart 2010, S. 5 und die Ausführungen in Abschnitt 3.1.5). Im Fall von Collider-Variablen spielt es jedoch keine Rolle, auf welche Weise für ihren Einfluss kontrolliert wird. Ihre Kontrolle birgt die Gefahr, zusätzliche Hintertürpfade zu öffnen.

In Anlehnung an Formel 3.52 lässt sich der Schätzer für den ATT im Fall von DiD Matching wie folgt schreiben (vgl. A. Smith und E. Todd 2005, S. 318):

$$\hat{\delta}_{ATT} = \frac{1}{n_1} \cdot \sum \left[(y^1_{i,2} - y^0_{i,1}) - \sum_{j=1}^{n_0} w_{i,j} (y^0_{j,2} - y^0_{j,1}) \right], \tag{3.54}$$

wobei im Beispiel y_i durch den natürlichen Logarithmus $ln(y_i)$ ersetzt werden muss. Formel 3.54 macht deutlich, dass, in dem die Differenzen zwischen zwei Zeitpunkten als abhängige Variable genutzt werden, Treatmentbeobachtungen auch mit sich selbst kontrolliert werden. Zum ersten Zeitpunkt sind sie noch in der Kontrollbedingung und $y_{i,1} = y^0_{i,1}$. Zum zweiten Zeitpunkt sind sie in der Treatmentbedingung $y_{i,2} = y^1_{i,2}$. Dieser Lohnentwicklung wird die Lohnentwicklung vergleichbarer Kontrollbeobachtungen gegenübergestellt ($y_{j,1} = y^0_{j,1}$ und $y_{j,2} = y^0_{j,2}$). Es handelt sich also um die Differenz in den Differenzen. Dieser Schätzer ist angemessen, wenn davon ausgegangen werden kann, dass die Treatmentbeobachtungen in Abwesenheit des Treatments dieselbe Lohnentwicklung gehabt hätten, wie die gematchten Kontrollbeobachtungen (CTA oder dynamische CIA).

Matchinganalyse für Szenario 1

Die Regressionsanalysen für Szenario 1 haben gezeigt, dass ein Modell mit Y_2 (bzw. $ln[Y_2]$) als abhängiger Variable aufgrund von unbeobachteter Heterogenität (in A) nicht in der Lage ist, die wahren Effekte zu identifizieren. Insofern wird hier nicht der Versuch unternommen, dieses Modell als Matchingvariante zu replizieren. Stattdessen sollen folgende Analysen durchgeführt werden:

1. PSM mit allen Beobachtungen (Stayer und Arbeitsplatzwechsler) auf Basis eines Zuweisungsmodells, in dem die Kündigungsvariablen fehlen (3.55).

2. PSM mit allen Beobachtungen auf Basis eines (besser) spezifizierten Zuweisungsmodells, das Kündigungsdummies enthält (3.56)
   a) ohne Beschränkung auf den *Common Support*.
   b) mit Beschränkung auf den *Common Support*.
3. MDM mit allen Beobachtungen auf Basis von $K_2 = 1, K_2 = 2, B$ und Z_1.
4. PSM für die Arbeitsplatzwechsler auf Basis des falsch spezifizierten Zuweisungsmodells (3.55)
5. PSM für die Arbeitsplatzwechsler auf Basis des richtig spezifizierten Zuweisungsmodells (3.56)
   a) ohne Beschränkung auf den *Common Support*.
   b) mit Beschränkung auf den *Common Support*.
6. MDM für die Arbeitsplatzwechsler auf Basis von $K_2 = 1, K_2 = 2, B$ und Z_1.

Als Distanzmaß im PSM wird der geschätzte Pscore und nicht der geschätzte Logit verwendet. Da hier ein gemischtes Set an Kovariaten (metrisch, binär) vorliegt, sollte der Einsatz von Calipern den Bias nur im Fall des PSM mit allen Beobachtungen auf Basis von Modell 3.56 reduzieren (vgl. Austin 2011b). Dieser Effekt geht jedoch nicht über den der Beschränkung auf den *Common Support* hinaus und wird deshalb nicht berichtet. Folgende Zuweisungsmodelle sollen geschätzt werden:

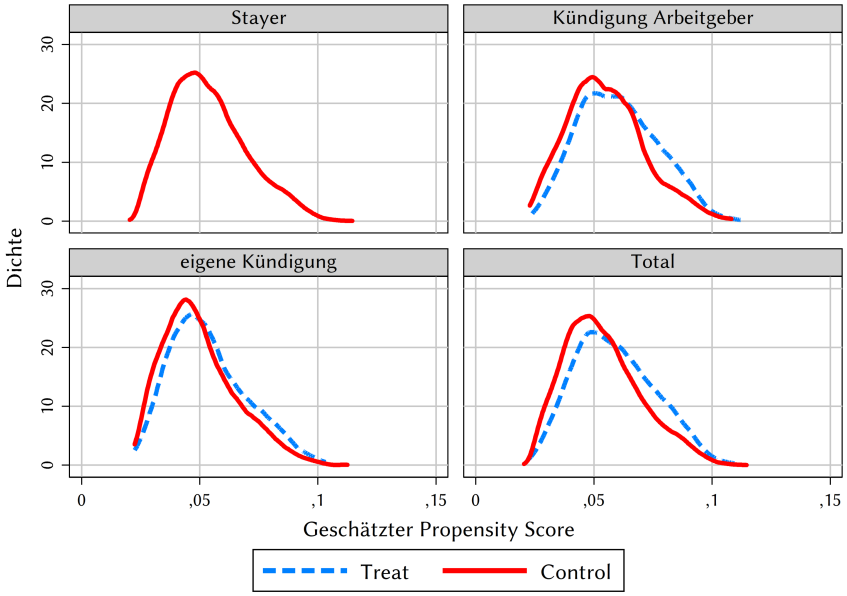
$$log\left(\frac{\hat{Pr}[D_{i,2} = 1]}{\hat{Pr}[D_{i,2} = 0]}\right) = \hat{\alpha}^* + \zeta^* \cdot B_i + \gamma^* \cdot Z_1 + \upsilon_i \tag{3.55}$$

$$log\left(\frac{\hat{Pr}[D_{i,2} = 1]}{\hat{Pr}[D_{i,2} = 0]}\right) = \hat{\alpha} + \beta_1 \cdot [K_{i,2} = 1] + \beta_2 \cdot [K_{i,2} = 2] + \zeta \cdot B_i + \gamma \cdot Z_1 + \epsilon_i, \tag{3.56}$$

wobei Modell 3.56 für die Arbeitsplatzwechsler mit nur einem Kündigungsgdummy geschätzt werden muss. Da die Talente (A) unbeobachtet sind, können sie im Zuweisungsmodell nicht berücksichtigt werden. Im Gegensatz zu Regressionsanalysen ist die Kontrolle von Z_1 im Zuweisungsmodell selbstverständlich (*parents-of-treatment* Strategie). Auf Basis der mit Hilfe der Modelle 3.55 und 3.56 berechneten Pscores bzw. der auf denselben Variablen basierenden Mahalanobis-Distanzen wird dann im zweiten Schritt ein 1:1 nn-Matching mit Zurücklegen durchgeführt. Dabei wird ΔY als abhängige Variable verwendet (vgl. Formel 3.54). Auf diese Weise wird für den Einfluss der Talente kontrolliert.

Die Implementation der Verfahren erfolgt mit Hilfe des Ado's 'psmatch2' (Leuven und Sianesi 2003). Dieses Programm bietet einen einheitlichen Rahmen für alle Modelle und ist etwas flexibler als die von *Stata* implementierten 'teffects'-Kommandos.

Abbildung 3.3.12.: $Pr(D = 1|B, LZ)$ nach Kündigungsgrund (*simul_wage.do*)



Ferner ist das Arbeiten mit Calipern in der 'teffects'-Suite umständlich, da *Stata* für den Fall, dass Beobachtungen *off support* sind, eine Fehlermeldung produziert, die im Rahmen von Simulationen 'eingefangen' bzw. 'entschärft' werden muss. Bezüglich der Performance der (sechs) Modelle ist folgendes zu erwarten:

1. Das Matching auf Basis des falsch spezifizierten Zuweisungsmodells wird verzerrte Schätzungen produzieren. Hier bietet Matching eine neue Sicht auf das Problem des *Omitted-Variable-Bias*. Abbildung 3.3.12 zeigt die vorhergesagten Pscores aus Zuweisungsmodell 3.55 (ohne Kündigungsgrundvariablen) in Abhängigkeit vom Kündigungsgrund. Wie leicht zu erkennen ist, haben Treatment- und Kontrollbeobachtungen unabhängig vom Kündigungsgrund sehr ähnliche Pscores. Mit großer Sicherheit würden Treatment- und Kontrollbeobachtungen mit unterschiedlichem Kündigungsgrund gematcht werden. Stayer würden mit arbeitslosen Arbeitsplatzwechslern zusammengespielt werden und der Effekt der Kündigung würde nicht kontrolliert. Im Ergebnis sollten ATE und ATT verzerrt sein.

2. Im Fall von PSM mit Hilfe des besseren Zuweisungsmodells könnten verzerrte Schätzungen entstehen, wenn das Zuweisungsmodell nicht in der Lage ist, die

Treatmentwahrscheinlichkeit der Stayer exakt vorauszusagen bzw. wenn die Stayer im Rahmen der logistischen Regression beibehalten werden (weil ihre Merkmalskombinationen das Treatment nicht perfekt vorhersagen). Abbildung 3.3.13 zeigt die vorhergesagten Pscores aus dem besseren Zuweisungsmodell 3.56 in Abhängigkeit vom Kündigungsgrund. Das Zuweisungsmodell kann das Ereignis für die Stayer perfekt voraussagen.[80] Sie haben demnach eine Wahrscheinlichkeit von Null. Allerdings werden die Stayer bei einem einfachen Aufruf des 'psmatch2'-Befehls nicht von der Analyse ausgeschlossen (obwohl der Zuweisungsmechanismus nicht mehr *strongly ignorable* ist), sondern bei der Berechnung des ATE verwendet.[81] Dieser ist demnach verzerrt. Mit Blick auf Abbildung 3.3.13 ist es eher unwahrscheinlich, dass Treatment- und Kontrollbeobachtungen mit unterschiedlichem Kündigungsgrund zusammengespielt werden.[82] Der ATT sollte – auch weil nach dem Matching die Anteile von Gekündigten und selbst Kündigenden gleich sein sollten – unverzerrt geschätzt werden. Bei Verwendung einer *Common Support*-Option sollte auch der ATE unverzerrt geschätzt werden.

3. Ähnliches gilt für das MDM auf Basis der wesentlichen Kovariaten. Zwar balanciert MDM die Kovariatenmuster tendenziell auch auf individueller Ebene (d.h. für jedes Paar). Trotzdem kann es passieren, dass Paare aus gekündigten und nicht gekündigten Arbeitnehmern entstehen. Da es unter den Stayern keine Treatmentbeobachtungen gibt, werden Stayer zwangsläufig mit arbeitslosen Arbeitsplatzwechslern gematcht. Im Rahmen von 'psmatch2' kann lediglich ein MDM innerhalb von Calipern oder eine Kombination mit Pscores die Beschränkung auf den *Common Support* gewährleisten. Während der ATT in jedem Fall unverzerrt geschätzt werden sollte, sollte der ATE nur bei Beschränkung auf den *Common Support* unverzerrt sein.

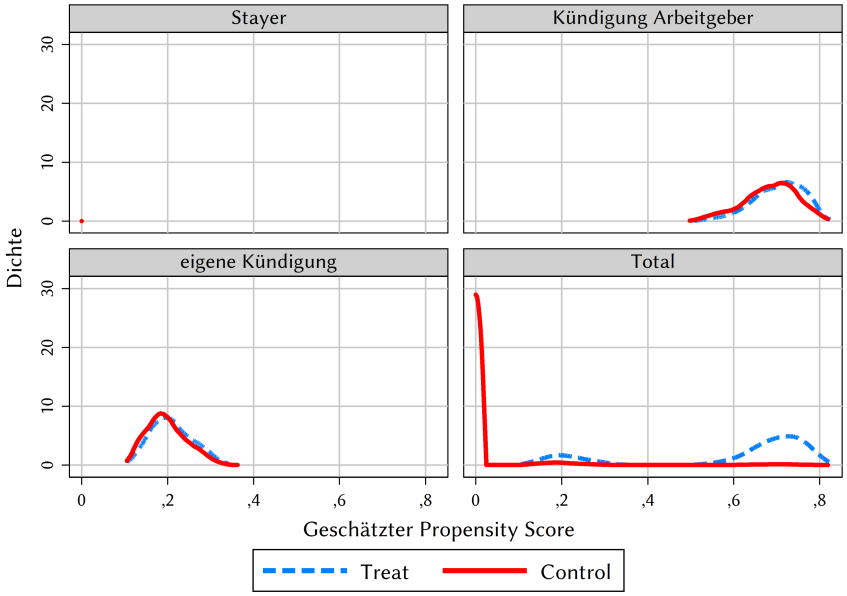
4. Bei Beschränkung auf die Arbeitsplatzwechsler gilt: bis auf das PSM auf Basis

80 In Abbildung 3.3.13 ist links oben ein kleiner Punkt bei der Koordinate (0,0) zu erkennen. Hier liegt die gesamte Masse der Beobachtungen.

81 'psmatch2' kann der geschätzte Pscore geliefert werden. Dafür muss zuvor ein Zuweisungsmodell geschätzt und der Pscore generiert werden. *Stata* generiert diese Pscores mit Hilfe des postestimation Befehls `predict pscore, pr` auch für Beobachtungen, für die das Ereignis perfekt vorhergesagt werden konnte (im Beispiel die Stayer). Durch Rückgriff auf *Stata*'s Schätzbefehle kann 'psmatch2' die Pscores aber auch selbst schätzen. In beiden Fällen werden die Stayer beibehalten. Sie müssten manuell oder durch die Verwendung einer *Common Support*-Option entfernt werden.

82 Dies ist dann problematisch, wenn Treatmenteffektheterogenität vorliegt, oder sich die Anteile im gematchten Sample stark unterscheiden (d.h. wenn $|Pr[K_2 = 1|D = 1] - Pr[K_2 = 1|D = 0]| > T$, wobei T einen Schwellenwert – z.B. ein Prozentpunkt – für einen Unterschied in den Anteilen darstellt).

Abbildung 3.3.13.: $Pr(D = 1|B, LZ, K)$ nach Kündigungsgrund (*simul_wage.do*)



von Modell 3.55 sollten alle Modelle unverzerrte Schätzungen produzieren, wobei die Balancierung mit Hilfe des MDM am besten gelingen sollte.

Probleme bei der Schätzung der Zuweisungsmodelle für alle Beobachtungen Wie in Abschnitt 3.3.2 dargelegt, werden die Zuweisungsmodelle für das PSM i.d.R. mit Hilfe logistischer Regressionen geschätzt. Werden logistische Zuweisungsmodelle gemäß Gleichung 3.56 für alle Beobachtungen geschätzt, so konvergiert der Maximum-Likelihood-Schätzer – unabhängig vom *Random-Number-Seed* – für bestimmte Simulationen nicht. Abhilfe schaffte die Verwendung eines anderen Algorithmus (bzw. die Wahl wechselnder Algorithmen) und der Wechsel auf einen leistungsstärkeren Computer.[83] Ursächlich für des beschriebene Problem ist die multivariate Beziehung zwischen der Lohnzufriedenheitsvariable, den Kündigungsdummies und dem Treatmentdummy. Lohnzufriedenheit beeinflusst die Wahrscheinlichkeit zu wechseln oder zu bleiben. Personen, die durchschnittlich zufrieden sind

83 In *Stata* 13 wird standardmäßig eine Variante des Newton-Raphson-Algorithmus verwendet. Mit Hilfe wechselnder Algorithmen konnte die Performance deutlich verbessert werden. Allerdings schlugen trotzdem bestimmte Simulationen fehl. Bei Verwendung eines anderen PC's (Dell Optiplex, Intel, 16 GB RAM) konnten die unten aufgeführten 1.000 Simulationen für alle Beobachtungen in zweieinhalb Tagen durchgeführt werden.

Tabelle 3.3.5.: Simulationsergebnisse für Szenario 1: Matching, alle Beobachtungen

Schätzer	$n^{-1}\sum\hat{\delta}$	$\sigma_{\hat{\delta}}$	min	max	p50	Bias(1)	Bias(2)
δ_{ATE}	3,1%	0,009	0,2%	5,7%	3,0%	.	.
δ_{ATT}	3,1%	0,013	-2,1%	7,2%	3,1%	.	.
$\hat{\delta}_{ATE}$ (3.55)	-0,1%	0,013	-4,3%	3,7%	-0,1%	> 100%	<1%
$\hat{\delta}_{ATT}$ (3.55)	-0,4%	0,013	-4,2%	4,8%	-0,4%	> 100%	<1%
$\hat{\delta}_{ATE}$ (3.56)	62,1%	0,600	-62,2%	341,1%	52,4%	> 200%	.
$\hat{\delta}_{ATT}$ (3.56)	3,0%	0,026	-5,4%	11,4%	2,9%	1%	.
$\hat{\delta}_{ATE}$ (3.56) + CS	3,1%	0,020	-3,5%	10,0%	3,1%	1%	.
$\hat{\delta}_{ATT}$ (3.56) + CS	3,1%	0,025	-5,4%	11,4%	3,0%	1%	.
$\hat{\delta}_{ATE}$ MDM	11,8%	0,027	4,2%	20,0%	11,9%	>100%	.
$\hat{\delta}_{ATT}$ MDM	3,1%	0,022	-3,2%	10,1%	3,0%	0%	.

sim_constant_matching_all.do

(e_{Y_1} = 0), verlassen mit hoher Wahrscheinlichkeit nicht ihren Arbeitsplatz. Nur Arbeitsplatzwechsler können auch arbeitslos werden. Kündigungsdummies und Lohnzufriedenheit sind somit leicht kollinear. Hinzu kommt, dass im Fall einer Kündigung die Lohnzufriedenheit einen positiven Einfluss auf die Wahrscheinlichkeit hat arbeitslos zu werden.

Ergebnisse für alle Beobachtungen

Tabelle 3.3.5 fasst die Ergebnisse aus den 1.000 Simulationen für alle Beobachtungen zusammen.[84] Statt des Determinationskoeffizienten R^2 enthalten die Tabellen für Matching den durchschnittlichen absoluten standardisierten Bias als Gütemaß in den letzten Spalten. Bias(1) weist den Bias für alle Variablen aus, die tatsächlich bei der Zuweisung in das Treatment eine Rolle spielen. Für die (falschen) Zuweisungsmodelle gemäß Gleichung 3.55 wird außerdem der Bias(2) auf Basis der Variablen berechnet, die im Zuweisungsmodell verwendet wurden.

Die Tabelle bestätigt die bisherigen Überlegungen und gibt Aufschluss über weitere Eigenheiten von Matchingverfahren. PSM auf Basis des falschen Zuweisungsmodells produziert ähnliche Ergebnisse, wie die unvollständig spezifizierte FD-Regression: die durchschnittlichen Schätzungen für ATE und ATT sind nach unten verzerrt. Wie am durchschnittlichen standardisierten Bias(1) abgelesen werden kann,[85] ist der Grund dafür die Ungleichverteilung von Stayern, sowie selbst

84 Die Ergebnisse basieren auf 100 Simulationen für 10 unterschiedliche Startwerte des Zufallsgenerators.

85 Bias(1) wird für alle beobachtbaren 'parents-of-treatment' (K_2^1, K_2^2, B, Z_1) berechnet. Wüsste

gekündigten und durch den Arbeitgeber gekündigten Personen. In der Treatmentgruppe finden sich keine Stayer und nur wenige Personen, die selbst gekündigt haben.

Die Hinzunahme des Kündigungsgrundes in das Zuweisungsmodell hilft zuerst einmal nur mit Blick auf den ATT, der durch das Modell identifiziert ist. Der durchschnittliche Bias für den ATT zeigt an, dass auch die Verteilung der Kündigungsgründe in der gematchten Kontrollgruppe nahezu identisch ist. Treatmentbeobachtungen werden also nicht mit Stayern gematcht, da diese nicht als nächste Nachbarn in Frage kommen. Das gilt jedoch nicht für den ATE, in den auch der ATC und damit der potentielle Effekt der Arbeitslosigkeit für die Stayer mit einfließt.

Die Matchinganalyse des ATC versucht im vorliegenden Fall auch die Frage zu beantworten, wie sich der Effekt von Arbeitslosigkeit für die Stayer darstellen würde. Zwar haben diese keine Chance das Treatment zu erhalten, allerdings wird – da die Analyse nicht auf den *Common Support* beschränkt ist – das Matching der Stayer mit den Treatmentbeobachtungen erzwungen. Dadurch werden sämtliche Stayer (*eines* simulierten Datensatzes) mit ein- und demselben (bzw. im Fall von Bindungen mit denselben) Arbeitslosen mit dem niedrigsten Pscore (bzw. den niedrigsten Pscores) gematcht. [86] Da Arbeitslose, die selbst gekündigt haben, von allen Treatmentbeobachtungen tendenziell den niedrigsten Pscore haben (vgl. Abbildung 3.3.13), werden die Stayer vorwiegend mit Arbeitslosen gematcht, die selbst gekündigt haben. Diese haben – im Gegensatz zu den Stayern – durch den Wechsel einen weiteren Lohnzuwachs erfahren und sind gemäß Gleichung 3.25 und Gleichung 3.27 besser gebildet. Dadurch haben sie in beiden Perioden ein höheres Lohnpotenzial. Das Zusammenspiel der genannten Faktoren führt im Ergebnis zu den unplausibel hohen (positiven) Schätzungen für den ATE. Dass der mit Hilfe von MDM berechnete ATE nicht im gleichen Maße verzerrt ist, hat seinen Grund darin, dass es mit MDM besser gelingt, die Unterschiede in den anderen Variablen zu reduzieren.

Wird die *Common Support*-Option genutzt, so werden ATE und ATT unverzerrt geschätzt. Der ATE ist nun nicht mehr der durchschnittliche Effekt für alle Beobachtungen in der Stichprobe, sondern nur noch der ATE für die Arbeitsplatzwechsler. Neben den Stayern werden im Schnitt auch 0,5% der Treatmentbeobachtungen aus der Analyse ausgeschlossen.

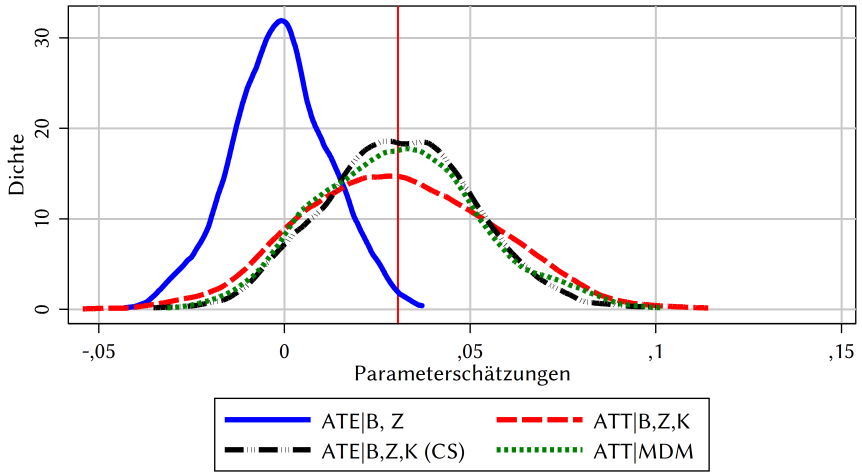
Ein Vergleich mit den Ergebnissen der Regressionsanalyse zeigt, dass der simulierte Standardfehler der Matchingverfahren etwas höher ist, die Schätzungen also

---

die Forscherin nicht, dass K_2 bei der Zuweisung in das Treatment eine Rolle spielt, dann würde sie den Bias(2) nur für B und Z_1 berechnen. Dieser liegt nahe Null und würde auf ein gutes Matchingergebnis verweisen.

86 Da sich die Stichprobenzusammensetzung mit jeder Simulation ändert, betrifft dies nicht dieselben Stayer und dieselben Arbeitslosen.

Abbildung 3.3.14.: Matching: simulierte Verteilung für $\hat{\delta}$ (Szenario 1, alle Beschäftigten, *sim_constant_matching_all.do*)



ungenauer werden. Das ist der Preis für weniger Verteilungsannahmen. Im Gegensatz zur Regressionsanalyse liegen die simulierten Standardfehler bei Verwendung von Matchingverfahren unter den ausgewiesenen analytischen Standardfehlern. Dies führt zu konservativen Schätzungen von Teststatistiken und Konfidenzintervallen (vgl. Abadie und Imbens 2016). Im Vergleich zum PSM ist MDM der effizientere Schätzer (siehe die Verteilung der ATT's in Abbildung 3.3.14).

Ergebnisse für die Mover

Tabelle 3.3.6 fasst die Ergebnisse aus 5.000 Simulationen für die Arbeitsplatzwechsler zusammen.[87] Vernachlässigung eines Kündigungsgrundes im Zuweisungsmodell (bzw. bei der Berechnung der Mahalanobis-Distanz) identifiziert auch hier die ATE's nicht. Allerdings ist der ATE für die Arbeitsplatzwechsler bei Verwendung des richtigen Zuweisungsmodells auch ohne Beschränkung auf den *Common Support* identifiziert. Beschränkung der Stichprobe auf Treatment- und Kontrollbeobachtungen mit zu hohen bzw. zu niedrigen Pscores hat im vorliegenden Fall keine Auswirkungen auf den standardisierten Bias und nur leichte Auswirkungen auf die Schätzungen. Zwar verändert sich mit der Stichprobenzusammensetzung auch der zu schätzende Parameter, allerdings spielt dies bei homogenen Treatmenteffekten keine Rolle. Der Anteil der Kontrollbeobachtungen, die keine Unterstützung in den Daten finden, liegt im Schnitt bei geringen 0,7%, der Anteil der Treatmentbeobachtungen

87 Die Ergebnisse basieren auf je 500 Simulationen für 10 unterschiedliche Startwerte.

Tabelle 3.3.6.: Simulationsergebnisse für Szenario 1: Matching, Arbeitsplatzwechsler

Schätzer	$n^{-1}\sum\hat{\delta}$	$\sigma_{\hat{\delta}}$	min	max	p50	% Bias
δ_{ATE}	3,1%	0,009	0,0%	5,8%	3,1%	.
δ_{ATT}	3,1%	0,013	-2,0%	7,2%	3,1%	.
$\hat{\delta}_{ATE}$ (3.55)	-2,5%	0,016	-8,8%	3,4%	-2,5%	37%
$\hat{\delta}_{ATT}$ (3.55)	-2,4%	0,020	-9,4%	3,8%	-2,6%	37%
$\hat{\delta}_{ATE}$ (3.56)	3,0%	0,020	-3,5%	11,0%	3,0%	1%
$\hat{\delta}_{ATT}$ (3.56)	3,0%	0,026	-5,4%	12,0%	2,9%	1%
$\hat{\delta}_{ATE}$ (3.56) + CS	3,1%	0,020	-3,6%	11,2%	3,0%	1%
$\hat{\delta}_{ATT}$ (3.56) + CS	3,1%	0,026	-5,4%	12,0%	3,0%	1%
$\hat{\delta}_{ATE}$ MDM	3,0%	0,018	-3,0%	8,8%	3,0%	0%
$\hat{\delta}_{ATT}$ MDM	3,0%	0,022	-4,2%	10,3%	2,9%	0%

sim_constant_matching_mover.do

bei ebenfalls geringen 0,5%.

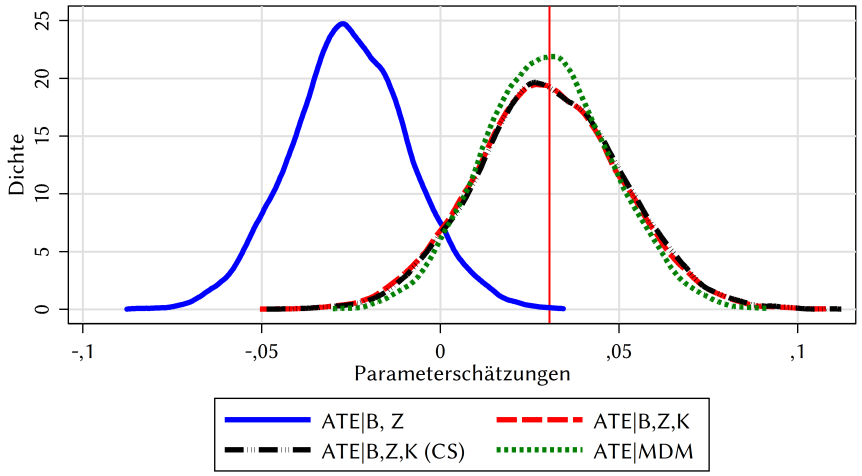
Wie zu erwarten war, gelingt es auch in diesem Fall mit Hilfe von MDM am ehesten, den standardisierten Bias zu reduzieren. Auch in diesem Fall hat der MDM-Schätzer von allen unverzerrten Schätzern den geringsten Standardfehler (d.h. er ist effizient, siehe auch Abbildung 3.3.15). Während der analytische Standardfehler für MDM in etwa dem empirischen Standardfehler entspricht, sind die analytischen Standardfehler für das PSM größer als die empirischen Standardfehler. Wie im Fall der Analysen für alle Beobachtungen, führt dies zu konservativen Schätzungen von Teststatistiken und Konfidenzintervallen.

Matchinganalyse für Szenario 2

Die Matchinganalysen zu Szenario 1 haben gezeigt, dass die Stayer beim Matching ausgeschlossen und die Kündigungsgründe im Zuweisungsmodell berücksichtigt werden müssen. Aus den Regressionsanalysen zu Szenario 2 ist bekannt, dass zur Schätzung der kündigungsgrundspezifischen Treatmenteffekte und des ATE die Aufnahme von Interaktionseffekten (bzw. die separate Schätzung der Regressionsmodelle) notwendig ist. Da Matchingverfahren – anders als Regressionsanalysen – die Varianz des Treatments innerhalb der Schichten der Kündigungsgrundvariablen nicht bei der Schätzung berücksichtigen, reicht zur Schätzung der ATE's ein Zuweisungsmodell ohne Interaktionseffekte aus.

Die kündigungsgrundspezifischen Effekte können jedoch nur durch separate Mat-

Abbildung 3.3.15.: Matching: simulierte Verteilung für $\hat{\delta}$ (Szenario 1, Arbeitsplatzwechsler, *sim_constant_matching_mover.do*)



chinganalysen ermittelt werden: eine Interaktion von Kündigung und Treatment ist in einem binären Zuweisungsmodell mit D als abhängiger Variable nicht umsetzbar. Konkret sollen folgende Analysen für die Arbeitsplatzwechsler durchgeführt werden:

1. PSM auf Basis des korrekt spezifizierten Zuweisungsmodells 3.56, das jedoch – da nur die Arbeitsplatzwechsler berücksichtigt werden – nur einen Kündigungsdummy enthält.

2. MDM auf Basis von $K_2 = 1, B$ und Z_1.

3. Separates Matching für $K_2 = 1$ und $K_2 = 2$ mit B und Z_1 als Kontrollvariablen
   a) auf Basis des Pscores.
   b) auf Basis der Mahalanobis-Distanz.

Tabelle 3.3.7 fasst die Ergebnisse aus den 500 Simulationen für Szenario 2 zusammen.[88] PSM und MDM produzieren bei richtiger Modellspezifikation demnach auch bei Vorliegen von Treatmenteffektheterogenität unverzerrte Schätzungen durchschnittlicher Treatmenteffekte. Bei separater Schätzung der Zuweisungsmodelle ist es darüber hinaus möglich, die schichtspezifischen Treatmenteffekte zu schätzen. Im Vergleich zu den Regressionsanalysen sind die empirischen Standardfehler (aus der Simulation) etwas größer (MDM) bzw. deutlich größer (PSM). Dafür werden

88 Die Ergebnisse basieren auf je 50 Simulationen für 10 unterschiedliche Startwerte.

Tabelle 3.3.7.: Simulationsergebnisse für Szenario 2: Matching, Arbeitsplatzwechsler

Schätzer	$n^{-1}\sum\hat{\delta}$	$\sigma_{\hat{\delta}}$	min	max	p50
δ_{ATE}	-1,5%	0,009	-4,3%	1,2%	-1,5%
δ_{ATT}	0,5%	0,014	-4,5%	4,6%	0,4%
$\hat{\delta}_{ATE}$ PSM	-1,5%	0,019	-7,2%	4,8%	-1,5%
$\hat{\delta}_{ATT}$ PSM	0,4%	0,025	-7,7%	8,4%	0,3%
$\hat{\delta}_{ATE}$ MDM	-1,5%	0,017	-6,3%	3,6%	-1,6%
$\hat{\delta}_{ATT}$ MDM	0,5%	0,022	-5,2%	7,2%	0,4%
$\delta_{ATE}\|K_2^1$	2,1%	0,013	-1,9%	5,9%	2,1%
$\delta_{ATT}\|K_2^2$	-4,9%	0,012	-8,7%	-1,3%	-4,9%
$\hat{\delta}_{ATE}\|K_2^1$ PSM	2,2%	0,028	-4,5%	9,6%	2,2%
$\hat{\delta}_{ATT}\|K_2^2$ PSM	-5,0%	0,027	-12,6%	3,8%	-5,0%
$\hat{\delta}_{ATE}\|K_2^1$ MDM	2,2%	0,024	-5,8%	9,0%	2,1%
$\hat{\delta}_{ATT}\|K_2^2$ MDM	-5,1%	0,024	-11,8%	2,5%	-5,1%

sim_hetero_matching.do

die ausgewiesenen (analytischen) Standardfehler bei den Matchingverfahren nicht unterschätzt. Der Bias ist in allen Fällen kleiner als 1% und wird deshalb nicht separat ausgewiesen.

3.3.3. Zusammenfassung der Simulation

Mit Hilfe der Simulationen können die auf Seite 81 gestellten Fragen wie folgt beantwortet werden:

1. Potentielle Ergebnisse können nur bei Berücksichtigung des Kündigungsgrundes vollständig gedacht werden, weil für die Stayer sowohl die Kündigungsart als auch die Arbeitslosigkeit (gegeben eine bestimmte Kündigung) kontrafaktisch sind (doppelte Kontrafaktizität). Eine Schätzung für die Stayer ist mithin nur dann möglich, wenn angenommen werden kann, dass:
   a) die Kündigung keinen Effekt auf den Lohn hat,[89]
   b) es keine Treatmenteffektheterogenität gibt (d.h. $E[\delta|D=1] = E[\delta|D=0]$).

89 Alternativ kann angenommen werden, dass sich der Effekt der eigenen Kündigung nicht von dem Effekt der Kündigung durch den Arbeitgeber unterscheidet.

2. Da diese Annahmen unwahrscheinlich sind, wird eine Vernachlässigung des Kündigungsgrundes auch in der Praxis zu verzerrten Schätzungen führen. Ansonsten würde die Lohnentwicklung der Arbeitslosen mit der Lohnentwicklung der Stayer verglichen. Die Berücksichtigung des Kündigungsgrundes hat zudem den Vorteil, dass die Kündigung eine Reihe von – mitunter unbekannten – Hintertürpfaden blockieren wird. Der Kündigungsgrund ist mithin der beste Prädiktor für Arbeitslosigkeit. Dies ist umso wichtiger, weil der derzeitige Stand der Modellbildung es uns nicht erlaubt, annähernd vollständige kausale Modelle der Zuweisung in die Arbeitslosigkeit zu konstruieren.

3. Des Weiteren haben die Untersuchungen gezeigt, dass eine einfache Kontrolle des Kündigungsgrundes bei Verwendung von Regressionsmodellen nur dann angemessen ist, wenn davon ausgegangen werden kann, dass es keine Effektheterogenität in Bezug auf den Kündigungsgrund gibt. Wird diese Annahme als unplausibel erachtet, so müssen entweder separate Modelle geschätzt oder aber Matchingverfahren verwendet werden.

   Unterscheidet sich darüber hinaus der Zuweisungsprozess in Abhängigkeit vom Kündigungsgrund, so muss entweder auf das nicht-parametrische MDM zurückgegriffen werden, oder aber separate Modelle entworfen und geschätzt werden. Da Effektheterogenität potenziell im Hinblick auf alle Kontrollvariablen existieren kann, scheint die Verwendung von Matchingverfahren insgesamt vorteilhaft, zumal dann realistische Standardfehler produziert werden.[90]

4. Kausale Effekte von zeitveränderlichen Variablen können mit Hilfe von Paneldaten prinzipiell eher identifiziert werden. Die abhängige Variable ist in diesem Fall nicht Y_t (Y_2), sondern ΔY und die identifizierende Annahme ist die der gleichen Trends (*Common Trend Assumption* oder *dynamische* CIA), d.h:

   $$(\Delta Y_2^0, \Delta Y_2^1) \perp\!\!\!\perp \Delta D | (\Delta) S. \tag{3.57}$$

   Diese Annahme ist schwächer als die Annahme der *statischen* CIA, in der die potentiellen Ergebnisse sich auf die abhängige Variable zu einem Zeitpunkt beziehen und keine Informationen zur abhängigen Variable zu einem früheren Zeitpunkt vorliegen. Gleichwohl sind Paneldaten allein kein Garant für unverzerrte Schätzungen. Kombiniert man das gute Forschungsdesign mit einer guten Identifikationsstrategie, so steigen jedoch die Chancen, wenigstens die Richtung des Effekts von Arbeitslosigkeit zu erfassen.

90 Bei den Regressionsanalysen hätten stattdessen auch robuste Standardfehler oder die Standardfehler über Bootstraping berechnet werden können. Wie so oft sind verzerrte Schätzungen der Standardfehler das geringere Problem.

5. Im Beispiel war die Annahme der strikten Exogenität aufgrund des Pfades $Y_1 \longleftarrow \epsilon_{Y_1} \longrightarrow Z_1 \longrightarrow D_2$ verletzt. Es wurde gezeigt, dass durch Kontrolle der Lohnzufriedenheit (Z_1) eine unverzerrte Schätzung des kausalen Effekts möglich ist.

Der Zuweisungsprozess wird in der Realität ungleich komplizierter aussehen als der in diesem fiktiven Beispiel entworfene. Zum einen werden den Beschäftigten die tätigkeits- und qualifikationsspezifischen Lohnstrukturen nicht vollständig bekannt sein. Selbst dort, wo Tarifverträge individuelle Lohnabschlüsse regulieren (z.B. im öffentlichen Dienst), tun sie das nur teilweise. Darüber hinaus spielen neben dem Lohn noch zahlreiche andere nicht-pekuniäre Arbeitsplatzmerkmale bei der Bewertung der Arbeitsplatzqualität eine Rolle, die von den Angestellten in ganz unterschiedlicher Weise bewertet werden.[91] Demnach unterscheiden sich nicht allein die Inputs in die, sondern auch die Form der Nutzenfunktionen. Wird obendrein der Umstand berücksichtigt, dass Erwerbsentscheidungen auch im Hinblick auf die Verfügbarkeit anderer Haushaltseinkommen getroffen werden, so scheint selbst die Verwendung des Lohns als abhängige Variable in einer Analyse des Effektes von Arbeitslosigkeit fragwürdig. Möchte man diese trotzdem durchführen, so muss auch für die Rahmenbedingungen individuellen Handelns kontrolliert werden. In jedem Fall sollte die Analyse der Lohnentwicklung durch eine Analyse anderer berufsbezogener Merkmale (wie z.B. der Arbeitsplatzzufriedenheit) ergänzt werden (vgl. auch Gangl 2004, S. 1334).

91 Getreu dem Sprichwort: „Wat den Eenen sin Uhl, is den Annern sin Nachtigall".

3.4. Kausale Modelle für den Effekt von Arbeitslosigkeit

In der Simulation wurde zwischen eigener Kündigung und Kündigung durch den Arbeitgeber unterschieden. Es wurde gezeigt, dass ohne Kontrolle des Kündigungsgrundes keine Identifikation des Effekts einer Arbeitslosigkeitsepisode möglich ist. Im DWS wird hingegen zwischen sechs Kündigungsgründen (Bureau of the Census 2010, S. 8-1) und im SOEP sogar zwischen acht *Arten der Beendigung des Beschäftigungsverhältnisses* unterschieden (vgl. Abschnitt 4.5.2). Von den im SOEP vorhandenen Kündigungsgründen scheiden für die vorliegende Untersuchung die Pensionierung, die Beurlaubung und die Aufgabe des eigenen Geschäfts aus.[92] Es bleiben fünf Kündigungsgründe, die für abhängig Beschäftigte nicht ungewöhnlich sind (vgl. Tabelle 4.4.9 auf Seite 192). Bevor kausale Modelle für einzelne Kündigungsgründe entworfen werden, sollte die Frage beantwortet werden, ob es überhaupt möglich ist, den Effekt einer Arbeitslosigkeit vom Kündigungseffekt zu trennen. Oder, um im Rahmen des kontrafaktischen Modells zu bleiben, ob es überhaupt möglich ist, für bestimmte Kombinationen von Kündigungsgrund und Arbeitslosigkeit kontrafaktische Situationen zu konstruieren. Dazu muss von der Gültigkeit der (dynamischen) *Conditional Independence Assumption* (CIA) ausgegangen werden (vgl. Formel 3.13):[93]

$$\begin{gathered}(Y_t^1, Y_t^0) \perp\!\!\!\perp D_t | K_t, S_t, Z \\ \text{bzw.} \\ (\Delta Y^1, \Delta Y^0) \perp\!\!\!\perp \Delta D | \Delta K, (\Delta) S. \end{gathered} \tag{3.58}$$

Während sich die Entlassungsstudien mit der Frage beschäftigen müssen, ob verschiedene Arten den Arbeitsplatz zu verlieren (bzw. aufzugeben) hinreichend exogen sind,[94] muss im Folgenden die Frage beantwortet werden, ob die durch eine bestimmte Kündigungsart bedingte Arbeitslosigkeitserfahrung unter Kontrolle weiterer Variablen als exogen angenommen werden kann. Darüber hinaus muss die Frage beantwortet werden, ob und wie die Kategorien von K_t zusammengefasst werden dürfen.[95] Eine Zusammenfassung von zwei Kündigungsgründen K_t^p und K_t^m darf nur dann erfolgen, wenn 1. beide Kündigungsgründe denselben Effekt

92 Beurlaubungen sind selten und in ihrer Motivation sehr heterogen.

93 Obwohl die abhängige Variable die Lohnentwicklung ist, wird die CIA weiterhin in zwei Varianten, d.h. als dynamische und statische Variante, notiert. Dies hat u.a. damit zu tun, dass kausale Graphen für *Veränderungen* nicht dazu geeignet sind, alle existierenden Hintertürpfade aufzuzeigen. Insbesondere sind Verknüpfungen über zeitkonstante Variablen schwer aufzuzeigen.

94 In diesen Studien muss demnach gelten: $(Y^1, Y^0) \perp\!\!\!\perp K | S$.

95 Manche AutorInnen fassen verschiedene Kündigungsgründe in 'freiwillig', 'unfreiwillig' und 'andere' zusammen (vgl. Farber 1993; Boisjoly u. a. 1998).

auf die abhängige Variable haben und 2. die Zuweisung in das Treatment nach demselben Muster erfolgt. Darüber hinaus sollte auf Treatmenteffektheterogenität in Abhängigkeit von K_t getestet werden.

3.4.1. Analysepotenzial der unterschiedlichen Kündigungsgründe

Aufhebungsvertrag

Ein Aufhebungsvertrag (oder eine Auflösungsvereinbarung) ist eine – dem Gesetz nach – *einvernehmliche* Vereinbarung von Arbeitnehmer und Arbeitgeber, die das Arbeitsverhältnis beendet. Sie soll den Parteien Rechtssicherheit verschaffen. Der Aufhebungsvertrag kann von beiden Seiten aus völlig unterschiedlichen Gründen initiiert und geschlossen werden (vgl. Hensche 2016). Während ein durch den Arbeitnehmer initiierter Aufhebungsvertrag oft nichts anderes als eine eigene Kündigung ist, kann ein durch den Arbeitgeber initiierter Aufhebungsvertrag durch ein Fehlverhalten des Arbeitnehmers oder durch betriebliche Erfordernisse begründet sein. Der Aufhebungsvertrag vermischt somit die eigene mit der arbeitgeberseitigen Kündigung. Darüber hinaus ist das Signal, das ein durch die Arbeitgeberin initiierter Aufhebungsvertrag sendet, sehr ungenau. Ein Auflösungsvertrag, der einer personen- oder verhaltensbedingten Kündigung zuvorkommt, sollte theoretisch zu größeren Lohnabschlägen führen, da die Produktivität in diesem Fall niedriger ist als die Entlohnung. Da der Aufhebungsvertrag darüber hinaus von den Befragten eines Surveys mit dem Abwicklungsvertrag (der nach einer ordentlichen Kündigung seitens des Arbeitgebers geschlossen wird) verwechselt werden kann, ist die Beibehaltung dieses Kündigungsgrundes nicht ratsam.

Eigene Kündigung

Vielfältig können auch die Gründe sein, die zu einer eigenen Kündigung führen. Angenommen, die arbeitsvertraglich festgelegte Beschäftigungszeit einer promovierten Wissenschaftlerin (im Folgenden A) nähert sich langsam dem Ende (Befristung nach Wissenschaftszeitvertragsgesetz). Das Beschäftigungsende antizipierend, bewirbt sich A auf neue Stellen und ist noch vor dem Beschäftigungsende erfolgreich (Szenario I).[96] Es ist eher unwahrscheinlich, dass A vor Ablauf des Beschäftigungsverhältnisses selbst kündigt, ohne bereits eine neue Stelle in Aussicht oder einen Arbeitsvertrag unterschrieben zu haben. Dies ist mithin nur dann sinnvoll, wenn A derart unzufrieden mit ihrem Arbeitsplatz (bzw. den Randbedingungen) ist, dass die sofortige Beendigung unausweichlich erscheint (Szenario II). Oder aber A geht

96 Mit Wechsel auf die neue Stelle verändert sich der Lohn – ein direkter Effekt des Wechsels und somit der eigenen Kündigung (und ein indirekter Effekt der bisherigen Leistung).

davon aus, dass sie (zeitnah) eine bessere Stelle finden kann, es ihr jedoch aufgrund der bestehenden Arbeitsverpflichtungen unmöglich ist, eine neue Stelle zu suchen (Szenario III). Auch dann wäre Arbeitslosigkeit eine zielführende Suchstrategie. Da die Ausgangsbedingungen in den konstruierten Szenarien so verschieden sind, kann erwartet werden, dass die Annahme gleicher kontrafaktischer Trends nicht zutrifft. Allenfalls können Varianten dieser Szenarien miteinander verglichen werden.

1. Ein Vergleich von Szenario I und Szenario III ist nur dann plausibel, wenn *A* tatsächlich Ressourcen für die Arbeitsplatzsuche im bestehenden Arbeitsverhältnis gehabt hätte. Dann könnte argumentiert werden, dass der eigenen Kündigung ein Abwägungsprozess vorausging, in dem *A* zu dem Entschluss kam, dass eine sofortige Suche aus der Arbeitslosigkeit einer weniger intensiven Suche aus der derzeitigen Beschäftigung vorzuziehen ist. Arbeitslosigkeit ist in diesem Fall Mittel zum Zweck und es könnte – zumindest theoretisch – der Versuch unternommen werden, die (potentiellen) Ergebnisse der beiden Suchstrategien miteinander zu vergleichen, um die Frage zu beantworten, ob Arbeitslosigkeit für diese Person in dieser Situation tatsächlich eine bessere Suchstrategie war. Dass die Entscheidung pro Arbeitslosigkeit ausfällt, ist jedoch unwahrscheinlich, zumal Personen, die ohne gewichtigen Grund selbst kündigen für eine gewisse Zeit (Sperrfrist) keine Lohnersatzleistungen erhalten (§159 SGB III). Zu ungewiss ist darüber hinaus die Verweildauer in Arbeitslosigkeit und zu groß die Wahrscheinlichkeit, dass die eigene Berufsbiografie durch die Arbeitslosigkeitsepisode entwertet wird.

2. Auch ein Vergleich von Szenario I und Szenario II wäre nur dann angemessen, wenn *A* Handlungsspielraum hat. In diesem Fall könnten die potentiellen Ergebnisse verglichen werden. Allerdings handelt es sich bei Szenario II weniger um eine Suchstrategie als vielmehr um einen Ausweg aus einem problematischen Beschäftigungsverhältnis. Die Abwägung erfolgt also nicht allein im Hinblick auf den Lohn oder bestimmte ‘harte’ Karriereziele, sondern in einem besonderen Maße im Hinblick auf andere Merkmale. In diesem Fall, würde der Arbeitsplatzwechsel so oder so mit einem Zuwachs an Arbeits- oder Lebenszufriedenheit einhergehen.

Diese Überlegungen anhand einer Person in unterschiedlichen Kontexten machen deutlich, dass der Vergleich von unterschiedlichen Personen in unterschiedlichen Kontexten, nicht zu einer Identifikation des kausalen Effektes von Arbeitslosigkeit für die Gruppe der selbst Kündigenden führen kann. Zu groß ist die Zahl der möglichen Einflussfaktoren, zu unterschiedlich deren Bewertung im Einzelnen. Wir sind mit einem Endogenitätsproblem konfrontiert: Personen, die sich zur Suche aus der Arbeitslosigkeit entschieden haben, tun dies aus guten Gründen. Diese Gründe können nur zum Teil im Rahmen einer standardisierten Befragung offen

gelegt werden. Obwohl das Verhältnis von Treatment- und Kontrollbeobachtungen für die Gruppe der eigenen Kündigung aus einer Matching-Perspektive sehr gut ist (vgl. Tabelle 4.4.9), scheidet diese Gruppe aus den genannten Gründen aus.

Befristete Beschäftigung

In den Szenarien zur eigenen Kündigung wurde bewusst die 'hybride' befristete Beschäftigung angenommen. Sofern der Arbeitsvertrag nicht verlängert wird, erzwingt eine befristete Beschäftigung Arbeitsplatzmobilität. Diese Mobilität kann von Arbeitnehmern ganz unterschiedlich eingeordnet werden. Während eine Person A, die in Antizipation des Vertragsendes eine neue Stelle sucht und findet, von ihrer eigenen Kündigung überzeugt sein mag, kann eine andere Person B den Grund für den Wechsel dem nahenden Vertragsende (und damit der Befristung) zuschreiben, der die Arbeitsplatzsuche notwendig machte. Eine Person C, der es nicht gelingt vor Ablauf der Befristung eine neue Stelle zu finden, mag im Fragebogen auf das Ende der Befristung verweisen, während wiederum eine andere Person D denselben Tatbestand als Kündigung durch den Arbeitgeber einordnet (schließlich wurde der Arbeitsvertrag nicht verlängert).[97] Wie die folgende Tabelle 3.4.8 zeigt, sind solche Kombinationen von Befristung und Kündigungsgrund nicht ungewöhnlich.

Ferner ist von Bedeutung, wie zufrieden eine Person mit der befristeten Stelle war. Nicht alle unzufriedenen oder wenig zufriedenen Beschäftigten sind – wie in Szenario III – bereit, die Stelle voreilig zu kündigen, zumal sie dann mit Sperrzeiten beim Bezug von Arbeitslosengeld belegt werden. Stattdessen mag der/die eine oder andere dem Beschäftigungsende in Erwartung einer 'guten' Zeit der Neuorientierung und Arbeitsplatzsuche entgegensehen. Die Heterogenität an Kündigungsgründen und Lebenslagen die unter dem Schlagwort 'befristete Beschäftigung' zusammengefasst sind, spricht für einen Ausschluss dieser Übergänge bei der weitere Analyse. Allerdings sollte in einem Zuweisungsmodell für andere Kündigungsgründe die Befristung in $t = 1$ enthalten sein. Sie ist ein wichtiger Prädiktor für das Arbeitslosigkeitsrisiko, bildet einen Teil der Heterogenität in den Arbeitsverhältnissen ab und fängt darüber hinaus die oben genannten unterschiedlichen Bewertungsmaßstäbe ein.

97 Esposito (1999) berichtet über Schwierigkeiten beim Verständnis der Kündigungsgrundfrage im DWS. Im *Panel Arbeitsmarkt und soziale Sicherung* wird explizit nach dem Ende einer befristeten Beschäftigung gefragt. Die Antwortmöglichkeiten sind: 1. 'selbst gekündigt', 2. 'wurde [...] gekündigt' 3. 'eine andere Tätigkeit beim gleichen Arbeitgeber aufgenommen' und 4. 'das befristete Arbeitsverhältnis [endete] vereinbarungsgemäß' (vgl. Forschungsbereich E3 2015-11-26, S. 57).

Tabelle 3.4.8.: Befristung in $t = 1$ nach Kündigungsgrund (Zeilenprozente, gewichtet)

	Befristung?			
Kündigungsgrund	nein	ja	kein Vertrag	*N*
Betriebsstilllegung	84%	11%	5%	483
Kuendigung AN	82%	14%	3%	1.358
Kuendigung AG	82%	13%	6%	925
Ende Befristung	18%	77%	5%	159
Gesamt	78%	17%	4%	2.925

Daten: SOEP, Welle 30; *master_10.do*

Kündigung durch den Arbeitgeber

Auch die Kündigung durch den Arbeitgeber (KAG) kann verschiedene Gründe haben (vgl. die Ausführungen in Abschnitt 2.4.1). Diese können einerseits das Arbeitslosigkeitsrisiko und andererseits die zukünftige Lohnentwicklung beeinflussen. Bei einer *personen- oder betriebsbedingten Kündigung* müssen in ausreichend großen Betrieben Kündigungsfristen eingehalten werden, die zur Arbeitsplatzsuche genutzt werden können. Diese Kündigungsfristen hängen von der Betriebszugehörigkeitsdauer ab. Die Betriebszugehörigkeitsdauer ist demnach ein wichtiger zusätzlicher Prädiktor für D_t (ein *parent-of-treatment*). Anders verhält es sich bei der *verhaltensbedingten Kündigung*. Hier können in besonders schwer wiegenden Fällen die Kündigungsfristen außer Kraft gesetzt werden. Obwohl einer solchen außerordentlichen Kündigung i.d.R. eine Abmahnung vorausgeht, sollte das Arbeitslosigkeitsrisiko in diesem Fall deutlich höher liegen. Darüber hinaus können bei einer personenbedingten Kündigung andere Lohnverläufe bzw. Arbeitslosigkeitsrisiken erwartet werden, als bspw. bei einer betriebsbedingten Kündigung. Erschwerend kommt hinzu, dass Arbeitgeber ihre Beschäftigten auch *zeitweise entlassen* können, um sie dann bei besserer Auftragslage wieder einzustellen. Hierbei handelt es sich um eine spezielle Form der betriebsbedingten Kündigung, die mit hoher Wahrscheinlichkeit in die Arbeitslosigkeit führt, gleichzeitig jedoch Sicherheit bzgl. der zukünftigen Lohnentwicklung verspricht (vgl. Liebig und Hense 2007).

Mit Hilfe der meisten Befragungsdaten ist es allerdings nicht möglich, den genauen Grund für die arbeitgeberseitige Kündigung in Erfahrung zu bringen.[98] Zum einen ist hier ein sozial erwünschtes Antwortverhalten zu erwarten, zum anderen muss den Betroffenen der genaue Kündigungsgrund nicht ausgesprochen worden sein. Dies ist nur im Fall einer außerordentlichen (fristlosen) Kündigung (und nur

98 Im DWS (2010, Item 4) wird danach gefragt, ob die Befragten einen Recall in den nächsten sechs Monaten erwarten (Bureau of the Census 2010, S. 7-2). In anderen Erhebungen lassen sich lediglich die realisierten Recalls bestimmen.

auf Nachfrage) erforderlich. So wird Arbeitgebern geraten von der Angabe des Kündigungsgrundes abzusehen, weil sie sich damit „taktisch unnötig schlechter stellen" (Patterson-Baysal 2016). Möglich ist darüber hinaus auch, dass der Arbeitgeber einen Auflösungsvertrag anbietet, um späteren rechtlichen Auseinandersetzungen vorzubeugen. Aus den genannten Gründen gibt es auch keine verlässlichen Informationen zur (relativen) Häufigkeit von betriebs-, personen- und verhaltensbedingter Kündigung.

Da die Arbeitnehmer die Kündigung (und womöglich die anschließende Arbeitslosigkeit) jedoch nicht zielgerichtet herbeigeführt haben, sollte diese Gruppe dennoch beibehalten werden. Allerdings ist bei der Ergebnisinterpretation große Vorsicht geboten, denn es besteht die Möglichkeit, dass Personen, denen aus betrieblichen Gründen gekündigt wurde, mit solchen verglichen werden, die aufgrund eines (wiederholten) Fehlverhaltens gekündigt wurden. Darüber hinaus muss überlegt werden, welche anderen Variablen die oben skizzierte unbeobachtete Heterogenität in der Kategorie *Kündigung durch die Arbeitgeberin* auffangen können. Eine Liste mit solchen (Proxyvariablen) findet sich in Abschnitt 3.4.3.

Betriebsstilllegung

Die Betriebsstilllegung bzw. die Schließung einer Betriebsstätte ist die Kategorie mit dem größten Analysepotenzial (vgl. Salm 2009 und Schmitz 2011). Dies gilt zum einen für das Ereignis selbst, zum anderen aber auch für die bedingte Wahrscheinlichkeit arbeitslos zu werden. Die Stilllegung eines Betriebs ist sehr selten das direkte Ergebnis der Handlungen eines einzelnen Arbeitnehmers. Von Betriebsstilllegungen sind prinzipiell alle Arbeitnehmergruppen betroffen, eine Sozialauswahl ist, anders als bei betriebsbedingten Kündigungen, unter Umständen entbehrlich (vgl. Bernhardt 2011). Dabei spielt es eine Rolle, ob andere Betriebsstätten vorhanden sind oder nicht. Gibt es keine Weiterbeschäftigungsmöglichkeit im Unternehmen, so wird von einer *Beendigungskündigung* gesprochen. Kann der Arbeitnehmer an anderer Stelle weiter beschäftigt werden, so handelt es sich um eine *Änderungskündigung*.

Es ist davon auszugehen, dass Arbeitnehmern mit hohem allgemeinen Humankapital bei Bestehen anderer Betriebsstätten eher eine Änderungskündigung ausgesprochen wird als Arbeitnehmern mit niedrigem Humankapital. Des Weiteren kann ein Arbeitnehmer dem drohenden Beschäftigungsende durch einen frühzeitigen Wechsel zuvorkommen. Dies wird vor allem für regional und beruflich mobile Arbeitnehmer gelten, die das Ereignis frühzeitig kommen sehen und keinen bzw. nur einen geringen Anspruch auf Abfindungen haben (z.B. weil in der Betriebsstätte kein Betriebsrat existiert oder die Betriebszugehörigkeitsdauer kurz ist).

Auch wenn sie nicht vorzeitig selbst kündigen, werden solche Arbeitnehmer in Folge einer Betriebsstilllegung mit höherer Wahrscheinlichkeit nicht arbeitslos. Im

Zuweisungsmodell kann ein wesentlicher Teil dieser Variablen (Bildung, familiäre Bindungen, Größe des regionalen Arbeitsmarkts etc.) kontrolliert werden. Mit den meisten Individualdatensätzen können jedoch nicht alle betrieblichen und kündigungsrelevanten Merkmale (andere Betriebsstätten vorhanden, Änderungs- oder Beendigungskündigung) vollständig abgebildet werden.[99] Erschwerend kommt hinzu, dass Arbeitgeber ihre Beschäftigten in Erwartung der Betriebsstilllegung betriebsbedingt kündigen können (vgl. Bredereck 2014). In diesem Fall gelten nicht nur andere Kündigungsschutzregeln, auch die Einordnung der Kündigung als Betriebsschließung oder Kündigung durch den Arbeitgeber kann dann über Befragte variieren. Insofern können auch hier nicht alle Hintertürpfade blockiert werden. Es besteht jedoch die Hoffnung, dass sich die Verzerrung durch Kontrolle der wesentlichen 'Eltern' von Arbeitslosigkeit (D) in Grenzen hält.

Zusammenfassung

Von allen Kündigungsgründen hat die Betriebsstilllegung (BS) das größte Analysepotenzial. Sofern es möglich ist, den genauen Kündigungsgrund über weitere Variablen zu identifizieren, sollte eine Analyse der kurzfristigen verzögerten Effekte von Arbeitslosigkeit für die Gruppe BS prinzipiell möglich sein. Aufgrund der Heterogenität an tatsächlichen Kündigungsgründen, stellt uns die Kündigung durch den/die Arbeitgeber/in (KAG) vor größere Herausforderungen bei der Datenanalyse. Da es sich bei der KAG jedoch um einen unfreiwilligen (exogenen) Arbeitsplatzwechsel handelt, sollten bei angemessener Drittvariablenkontrolle auch hier Identifikationsmöglichkeiten bestehen. Für die Befristung, den Auflösungsvertrag und (allen voran) die eigene Kündigung ist die CIA hingegen nicht haltbar. Ursächlich hierfür ist die hohe Diversität an Kündigungsgründen und Intentionen, die mit quantitativen Daten mit hoher Wahrscheinlichkeit nicht abgebildet werden kann.

3.4.2. DAG für den kausalen Effekt von Arbeitslosigkeit

Abbildung 3.4.16 ist der Versuch eines kompakten kausalen Graphen für den Effekt von Arbeitslosigkeit (D_t) auf den Lohn (Y_t). Der DAG ist so allgemein gehalten, dass er für die Gruppen 'Betriebsstilllegung'(BS) und 'Kündigung durch den Arbeitgeber' (KAG) gilt.

99 In der jüngeren Zeit gibt es aus diesem Grund zahlreiche Versuche, Betriebsdaten mit Individualdaten zu verknüpfen, so auch für das Sozio-ökonomische Panel (vgl. Weinhardt u. a. 2016). Die *Linked Employer-Employee Study of the Socio-Economic Panel* (SOEP-LEE) hat jedoch erst in 2012 begonnen und konnte nur für einen kleinen Teil der Befragten des SOEP zusätzliche betriebliche Informationen gewinnen.

Das kausale Modell ist auf einen Zeitpunkt vor dem Treatment und einen Zeitpunkt nach dem Treatment beschränkt. Damit verbunden ist die Annahme, dass die Selektion in die Arbeitslosigkeit unter Kontrolle des Kündigungsgrundes nicht durch die *Entwicklung* in anderen Variablen in der Zeit vor dem Treatment beeinflusst wird. Wie u.a. in Abschnitt 3.4.3 besprochen, wird diese Annahme in Bezug auf einen Prädiktor von D_t etwas aufgeweicht. Für die weitere Diskussion ist wichtig, dass der kausale Graph eine endogene Selektion des Treatments auf Basis der vergangenen Werte der abhängigen Variablen ausschließt (vgl. Morgan und Winship 2015, Kap. 11 und Vaisey und Miles 2014). Ich gehe also davon aus, dass die Entwicklung der abhängigen Variable (z.B. zwischen $t = 1$ und $t = 2$) bei der Selektion in die Arbeitslosigkeit unter Kontrolle des Kündigungsgrundes (und der anderen Variablen im DAG) keine Rolle spielt.[100]

Z bezeichnet wieder die (quasi) zeitkonstanten Variablen. Beispiele hierfür sind schulische Bildung und das Geschlecht (siehe Abschnitt 3.4.3 für eine detaillierte Liste von Prädiktoren). Diese Variablen beeinflussen die zeitveränderlichen beruflichen Merkmale ($Z \longrightarrow J_t$), wie bspw. den Umfang der Erwerbstätigkeit, die Stellung im Beruf und die Betriebszugehörigkeit(sdauer). Die beruflichen Merkmale beeinflussen den Lohn ($J_t \longrightarrow Y_t$) einer Person und zwar zum selben Zeitpunkt. Darüber hinaus gibt es noch direkte Effekte der zeitkonstanten Mermale auf den Lohn ($Z \longrightarrow Y_t$), die über die durch J_t vermittelten indirekten Effekte hinausgehen.[101]

Berufliche und Arbeitsplatzmerkmale beeinflussen die Wahrscheinlichkeit in der Folgeperiode den Arbeitsplatz zu verlieren ($J_t \longrightarrow K_{t+1}$) und arbeitslos zu werden ($J_t \longrightarrow D_{t+1}$). Darüber (und über Z) hinaus beeinflussen sie auch die beruflichen Merkmale in der Folgeperiode ($J_t \longrightarrow J_{t+1}$). Im Einklang mit dem kausalen Graphen haben die beruflichen Merkmale jedoch keinen direkten Effekt auf den Lohn in der *Folge*periode ($J_t \nrightarrow Y_{t+1}$). Dies ist eine implizite Annahme von FE-Modellen (vgl. Imai und Kim 2016). Geht man von einer Verletzung dieser Annahme aus, so muss für einen Teil der in J_t (hier: J_1) erfassten Merkmale kontrolliert werden. Für die in J_2 erfassten Merkmale darf hingegen *nicht* kontrolliert werden. Der Pfad

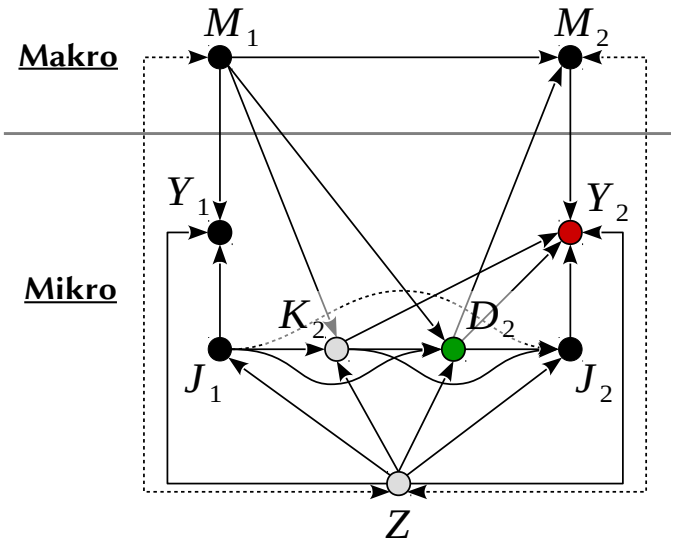
100 Diese Annahme ließe sich mit Daten für zwei Zeitpunkte vor dem Treatment explizit testen. Zu diesem Zweck wird folgendes Zuweisungsmodell geschätzt (Morgan und Winship 2015, S. 385):

$$Logit(D_2 = 1) = \alpha + \beta_1 \cdot Y_1 + \beta_2 \cdot Y_0 + \sum_{k=3}^{K} \beta_k \cdot X_k,$$

wobei X_k eine Reihe von relevanten Variablen im Zuweisungsmodell ist. Die Annahme der exogenen Treatmentzuweisung gilt, wenn $\beta_1 = \beta_2 = 0$. Mit diesem Modell kann die CTA überprüft werden.

101 Ein Beispiel hierfür ist die Geschlechterlohnlücke. So finden sich bspw. Frauen bei gleicher Qualifikation häufiger in niedrigeren Positionen (indirekter Effekt). Darüber hinaus werden sie aber auch bei vergleichbaren Tätigkeiten niedriger entlohnt (direkter Effekt, vgl. Mavromaras und Rudolph 1997).

Abbildung 3.4.16.: Versuch eines kausalen Graphen für den Effekt von Arbeitslosigkeit



$D_2 \longrightarrow J_2 \longrightarrow Y_2$ ist ein Vordertürpfad, der den indirekten kausalen Effekt von D_2 auf Y_2 transportiert. Dies bedeutet, dass FE-Regressionsmodelle, die für berufliche Merkmale *zu jedem Zeitpunkt* kontrollieren, nicht dazu geeignet sind, den gesamten Effekt der Arbeitslosigkeit (oder der Kündigung) auf den Lohn zu schätzen.

Außerdem beeinflusst die abhängige Variable zu einem Zeitpunkt nicht die unabhängigen Variablen zum Folgezeitpunkt (es fehlen die Pfade: $Y_1 \longrightarrow K_2$, $Y_2 \longrightarrow D_2$ und $Y_2 \longrightarrow J_2$).[102] Sollte der Pfad $Y_1 \longrightarrow K_2$ existieren, dann behielte die Annahme der strikten Exogenität weiterhin ihre Gültigkeit. Arbeitsplatzverlust und Arbeitslosigkeit beeinflussen die beruflichen Merkmale in derselben Periode ($K_2 \longrightarrow J_2$ und $D_2 \longrightarrow J_2$). Zugleich enthält der kausale Graph die Möglichkeit für direkte und indirekte Effekte des Arbeitsplatzverlusts und der Arbeitslosigkeit auf den Lohn. Zum einen könnten Arbeitslosen (Entlassenen) andere Stellen angeboten werden ($D_2 \longrightarrow J_2 \longrightarrow Y_2$). Zum anderen könnten Arbeitgeber ein niedrigeres Einstiegsgehalt anbieten, als dies bei vergleichbaren Stellen üblich ist ($D_2 \longrightarrow Y_2$,

102 Diese Annahme lässt sich mit dem Fokus auf BS und KAG begründen. Diese Kündigungsgründe hängen – zumindest auf Arbeitnehmerseite – nicht von Y_1 ab. Darüber hinaus ist Y_t hier nur eine Funktion der anderen Arbeitsplatzmerkmale. Arbeitgeber bewerten die Arbeitsleistung nicht in Bezug auf den Lohn, sondern in Bezug auf die (Erfüllung der) in J_t zusammengefassten Tätigkeiten und Anforderungen. Sollte von einem Effekt auf K_2 (d.h. auf die Entscheidung zu kündigen) ausgegangen werden, dann kann durch Kontrolle von K_2 der Hintertürpfad blockiert werden. Ein direkter Effekt auf D_2 oder J_2 hingegen stellt ein Identifikationsproblem dar.

vgl. Mavromaras und Rudolph 1997).

Im Modell sind neben den Variablen auf Individualebene noch zeitveränderliche Kontextvariablen (M_t) aufgeführt, die die Situation am Arbeitsmarkt und damit die Rahmenbedingungen unternehmerischen und individuellen Handelns erfassen sollen. Sie beeinflussen das Kündigungsrisiko, die Suchzeit (und damit das Arbeitslosigkeitsrisiko) sowie den Lohn zum selben Zeitpunkt. Da sich die Kontextvariablen nicht so schnell ändern, ist einzig die Situation zum Beschäftigungsende (also theoretisch zwischen $t = 1$ und $t = 2$) entscheidend. Unter diesen Bedingungen beginnt ein Individuum seine Arbeitsplatzsuche. Da bei diesem panelspezifischen Periodenmodell (mit diskreter und grober Zeitmessung) jedoch keine Zwischenmessungen erfolgen, wird ein verzögerter Effekt unterstellt ($M_t \longrightarrow K_{t+1}$, $M_t \longrightarrow D_{t+1}$ und $M_t \longrightarrow Y_{t+1}$). Die kausale Verknüpfung $D_2 \longrightarrow M_2$ weist lediglich darauf hin, dass die Ergebnisse individuellen Handelns in der Summe die Rahmenbedingungen für individuelles Handeln festlegen. Zieht sich bspw. ein arbeitsloses Individuum vom Arbeitsmarkt zurück, so sinkt die Arbeitslosenquote. In der Konsequenz nimmt die Konkurrenz um vakante Arbeitsplätze ab (siehe die Ausführungen zur Verletzung der SUTV-Annahme in Abschnitt 3.4.3). Dieser Vordertürpfad wird in jedoch vernachlässigbar sein.

In die Abbildung sind darüber hinaus noch zwei gestrichelte Linien mit jeweils zwei Pfeilenden eingezeichnet ($Z \dashleftarrow\dashrightarrow M_t$). Diese sollen auf Korrelationen zwischen diesen Kontext- und Individualmerkmalen verweisen. Ein Beispiel hierfür ist die Abwanderung qualifizierter Arbeitskräfte in Regionen mit dynamischeren Arbeitsmärkten (bspw. von Ost- nach Westdeutschland). Diese Art von Korrelation gibt es auch zwischen M_t und J_t.

Zur *Identifikation des kausalen Effektes von Arbeitslosigkeit* müssen demnach die Variablen in Z, M_1 sowie K_2 kontrolliert werden. Geht man davon aus, dass Variablen in J_1 auch noch J_2 oder Y_2 beeinflussen, so sollte zusätzlich für diese Variablen kontrolliert werden. Da ein Teil der Variablen in Z (sowie $M_{(t)}$) unbeobachtet ist, muss ein FE-Modell zum Einsatz kommen.[103] Wie bereits geschildert, wird durch eine *within*-Schätzung für solche zeitkonstanten Variablen kontrolliert, die (im Wesentlichen) das Niveau, nicht aber die (kurzfristige) Veränderung in Y_t (bzw. D_t) beeinflussen. Anders als bei Regressionsmodellen wird in Matchinganalysen oft trotzdem für einen Teil der zeitkonstanten Variablen kontrolliert. Dies ist u.a. dann zu empfehlen, wenn Treatmenteffektheterogenität in Bezug auf diese Variablen zu erwarten ist. Dann sollte die Kontrolle allerdings auch mit Hilfe von quasi-exakten Matchingverfahren erfolgen. Welche Variablen potenziell das Arbeitslosigkeitsrisiko und den Lohn (bzw. die Lohnentwicklung) nach einem Arbeitsplatzverlust

103 M_t ist zwar zeitveränderlich, allerdings wird sich der Kontext nicht so schnell verändern, wie die individuellen Lebensbedingungen. Insofern wird der Einfluss des Kontextes in etwa konstant sein.

beeinflussen, soll im Folgenden geklärt werden.

3.4.3. Prädiktoren für Arbeitslosigkeit

Wie in Abschnitt 3.1.5 beschrieben, kann zwischen der *parents-of-treatment* und der *parents-of-outcome*-Strategie unterschieden werden. Ausgangspunkt für eine Suche nach möglichen Kontrollvariablen (kurz S) sollte demnach eine Liste mit Merkmalen sein, die das Arbeitslosigkeitsrisiko (ΔD) oder die Lohnentwicklung (ΔY) direkt beeinflussen.[104] Variablen in S, die D_2 nur indirekt über den Arbeitsplatzverlust (K_2) beeinflussen, müssen hingegen nicht kontrolliert werden. Eine zentrale Bedingung für die Inklusion in die Analyse ist demnach: $D_t \longleftarrow S|K_t$.

Kandidatinnen für mögliche Kontrollvariablen werden aus den in Abschnitt 2.3 dargestellten Theorien und den in Tabelle 2.5.3 vorgestellten Studien abgeleitet. In Anlehnung an den kausalen Graphen erfolgt die Einteilung der möglichen Kontrollvariablen in Arbeitsplatzmerkmale, soziodemografische Merkmale und Kontextmerkmale. Diese Einteilung ist jedoch nicht immer eindeutig.

Wichtige Prädiktoren bleiben unbeobachtet

Bevor die Variablen besprochen werden, soll bereits an dieser Stelle darauf hingewiesen werden, dass wichtige Prädiktoren für D_2 nur schwer bzw. nicht erhoben werden können und deshalb auch in keiner der in Kapitel 2 diskutierten Studien verwendet wurden. Dies gilt zum einen für den *genauen Kündigungsgrund* (siehe Abschnitt 3.4.1), zum anderen aber auch für die *risikolose Suchzeit*. Diese kann als Zeit zwischen Mitteilung bzw. Antizipation der Kündigung und dem Vertragsende verstanden werden, und könnte z.B. in Tagen oder Stunden (der Arbeitssuche) gemessen werden. Diese risikofreie Suchzeit hängt sowohl von der Kündigungsfrist als auch von einer Freistellung von der Arbeit zum Zwecke der Arbeitsplatzsuche ab. Darüber hinaus kann auch die *Matchingqualität* (d.h. die Zufriedenheit beider Parteien mit dem bestehenden Arbeitsvertrag) nicht direkt beobachtet werden.[105]

In der Datenanalyse wird in solchen Situationen oft versucht, Proxyvariablen (kurz: Proxys) für die unbeobachteten bzw. unbeobachtbaren Konstrukte zu erheben

104 Während D_2 als Ereignis in den bisherigen Ausführungen stets dynamisch (d.h. als ΔD) gedacht wurde, sind die abhängige Variable (und die potentiellen Ergebnisse) zum Zwecke der Darstellung in einem kausalen Graphen häufig in Level-Form, d.h. als Y_t, dargestellt worden. Da durch Verwendung eines *within*-Schätzers bereits für zeitkonstante Variablen, die die abhängige Variable zu beiden Zeitpunkten auf gleiche Weise beeinflussen, kontrolliert wird, muss 'nur' auf Prädiktoren geachtet werden, die die Veränderung in der abhängigen Variable beeinflussen (vgl. u.a. Abschnitt 3.1.3).

105 Die Betriebszugehörigkeitsdauer wird gewöhnlich als Indikator der Matchingqualität angesehen und ist in zahlreichen Studien erhoben worden. Eine direktere Messung der Matchingqualität würde eine gleichzeitige Befragung von ArbeitnehmerIn und ArbeitgeberIn voraussetzen.

und zu nutzen. Proxys sind beobachtete Variablen, die stark mit den unbeobachteten Merkmalen korrelieren (eine Eigenschaft, die nicht überprüft werden kann). Diese Korrelation ist jedoch nie perfekt, weshalb die Verwendung von Proxyvariablen als Problem der fehlerhaften Messung von Kontrollvariablen (oder stochastischen Kontrollvariablen) aufgefasst werden kann (vgl. Kennedy 2008, Kap. 10 und Wooldridge 2012, Kap. 9.2).[106] Es muss demnach davon ausgegangen werden, dass die Hintertürpfade nicht vollständig blockiert werden können (vgl. Steiner u. a. 2011). Hinzu kommt, dass diese Strategie zu einer Vervielfachung der unabhängigen Variablen führen kann. So kommen als Proxies für die risikofreie Suchzeit 1. die Kündigungsfrist, 2. der genaue Kündigungsgrund und 3. die vollständige Freistellung von der Arbeit bzw. die Freistellung zur Arbeitsplatzsuche in Frage. Da die letzten beiden Merkmale in keiner mir bekannten Erhebung enthalten sind, müssen sie ihrerseits durch Proxies ersetzt werden (u.a. die Betriebszugehörigkeitsdauer, die Betriebsgröße und die Existenz eines Betriebsrats). Daraus ergibt sich eine regelrechte *Proxy-Kaskade*. Steigt die Zahl der Kontrollvariablen, so wird aber auch das Matching schwieriger, denn dieses zielt auf die Angleichung der multivariaten Verteilung. Die genannten Schwierigkeiten müssen sowohl bei der Suche nach Proxies als auch bei der Interpretation der Ergebnisse berücksichtigt werden.

Arbeitsplatzmerkmale J_1

Die Liste der (potentiellen) arbeitsplatzbezogenen Merkmale umfasst: 1. die vertragliche Ausgestaltung des Arbeitsverhältnisses (Befristung, Verbeamtung, Arbeitszeit), 2. Erwartungen und Einschätzungen der Arbeitnehmer in Bezug auf ihre berufliche Situation, 3. die Betriebszugehörigkeitsdauer, 4. soziale Leistungen, die an die Gekündigten ausgeschüttet werden (z.B. Abfindungen, bezahlte Umschulungen etc.), 5. Übernahmemöglichkeiten (im Fall von Betriebsstilllegungen), 6. die Branche, 7. die Kündigungsfrist oder die vorzeitige Erklärung der Kündigungsabsicht (*advance notice*) sowie 8. die Freistellung zur Arbeitsplatzsuche bzw. vollständige Freistellung von der Arbeit als Indikatoren für die 'gefahrlose' Jobsuche (siehe oben). Für den Fall, dass die Kündigungsfrist und verschiedene Leistungen aus Sozialplänen nicht erhoben werden, müssen weitere Proxy-Variablen gefunden werden. Mögliche Kandidatinnen sind: 1. die Existenz eines Betriebsrats, 2. die Betriebszugehörigkeitsdauer (s.o.), 3. die Branche (s.o.) und 4. die Betriebsgröße.

106 Aus der Regressionsanalyse ist bekannt, dass Proxyvariablen, die mit anderen unabhängigen Variablen korrelieren, zu einer inkonsistenten Schätzung der Effekte dieser Variablen führen. Mit Hilfe von Strukturgleichungsmodellen, in denen Latente Variablen berücksichtigt werden, können die Messfehler hingegen explizit modelliert werden.

Befristeter Vertrag

Wie bereits geschrieben, beeinflusst eine Befristung des Arbeitsverhältnisses die beruflichen Zukunftserwartungen (und damit die Suchzeit und D_2). Sofern in einem befristeten Arbeitsvertrag nichts anderes geregelt ist, kann der Arbeitgeber nur außerordentlich kündigen. Viele befristete Arbeitsverträge enthalten jedoch Klauseln, die eine ordentliche Kündigung im Rahmen der gesetzlichen Kündigungsfristen ermöglichen (vgl. Wesemann 2011). In diesem Fall mag das Überraschungsmoment sogar noch größer sein, als im Fall eines unbefristeten Beschäftigungsverhältnisses, denn die befristet beschäftigte Person wird eher davon ausgehen bis zum Befristungsende beschäftigt zu sein. Möglich ist darüber hinaus, dass befristete Arbeitsverhältnisse sich in anderen relevanten Merkmalen von den unbefristeten Arbeitsverhältnissen unterscheiden. So sind befristete Beschäftigte häufig geringer entlohnt als ihre unbefristeten KollegInnen. Damit ist das Potenzial für Lohnerhöhungen beim Stellenwechsel größer.

Fazit: für das Vorliegen eines befristeten Arbeitsvertrags sollte in den Zuweisungsmodellen für beide Kündigungsgründe (BS und KAG) kontrolliert werden.

Öffentlicher Dienst und Beamte

Zahlreiche Untersuchungen kontrollieren für die Zugehörigkeit zum öffentlichen Dienst. Obwohl „die Arbeitsverhältnisse der Angestellten [...] des öffentlichen Dienstes [...] üblicherweise durch Tarifverträge geregelt" werden, unterliegt das Beschäftigungsverhältnis der Tarifbeschäftigten dem privaten Arbeits- und Tarifrecht (vgl. Krömer und Pawlak 2014, S. 42). Der öffentliche Dienst zeichnet sich dennoch durch besondere Tarifverträge und Verwaltungspraktiken aus, die – so kann angenommen werden – sowohl die Lohnentwicklung als auch das Kündigungsgeschehen beeinflussen.

Da Einrichtungen des öffentlichen Sektors fast durchgehend über Personalräte verfügen, ist zu vermuten, dass die Kündigungsschutzbestimmungen eher eingehalten werden und außerordentliche Kündigungen seltener als im privaten Sektor sind. Eine Person, die ihren Arbeitsplatz in einer Einrichtung des öffentlichen Sektors verliert, muss zwar nicht wieder eine Anstellung im öffentlichen Sektor finden, für den Fall, dass ihr das gelingt, kann sie aber tendenziell mit einer ähnlichen Entlohnung rechnen. Dies gilt im besonderen Maße für *Beamte*. Im Gegensatz zu Beamten auf Widerruf und Beamten auf Probe können Beamte auf Lebenszeit praktisch nicht gekündigt werden. Im Fall einer Betriebsstilllegung werden ihnen gewöhnlich andere Stellen angeboten (siehe Änderungskündigung).

Fazit: Da Beamte besonderen Kündigungsschutz genießen, sollte auch für diese Merkmal kontrolliert werden. In Ermangelung wichtiger Prädiktoren sollte überdies für die Zugehörigkeit zum öffentlichen Dienst kontrolliert werden.

Arbeitsumfang

Die Arbeitszeit kann auf vielfältige Weise mit der Arbeitslosigkeit verknüpft sein. Da die Kündigungsfristen nicht von der Arbeitszeit abhängen, haben Teilzeitbeschäftigte unter sonst gleichen Bedingungen mehr Zeit für die Arbeitsplatzsuche als Vollzeitbeschäftigte.[107] Darüber hinaus dürften sich aber auch die Rahmenbedingungen der Beschäftigung sowie eine Reihe von relevanten Hintergrundvariablen unterscheiden. Nur wenige Führungspositionen können in Teilzeit ausgefüllt werden und auch nicht jeder Beruf erlaubt eine Teilzeitbeschäftigung (zu denken ist hier z.B. an Fernfahrer). Auch spielen motivationale Elemente eine Rolle: ein geringer Arbeitsumfang kann einerseits für eine niedrige Karriereorientierung, andererseits jedoch auch für geringe Karrieremöglichkeiten stehen (vgl. die Ausführungen zu Nebentätigkeiten). Arbeitszeit ist auf diesem Wege ein guter Prädiktor für Lohnprofile.

Hinzu kommt, dass die Möglichkeit für Lohneinbußen ungleich verteilt ist: eine Vollzeitbeschäftigte, die nach der Arbeitslosigkeit in Teilzeit arbeitet, wird mit hoher Wahrscheinlichkeit Lohneinbußen erzielen, während eine Teilzeitbeschäftigte, die nach der Kündigung auf eine Vollzeitstelle wechselt, Lohnzuwächse erzielt. Aus demselben Grund könnte auch für den Unterschied zwischen geleisteten und gewünschten Arbeitsstunden kontrolliert werden. Es ist möglich, dass Unter- oder Überbeschäftigte im Anschluss an die Kündigung nach anderen Stellen suchen. Das wäre dann nicht der Effekt von Arbeitslosigkeit, sondern der Effekt einer Entscheidung, die schon vorher angelegt war.

Fazit: für die Arbeitszeit sollte kontrolliert werden. Da sich die Mechanismen und Effekte von Arbeitslosigkeit zwischen Voll- und Teilzeitbeschäftigten unterscheiden können, sollten separate Analysen erfolgen. Darüber hinaus sollte auch für selbst wahrgenommene Unter- bzw. Überbeschäftigung kontrolliert werden.

Betriebsrat

Laut § 80, Absatz 1, Unterpunkt 1 des Betriebsverfassungsgesetzes (BetrVG in der Fassung vom 25.9.2001) hat der Betriebsrat „darüber zu wachen, dass die zugunsten der Arbeitnehmer geltenden Gesetze, Verordnungen, Unfallverhütungsvorschriften, Tarifverträge und Betriebsvereinbarungen durchgeführt werden". Der Arbeitgeber ist dazu verpflichtet, den Betriebsrat „rechtzeitig und umfassend [...] zu unterrichten" (ebd., Absatz 2). Gemäß § 102, Absatz 1 BetrVG muss der Betriebsrat insbesondere vor jeder Kündigung angehört werden. Es ist somit davon auszugehen, dass Arbeitnehmer in Betrieben mit einem *Betriebs- oder Personalrat* früher über Kündigungsabsichten und besser über ihre Rechte informiert werden. Darüber hinaus sollte der Betriebsrat über die Einhaltung von Kündigungsfristen

107 Zu diesen Bedingungen gehören u.a.: keine Freistellung von der Arbeit oder eine prozentual an der üblichen Arbeitszeit orientierte Freistellung; die Zeit der nicht-Beschäftigung steht zur freien Verfügung (Zeiten der Kinderbetreuung sind keine Suchzeit).

wachen und die Gefahr ungerechtfertigter außerordentlicher Kündigungen und von zeitweisen Entlassungen (Recalls) minimieren. Für die Gruppe der von einer Betriebsstilllegung Betroffenen gilt, dass nur Betriebsräte *Sozialpläne* aushandeln können (vgl. Hensche 2017b).

Fazit: für die Existenz eines Betriebsrates sollte kontrolliert werden.

Sozialpläne

Gemäß § 111 des BetrVG ist der Arbeitgeber verpflichtet[108] den Betriebsrat über Betriebsänderungen zu informieren und mit ihm einen Interessenausgleich und – in schwerwiegenden Fällen – einen Sozialplan zu verhandeln. Die Sozialpläne sollen gemäß § 112, Absatz 5, Unterpunkt 2 BetrVG „die Aussichten der betroffenen Arbeitnehmer auf dem Arbeitsmarkt [...] berücksichtigen". Gleiches gilt für Sozialtarifverträge. Sozialpläne soll(t)en die Wiedereingliederungschancen verbessern und die Suchkosten reduzieren. Sie schließen u.a. Abfindungen, Lohnausgleichszahlungen, Umschulungsmaßnahmen und Freistellungen zur Arbeitsplatzsuche ein (vgl. Göritz u. a. 2010). *Umschulungsmaßnahmen* erhöhen das übertragbare Humankapital und beeinflussen Y_2 somit indirekt (über 'Z' bzw. J_2).[109] *Lohnausgleichszahlungen* beeinflussen Y_2 hingegen direkt, sofern sie bei der Frage nach dem Lohn auch berichtet werden. Theoretisch haben (alle) gekündigte Arbeitnehmer einen Anspruch auf Freistellung von der Arbeit zur Arbeitplatzsuche. In Sozialplänen werden diesbezüglich oft besonders vorteilhafte Regelungen getroffen (ebd., S. 139f.).

Fazit: für den Erhalt von Leistungen aus Sozialplänen sollte kontrolliert werden.

Abfindung

Das quantitativ stärkste Element der Sozialpläne sind *Abfindungen*. Diese können jedoch auch individuell vereinbart werden, so zum Beispiel im Rahmen eines Aufhebungsvertrags. Ob der Erhalt einer Abfindung die Kosten einer Arbeitslosigkeit (d.h. die Suchkosten) tatsächlich reduziert, hängt davon ab, ob die Kündigungsfrist eingehalten wurde. Nach § 158 SGB III „ruht der Anspruch auf Arbeitslosengeld von dem Ende des Arbeitsverhältnisses an bis zu dem Tag, an dem das Arbeitsverhältnis bei Einhaltung dieser Frist geendet hätte". Insofern ist eine Abfindung nicht immer eine *zusätzliche* Absicherung für die Arbeitslosigkeit. Ruht der Anspruch auf Arbeitslosengeld aus dem oben genannten Grund, so stellt die Abfindung eine *alternative* Absicherung dar, die – im Gegensatz zum ALG – vorab gezahlt wird.

108 Dazu müssen folgende Bedingungen vorliegen: 1. das Unternehmen muss älter als vier Jahre sein und 2. im Unternehmen müssen regelmäßig mindestens 21 wahlberechtigte Arbeitnehmer beschäftigt sein. Dies bedeutet, dass nicht bei allen Betriebsstilllegungen Sozialpläne verhandelt werden.

109 Personen, die an Umschulungsmaßnahmen teilnehmen, müssen sich nicht arbeitslos melden. Sie bekommen dann zusätzliche Suchzeit, die nicht als Arbeitslosigkeit gewertet wird. Bei der Datenaufbereitung ist auf solche Übergänge zu achten. Personen, die sich in $t = 2$ in einer Umschulungsmaßnahme befinden, sollten von der Analyse ausgeschlossen werden.

Die unmittelbare Auszahlung der Abfindung kann ein zusätzlicher Anreiz sein, schnell eine neue Beschäftigung aufzunehmen, wenn der/die Arbeitslose einen Teil der Abfindung sparen möchte. Eine Abfindung oder andere monetäre Maßnahmen aus Sozialplänen können darüber hinaus eine besonders intensive Arbeitsplatzsuche erst ermöglichen, indem z.B. Umzugskosten reduziert oder aber private Vermittler eingeschaltet werden. Dies würde einen schnelleren Übergang in Arbeit begünstigen.

Ob die Abfindung einen von K_t und D_t unabhängigen Effekt auf Y_t hat ist indessen fraglich. Möglich ist allenfalls, dass eine hohe Abfindung die Dringlichkeit eines guten Lohnabschlusses reduziert, sie also die Präferenzen (leicht) verschiebt. Des Weiteren ist die Abfindung ein Indikator für den genauen Kündigungsgrund. So ist bspw. zu vermuten, dass Personen, die angeben vom Arbeitgeber gekündigt worden zu sein und eine Abfindung erhalten zu haben, nicht verhaltensbedingt gekündigt wurden (s.o.). Personen, die eine Änderungskündigung erhalten, verwirken (häufig) ihren Anspruch auf eine Abfindung, wenn sie eine zumutbare Stelle ausschlagen.

Fazit: für den Erhalt einer Abfindung sollte kontrolliert werden. Es besteht die Hoffnung, dass dadurch der genaue Kündigungsgrund weiter differenziert werden kann. Diesbezüglich sollte überprüft werden, wie häufig Abfindungen im Fall von Kündigungen durch den AG gezahlt werden.

Betriebszugehörigkeitsdauer

Nach § 1 Absatz 1 des KschG haben nur diejenigen Arbeitnehmer Anspruch auf Kündigungsschutz, deren Beschäftigungsverhältnis eine Dauer von sechs Monaten überschreitet. Da die Kündigungsfrist im Fall von ordentlichen Kündigungen mit der Betriebszugehörigkeitsdauer steigt, ist diese ein wichtiger Prädiktor für Arbeitslosigkeit. Anders ist dies bei Betriebsstilllegungen: nur für den Fall, dass eine betriebsbedingte Kündigung im Rahmen einer Betriebsstilllegung ausgesprochen wird, müssen die Kündigungsfristen berücksichtigt werden. Diese hängen dann – wie häufig auch die Höhe der Abfindung – von der Dauer der Betriebszugehörigkeit ab. Außerdem ist für die Betriebsstilllegung zu vermuten, dass die langfristig Beschäftigten eher eine Änderungskündigung erhalten, schließlich ist deren Arbeitsweise dem Arbeitgeber hinlänglich bekannt. Hinzu kommt, dass ein Teil des betriebsspezifischen Humankapitals auch in anderen Betriebsstätten desselben Unternehmens genutzt werden kann (es handelt sich dann um firmenspezifisches HK). Insofern sind auch die Arbeitgeber daran interessiert, dieses Humankapital zu bewahren. Dafür spricht auch, dass die Betriebszugehörigkeitsdauer bei der Sozialauswahl zu berücksichtigen ist.

Eine lange Betriebszugehörigkeitsdauer steht für ein gutes Matching und gute Matches werden besser entlohnt. Hinzu kommt eine Treueprämie (Senioritätsentlohnung). Auf diese Weise sollte die Betriebszugehörigkeitsdauer mit dem Lohn zum ersten Zeitpunkt (Y_1) verknüpft sein. Ich gehe aber davon aus, dass kein (in-)direkter Effekt auf den Lohn zum Folgezeitpunkt Y_{t+1} (hier: Y_2) vorliegt. Da die Betriebszu-

gehörigkeit für diejenigen, die eine ordentliche oder Beendigungskündigung erhalten haben, in jedem Fall unterbrochen wird, kann in $t = 2$ auch keine Senioritätsentlohnung erfolgen.[110] Wenn die Betriebszugehörigkeitsdauer in $t = 1$ einen Effekt auf Y_1, aber keinen Effekt auf Y_2 hat, dann hat sie einen Effekt auf ΔY. Personen mit hoher Betriebszugehörigkeitsdauer werden tendenziell größere Lohneinbußen hinnehmen müssen, als Personen mit niedriger Betriebszugehörigkeitsdauer. Wie bereits geschrieben, sollte jedoch nicht für die Betriebszugehörigkeit auf der neuen Stelle (in $t = 2$) kontrolliert werden. Die unterschiedliche Betriebszugehörigkeit von Personen mit und ohne Arbeitslosigkeit ist – wie auch die unterschiedliche Berufserfahrung – ein Mechanismus (Vordertürpfad) des Effekts der Arbeitslosigkeit.[111]

Fazit: für die Betriebszugehörigkeitsdauer in $t = 1$ sollte kontrolliert werden. Von besonderer Bedeutung sind kurzfristige Arbeitsverhältnisse die eine Dauer von sechs Monaten nicht überschreiten (kein Kündigungsschutz in der Probezeit und kein Anrecht auf Abfindungen).

Betriebsgröße

Kündigungsschutzregeln gelten gemäß § 23 des KSchG nur in Betrieben mit einer Mindestanzahl an Beschäftigten. Seit 2004 kommt das KSchG nur in Betrieben zur Anwendung, in denen regelmäßig mehr als zehn vollzeitäquivalente Arbeitnehmer beschäftigt sind.[112] Darüber hinaus werden gemäß § 111 des BetrVG auch nur „[i]n Unternehmen mit in der Regel mehr als zwanzig wahlberechtigten Arbeitnehmern" Interessenausgleiche oder Sozialpläne mit dem Betriebsrat verhandelt.[113] Die Betriebsgröße ist damit eine mögliche Proxyvariable für die Einhaltung von Kündigungsfristen und für die Existenz von Sozialplänen. Wie u.a. Ellguth (2005) und Ellguth und Kohaut (2005) zeigen, steigt mit der Betriebsgröße sowohl die Wahrscheinlichkeit für eine Form von betrieblicher Mitbestimmung als auch die Anwendung von Tarifverträgen.

Fazit: sofern die Kündigungsfristen nicht erfasst werden, sollte für die Betriebsgröße in $t = 1$ kontrolliert werden. Von besonderer Bedeutung sind Kleinbetriebe (weniger als zehn bzw. weniger als 20 Mitarbeiter).

110 Über die Veränderung in der Betriebszugehörigkeitsdauer könnte demnach der Kündigungsgrund etwas genauer identifiziert werden.

111 In Regressionsmodellen mit der Betriebszugehörigkeitdauer als Prädiktor, würde auch für die Betriebzugehörigkeitsdauer zum zweiten Zeitpunkt bzw. für die Veränderung in der Betriebszugehörigkeitsdauer kontrolliert.

112 Bei der Berechnung des Schwellenwertes werden nach §23, Absatz 1 die Teilzeitbeschäftigten entsprechend ihrer Arbeitszeit berücksichtigt: „Bei der Feststellung der Zahl der beschäftigten Arbeitnehmer [...] sind teilzeitbeschäftigte Arbeitnehmer mit einer regelmäßigen wöchentlichen Arbeitszeit von nicht mehr als 20 Stunden mit 0,5 und nicht mehr als 30 Stunden mit 0,75 zu berücksichtigen."

113 „Ein Personalabbau in Kleinbetrieben mit bis zu 20 Mitarbeitern stellt nur eine Betriebseinschränkung i. S. v. § 111 Satz 3 Nr. 1 BetrVG dar, wenn mindestens sechs Arbeitnehmer betriebsbedingt entlassen werden" (Butz und Wahlig 2012, S. 392).

Berufliche Zukunftserwartungen

Berufliche Zukunftserwartungen sind ein wichtiger Indikator für zahlreiche Merkmale, die anderweitig nicht direkt erfasst werden können. So kann bspw. die Matchingqualität nicht allein durch objektive Indikatoren oder die Arbeitsplatzzufriedenheit der Beschäftigten erfasst werden, denn letztere bildet nicht die Zufriedenheit des Arbeitgebers mit dem Arbeitsverhältnis ab. Beschäftigte haben jedoch zumindest eine vage Ahnung von den sie betreffenden Einschätzungen der Vorgesetzten/Arbeitgeber. Die *empfundene Arbeitsplatzsicherheit* spiegelt neben dieser Matchingqualität auch das Wissen der Befragten über die zukünftige Unternehmensentwicklung wider. Personen, die davon ausgehen, dass sie ihren Arbeitsplatz in absehbarer Zeit verlieren, können entsprechende Vorbereitungen treffen. Sie haben dann eine längere Suchzeit.[114]

Zukunftserwartungen sind in erste Linie ein Prädiktor für den Arbeitsplatzverlust. Da sie jedoch auch die Suchzeit beeinflussen, haben sie einen indirekten Einfluss auf die Arbeitslosigkeit. Darüber hinaus korrelieren die Zukunftserwartungen mit der Arbeitslosigkeit. Eine Person, die davon ausgeht, dass sie schnell einen neuen Arbeitsplatz finden kann, wird sich weniger Sorgen über den drohenden Arbeitsplatzverlust machen, als eine Person, die davon ausgehen muss, dass sie lange suchen wird. Entscheidend ist der Unterschied zwischen 'etwas erwarten' und 'sich sorgen'. Da die Arbeitsplatzzufriedenheit positiv mit der empfundenen Arbeitsplatzsicherheit korreliert, können die Zukunftserwartungen durch Informationen zur *Arbeitsplatzzufriedenheit* ergänzt werden.

Neben der Arbeitsplatzsicherheit können auch Informationen zur *subjektiven Erfolgswahrscheinlichkeit einer erneuten Suche* im Fall eines Arbeitsplatzverlustes Auskunft über die Matchingqualität geben. Diese subjektive Erfolgswahrscheinlichkeit kann als Funktion von Persönlichkeitsmerkmalen, Erfahrungen und der berufsspezifischen Situation am regionalen Arbeitsmarkt angesehen werden. Entscheidend ist also nicht allein, wie gut eine Person qualifiziert ist. Sie muss sich ihres Marktwertes auch bewusst sein. Informationen zu diesen Sachverhalten sollten nach Möglichkeit kombiniert werden. Eine Person, die davon ausgeht, dass sie ihren Arbeitsplatz demnächst verliert (evtl. wurde ihr die Kündigung vor dem Interview in $t = 1$ ausgesprochen oder ein Personalabbau angekündigt) und einen gleichwertigen Arbeitsplatz nur schwer finden kann, hat offenbar einen relativ guten Arbeitsplatz in $t = 1$ gehabt. Sie wird im Fall einer Kündigung wahrscheinlich länger nach einem Arbeitsplatz suchen als eine Person, die davon ausgeht, dass sie schnell

114 Im SOEP werden die Erwerbstätigen bspw. danach gefragt, für wie wahrscheinlich sie berufliche Veränderungen in den nächsten zwei Jahren einschätzen (RP5802). Diese Variable wird jedoch nur alle 2 bis 4 Jahre erhoben. Dass fest Angestellte mit der Arbeitsplatzsuche beginnen, bevor sie eine Kündigung erhalten haben, ist jedoch eher unwahrscheinlich. Zu erwarten wäre dies bspw. im Falle eines angekündigten Personalabbaus (der auch einer Betriebsstilllegung zuvor kommen kann).

wieder einen gleichwertigen Arbeitsplatz finden kann.

Fazit: für berufliche Zukunftserwartungen und die subjektive Chance auf eine vergleichbare Wiederbeschäftigung (aus $t = 1$) sollte kontrolliert werden. Für die Arbeitsplatzzufriedenheit kann in einem erweiterten Modell kontrolliert werden.

Branche

Die Verbreitung von Tarifverträgen und Betriebsräten variiert mit der Branche (vgl. Ellguth und Kohaut 2005). Dies hat zum einen mit der durchschnittlichen Betriebsgröße in den Branchen, zum anderen aber auch mit historischen Entwicklungen zu tun. Außerdem haben die Branchen eine unterschiedliche Beschäftigungsdynamik. Stephan (2016) zeigt, dass einige Branchen überproportional zum Zustrom in die Arbeitslosigkeit beitragen. Hierzu gehören neben der Arbeitnehmerüberlassung die Branchen „vorbereitende Baustellenarbeiten, Bauinstallation und sonstiges Ausbaugewerbe sowie Gastronomie" (ebd., S. 2). In diesen Branchen kehren darüber hinaus auch überproportional viele Arbeitnehmer wieder zu ihrem vorherigen Arbeitgeber zurück (sog. Recall).

Ob die Branche zusätzlich zu den anderen Merkmalen mit in ein Zuweisungsmodell aufgenommen wird, hängt davon ab, ob es sich bei den oben geschilderten Spezifika um reine Brancheneffekte, oder aber um Kompositionseffekte handelt, bei denen die spezifische Merkmalsverteilung in der Branche (wie bspw. die Betriebsgröße oder die Existenz eines Betriebsrats) auf die erhöhten Eintritte in Arbeitslosigkeit bzw. die höhere Wahrscheinlichkeit für Recalls wirkt. Die Ergebnisse von Liebig und Hense (2007, Tab. 1) deuten darauf hin, dass auch nach Kontrolle von betrieblichen Merkmalen noch ein Effekt der Branche auf die Häufigkeit von Recalls auszumachen ist. Allerdings kontrollieren sie in ihrem Modell nicht gleichzeitig auch für Individualmerkmale. So sollte die durchschnittliche ununterbrochene Betriebszugehörigkeitsdauer in den oben genannten Branchen gering sein und auch die beruflichen Zukunftserwartungen sollten die gängige Einstellungs- und Kündigungspraxis widerspiegeln. Gemäß Erlinghagen und Zühlke-Robinet (2001) wechseln nur wenige Beschäftigte die Branche.[115] Diese könnte somit als zeitkonstante Variable aufgefasst werden. Wie für andere zeitkonstante Variablen auch, sollte aber geprüft werden, ob die Annahme gemeinsamer kontrafaktischer Trends verletzt ist. Sofern auch unter Kontrolle der anderen Merkmale Effekte auf das Arbeitslosigkeitsrisiko bestehen oder es unterschiedliche Lohndynamiken in den Branchen gibt, sollte für die Branchenzugehörigkeit kontrolliert werden.

Fazit: für die Branchenzugehörigkeit sollte in einem erweiterten Modell kontrolliert werden. Es ist zu überprüfen, ob die Branche einen über die anderen Merkmale hinausgehenden Effekt auf das Arbeitslosigkeitsrisiko hat.

115 Hinzu kommt, dass ein Branchenwechsel nicht notwendigerweise mit einem Berufswechsel einhergeht (vgl. Matheus 1995).

Recalls

Zeitweise Entlassungen können als externe Flexibilisierungsstrategie verstanden werden, die es den Arbeitgebern erlaubt, kostensparend auf saisonale oder konjunkturelle Schwankungen zu reagieren (vgl. Liebig und Hense 2007). Zwar sind auch im Fall von Recalls Lohnveränderungen möglich, allerdings kann nicht davon ausgegangen werden, dass die Löhne komplett neu verhandelt werden. Liebig und Hense (2007) argumentieren, dass die zurückkehrenden Arbeitnehmer insbesondere dann relative Lohnvorteile erwarten können, wenn ihr betriebsspezifisches Humankapital relativ groß ist.[116] Da ein Arbeitgeberwechsel mit Transaktionskosten verbunden ist, warten entlassene Arbeitnehmer bei Aussicht auf Rückkehr auf den alten Arbeitsplatz mitunter lange Zeit. Diese Wartezeit hängt letztendlich von den Handlungsalternativen ab, die für die Arbeitnehmer umso größer sind, je geringer die Arbeitslosenquote ist.

Für die vorliegende Arbeit ist von Bedeutung, wie die bei der Kündigung (vage) vereinbarte Recall-Absicht auf den Lohn wirkt. Gibt es ein Angebot für einen Recall, so sollte der Lohn nach der Arbeitslosigkeit mindestens so hoch sein, wie der vor der Arbeitslosigkeit. Denn die Person kehrt entweder wieder zu ihrem alten Arbeitgeber zurück und erhält in etwa den Lohn, den sie vorher erhalten hat, oder aber sie findet eine besser entlohnte Stelle.[117] Das Problem liegt aber darin, dass ohne explizite Fragen nach einem Recall-Versprechen nur für realisierte Recalls (ex-post) eine Recall-Absicht festgestellt werden kann (vgl. Fußnote 98). Gemäß Tabelle 3.4.9 lag der Anteil der Recalls bei allen Arbeitsplatzwechslern (mit gültigen Angaben zum Lohn in der Folgeperiode) bei ca. 6%. Dies würde zusätzliche unbeobachtete Heterogenität in die Gruppe der Kündigungen durch den Arbeitgeber induzieren, die nur in Teilen durch andere Merkmale kontrolliert werden kann. Hingegen sollten bei Betriebsschließungen Recalls ausgeschlossen sein.

Fazit: für die Recall-Absicht (bzw. das Recall-Versprechen) sollte in Analysen für die Gruppe der durch den Arbeitgeber Gekündigten kontrolliert werden.

Berufliche Stellung

Die *berufliche Stellung* findet sich ebenso wie die Branche in zahlreichen Arbeiten (vgl. Dieckhoff 2011). Diese beeinflusst zwar ebenfalls das Kündigungsrisiko, es ist aber wiederum fraglich, ob nach Kontrolle der Kündigung und anderer Variablen ein (zusätzlicher) Effekt auf das Arbeitslosigkeitsrisiko und die Lohnentwicklung besteht. Dafür spricht eine deutliche Heterogenität in der qualifikations- bzw.

116 Dies ließe sich u.a. über das Bildungsniveau und die (kumulierte) Betriebszugehörigkeitsdauer einfangen.

117 Wichtiger als der Lohn könnte für Personen, die oft von zeitweisen Entlassungen betroffen sind, eine dauerhafte Beschäftigungsgarantie sein. Diese würde dann nicht durch den Lohn, sondern durch Merkmale wie die Arbeitsplatzsicherheit eher abgebildet.

berufsspezifischen Arbeitsmarktsituation. Darüber hinaus unterscheiden sich die qualifikationsspezifischen Lohnprofile (vgl. Brunello und Comi 2004). Zwar könnten letztere auch über Bildungsabschlüsse erfasst werden, bei Verwendung der beruflichen Stellung können jedoch auch ansonsten unbeobachtete Fähigkeiten (Talente) erfasst werden, die zu einer Differenzierung der beruflichen Stellung bei gleichem Bildungsniveau führen.

Fazit: für die berufliche Stellung sollte kontrolliert werden.

Kündigungsfrist oder Vorankündigung der Kündigungsabsicht

Die Kündigungsfrist bzw. die Vorabmitteilung der Kündigung (*advance notice*) sind die wichtigsten Prädiktoren für die risikofreie Suchzeit.[118] Von den mir bekannten Erhebungen ist der DWS die einzige, in der nach dem Erhalt einer *advance notice* gefragt wird.

Fazit: für die vorzeitige Mitteilung der Kündigung muss kontrolliert werden.

Freistellung von der Arbeit

Sofern Kündigungsfristen eingehalten oder unabhängig von solchen Fristen Kündigungsabsichten benannt werden, spielt die *Freistellung zur Arbeitsplatzsuche* bzw. die grundsätzliche Befreiung von der Arbeitspflicht bis zum Ende des (gekündigten) Beschäftigungsverhältnisses eine Rolle. Nach §629 des Bürgerlichen Gesetzbuchs (BGB) müssen Arbeitgeber gekündigte oder befristet beschäftigte Arbeitnehmer auf Antrag von der Arbeit freistellen, wenn letztere begründen, dass die Zeit zur Arbeitsplatzsuche (Vorstellungsgespräche, Wahrnehmung von behördlichen Terminen) genutzt wird. Darüber hinaus kann der Arbeitgeber den Arbeitnehmer bis zum Ende des Beschäftigungsverhältnisses von der Arbeit entbinden, wenn er seine Geschäftsinteressen durch die Weiterbeschäftigung gefährdet sieht. Im Gegensatz zur einvernehmlichen Freistellung (im Rahmen von Auflösungsverträgen) muss dieser Freistellung jedoch vom Arbeitnehmer nicht widersprochen werden. Die Freistellung auf Antrag unterscheidet sich von der Freistellung bis zum Vertragsende durch die geringere zusätzliche Suchzeit.

Fazit: für eine umfassende Freistellung von der Arbeit für die Arbeitsplatzsuche muss kontrolliert werden.

Soziodemografische Merkmale

Unter soziodemografische Merkmale fallen 1. die Betreuung von Angehörigen (Kindern und Pflegebedürftigen), 2. der Gesundheitszustand und der Behinderungsgrad,

118 Beschäftigte können auch ohne eine solche Mitteilung Erwartungen bzgl. der möglichen Beschäftigungsdauer haben. Dies gilt zum Beispiel für Beschäftigte in Betrieben, die vor einer Betriebsschließung stehen. Die Frage ist dann, ob und wann das 'sinkende Schiff' vorzeitig verlassen wird.

3. soziale Netzwerke, 4. schulische und berufliche Abschlüsse, 5. Berufs- und Arbeitslosigkeitserfahrung, 6. das Alter, 7. das Geschlecht, 8. Nebeneinkünfte bzw. Nebenerwerbstätigkeiten, sowie 9. selbst bewohntes Wohneigentum.

Familiäre Verpflichtungen

Familiäre Verpflichtungen, wie z.B. (junge) Kinder im Haushalt oder zu pflegende Angehörige, sollten sowohl das Arbeitslosigkeitsrisiko als auch die Lohnentwicklung (und damit Y_2) beeinflussen. Während bei einer Betriebsstilllegung nicht auf eine sozialverträgliche Auswahl der Arbeitnehmer geachtet werden muss,[119] erfordern Betriebsänderungen, die zu einem weniger umfassenden Personalabbau führen, die Berücksichtigung sozialer Kriterien. Nach § 1, Absatz 3 des KschG gilt eine Kündigung als sozial ungerechtfertigt „wenn der Arbeitgeber bei der Auswahl des Arbeitnehmers die Dauer der Betriebszugehörigkeit, das Lebensalter, die Unterhaltspflichten und die Schwerbehinderung des Arbeitnehmers nicht oder nicht ausreichend berücksichtigt hat". Vor 2004 zählten hierzu auch zu pflegende Angehörige. Arbeitgeber und Betriebsrat haben dann die Aufgabe, eine diesen Kriterien genügende Liste der ArbeitnehmerInnen zu erstellen, die betriebsbedingt gekündigt werden sollen.[120] Einmal gekündigt, sind Personen mit familiären Verpflichtungen jedoch in Bezug auf regionale Mobilität und Arbeitszeiten nicht im gleichen Maße flexibel, wie Personen ohne solche Verpflichtungen. Dies gilt insbesondere für Alleinerziehende (vgl. Beste und Trappmann 2017). Personen mit familiären Verpflichtungen werden insgesamt weniger Jobangebote erhalten und kommen darüber hinaus für zahlreiche besonders gut entlohnte Stellen oft nicht in Frage (bspw. Führungspositionen, die i.d.R. nur in Vollzeit auszufüllen sind). Leistungen aus Sozialplänen können diese Such- und Mobilitätsbeschränkungen nur zum Teil ausgleichen.

Fazit: für familiäre Verpflichtungen ist insbesondere in den Analysen für die Teilzeitbeschäftigten zu kontrollieren. Aufgrund der ungleichen Verteilung von 'produktiven' und 'reproduktiven' Tätigkeiten zwischen den Geschlechtern, sollte versucht werden, die tatsächliche Involvierung in solche pflegenden bzw. betreuenden Tätigkeiten abzubilden anstatt bspw. die bloße Kinderzahl im Haushalt als Indikator zu nutzen. Es ist davon auszugehen, dass die familiären Verpflichtungen für die Vollzeitbeschäftigten von geringerer Bedeutung sind, weil diese sie nicht an der Vollzeiterwerbstätigkeit hindern.

119 Aus diesem Grund wird auf eine besonders sozialverträgliche Ausgestaltung von Sozialplänen geachtet.

120 Einen Interessenausgleich kann es nur bei Existenz eines Betriebsrates geben. Ansonsten erstellt der Arbeitgeber die Liste allein.

Gesundheitszustand und Schwerbehinderung

Auch Personen mit einem schlechten Gesundheitszustand oder einer Schwerbehinderung sind in ihrer Mobilität und in ihrem Tätigkeitsspektrum eingeschränkt. Aus diesem Grund waren der Gesundheitszustand und eine Schwerbehinderung bis Ende 2003 in der Sozialauswahl zu berücksichtigen. Für anerkannte Schwerbehinderte gilt nach §85 SGB IX auch weiterhin ein besonderer Kündigungsschutz, der u.a. die Zustimmung des Integrationsamtes vorsieht. Bei erfolgter Kündigung werden Schwerbehinderte eher arbeitslos und finden schwerer wieder eine Beschäftigung (Brinkmann 1981; Montada 1997). Wie Brinkmann (1981) und Allmendinger und Rauch (2005) zeigen, sind Behinderte im Schnitt weniger gut qualifiziert.

Können Arbeitnehmer durch gesundheitliche Beeinträchtigungen bzw. eine gravierende Veränderung im Gesundheitszustand nicht mehr ihren beruflichen Verpflichtungen nachkommen, so droht ihnen eine personenbedingte Kündigung. In diesem Fall ist mit deutlichen Lohnabschlägen zu rechnen, denn der neue Lohnabschluss wird sich am aktuellen (und im Vergleich zu vorher vermutlich geringeren) Produktivitätsniveau orientieren. Dieser Verlust ist ein Effekt der nicht direkt beobachtbaren personenbedingten Kündigung.

In der Treatmentgruppe sollte demnach der Anteil von Personen mit einem verschlechterten Gesundheitszustand oder einer Schwerbehinderung höher sein als in der Kontrollgruppe. Ohne Berücksichtigung des Gesundheitszustands würden Treatmentbeobachtungen dann mit hoher Wahrscheinlichkeit mit Kontrollbeobachtungen verglichen, die einen besseren Gesundheitszustand haben und eher nicht personenbedingt gekündigt wurden. Der Gesundheitszustand ist demnach eine wichtige Variable für die Kündigung durch den Arbeitgeber (KAG). Darüber hinaus sollten Schwerbehinderung und Gesundheitszustand bei Teilzeitbeschäftigten eine größere Rolle spielen als bei Vollzeitbeschäftigten. Vollzeitbeschäftigte sind offensichtlich trotz ihrer gesundheitlichen Verfassung in der Lage einer Vollzeiterwerbstätigkeit nachzugehen. Dies muss bspw. für schwerbehinderte Teilzeitbeschäftigte nicht im gleichen Maße gelten. Eine Erhöhung des Arbeitsumfangs beim Arbeitsplatzwechsel ist für diese Personen i.d.R. nicht möglich. Damit werden sie jedoch auch seltener Zuwächse im Bruttomonatslohn erhalten und noch länger arbeitslos sein (da weniger Stellen verfügbar sind).

Erkrankungen, die eine Folge der Arbeitslosigkeitserfahrung sind, stellen einen Mechanismus dar, über den diese wirkt. Lediglich für Erkrankungen, die eine Folge der Betriebsstilllegung/Kündigung sind (bspw. Depressionen) müsste kontrolliert werden (vgl. Salm 2009). Solche kurzfristigen Veränderungen können jedoch mit gewöhnlichen Paneldaten, zwischen deren Wellen mindestens mehrere Monate liegen, nicht erfasst werden. Dies ist eine mögliche Quelle für Verzerrungen.

Fazit: für den Gesundheitszustand oder das Vorliegen einer Schwerbehinderung sollte insbesondere in den Modellen für Teilzeitbeschäftigte kontrolliert werden.

Beide Merkmale sollten bei der Zuweisung in die Arbeitslosigkeit im Fall einer KAG eine größere Rolle spielen.

Soziales Kapital und berufliche Netzwerke

Ein Blick in Tabelle 3.4.9 zeigt,[121] dass soziale Netzwerke (Freunde und Bekannte) in den Jahren 2000 bis 2010 der wichtigste Weg zu einer neuen Stelle waren. Informationen über Stellen, die nicht selten (nur) intern oder (nur) pro forma ausgeschrieben werden, fließen durch persönliche Netzwerke und reduzieren die Suchkosten deutlich (vgl. Preisendörfer und Voss 1988). Nach Granovetter (1973) spielen bei der Weitergabe von neuen Informationen insbesondere die schwachen Verbindungen innerhalb von persönlichen Netzwerken eine Rolle. Weil mehr und andere Informationen, als bei den formalen Suchwegen üblich, weitergegeben werden, reduziert der (indirekte) persönliche Kontakt darüber hinaus die Unsicherheit bzgl. der Qualität des Arbeitsplatzes bzw. der 'Qualität' des/der Arbeitnehmers/in (vgl. Weiss und Klein 2011, S. 230). Gemäß Dustmann u. a. (2016) wird die daraus resultierende bessere Matchingqualität mit einem Lohnaufschlag belohnt.

Für den Nutzen des Netzwerks bei der Jobsuche ist jedoch nicht allein die Größe, sondern vor allem auch die Struktur des Netzwerks entscheidend (vgl. u.a. Weiss und Klein 2011 und Preisendörfer und Voss 1988). So kommt es u.a. darauf an, ob das Netzwerk statushöhere Personen enthält und ob es vorwiegend aus KollegInnen oder Freizeitkontakten besteht. In Abhängigkeit von der Struktur des Netzwerks und dem eigenem Status (hoch, niedrig, erwerbslos, Berufseinsteiger) kann ein Netzwerk nicht nur die Suchdauer reduzieren (Effekt auf D_t), sondern auch die beruflichen Merkmale (J_t) und direkt den Lohn (Y_t) beeinflussen.

Für die vorliegende Untersuchung ist von Bedeutung, dass Arbeitsplatzverlust und Arbeitslosigkeit zumindest mittelfristig zu einer Veränderung im Netzwerk führen können. Das Netzwerk (der Einfachheit halber in Z zusammengefasst) ist somit eigentlich eine zeitveränderliche Variable. Es ist davon auszugehen, dass sich ein Teil des Netzwerkeffektes bereits in der Aufteilung auf Kündigungsgründe widerspiegelt. Jedoch beeinflussen Netzwerke bei erfolgter Kündigung eben auch das Arbeitslosigkeitsrisiko.

Fazit: für berufliche Netzwerke sollte in beiden Modellen kontrolliert werden.

Deutsche Sprachkenntnisse

Ausreichende Kenntnisse der *deutschen Sprache* können als Voraussetzung für eine gelungene Arbeitsmarktintegration angesehen werden (vgl. Brücker u. a. 2014). Auch wenn in einigen (internationalen) Unternehmen und Organisationen andere

121 Die Zahlen beziehen sich auf alle identifizierten Arbeitsplatzwechsler, die Angaben zum Lohn in der Folgeperiode machen können. Die Stichprobe ist (noch) nicht auf Betriebsstilllegungen und Kündigungen durch den Arbeitgeber beschränkt. Auch für diese beiden Gruppen spielen Freunde und Bekannte die wichtigste Rolle. Allerdings ist der Anteil der durch die Arbeitsagenturen vermittelten Personen sowie der Anteil Recalls höher.

Tabelle 3.4.9.: Wege der Stellensuche (Arbeitsplatzwechsler, Zeilenprozente, gewichtet)

Jahr	Von Stelle erfahren durch						N
	Arb.-amt	Private Vermittl.	Stellen-anzeige	Freunde, Bekannt.	Recall	Sonstiges	
2000	8%	4%	22%	28%	6%	32%	556
2001	10%	2%	23%	33%	6%	28%	461
2002	11%	1%	16%	31%	8%	34%	486
2003	12%	0%	21%	25%	6%	35%	398
2004	6%	3%	17%	24%	7%	44%	382
2005	11%	2%	22%	22%	5%	37%	323
2006	7%	1%	23%	25%	6%	37%	363
2007	6%	2%	17%	25%	4%	45%	367
2008	6%	1%	28%	26%	5%	34%	369
2009	7%	0%	44%	16%	3%	30%	298
2010	2%	1%	22%	30%	8%	37%	270
Gesamt	8%	2%	24%	26%	6%	35%	4.273

Daten: SOEP, Welle 30, *master_10.do*

Arbeitssprachen Vorrang haben, kann davon ausgegangen werden, dass unzureichende Deutschkenntnisse die Suchdauer erhöhen und gleichzeitig die Chance für gute Lohnabschlüsse reduzieren (siehe auch Chiswick und Miller 1995 und Dustmann 1994 für die Determinanten des Spracherwerbs und die Sprachrenditen). Es ist allerdings fraglich, ob davon auch die Lohn*entwicklung* betroffen ist. Eher ist davon auszugehen, dass die Sprachkenntnisse die berufliche Stellung (und damit den Lohn) zu beiden Zeitpunkten (Y_1 und Y_2) in gleicher Weise beeinflussen. Sofern Deutsch nicht die Familiensprache ist, kann eine Arbeitslosigkeitsepisode sowohl zur Verschlechterung der Sprachkenntnisse führen, als auch zu einer Verbesserung genutzt werden. Dies sind jedoch Mechanismen der Arbeitslosigkeit, die nicht kontrolliert werden dürfen.

Fazit: für Deutschkenntnisse muss nicht kontrolliert werden.

Schulische und berufliche Qualifikationen

Neben der Sprache spielen auch schulische und berufliche Qualifikationen, d.h. allgemeines und spezifisches Humankapital, sowie andere nicht zertifizierte Kompetenzen eine Rolle (vgl. die Ausführungen in Abschnitt 3.2.1). Diese mehr oder weniger zeitkonstanten und übertragbaren Humankapitalarten beeinflussen sowohl K_t und D_t als auch J_t und Y_t. Von besonderer Bedeutung ist hier die *Berufserfahrung*. Da nur ein Teil der offenen Stellen mit Berufsanfängern besetzt wird, sollten Personen

mit Berufserfahrung prinzipiell mehr Jobangebote erhalten. Ebenso ist ein Effekt auf die Lohnentwicklung zu erwarten. Aus zahlreichen Untersuchungen ist der abnehmende Ertrag eines weiteren Jahres Berufserfahrung bekannt (quadratischer Zusammenhang, vgl. Abbildung 1 in Light und Ureta 1995, S. 145).[122]

Im SOEP ist bspw. neben der Berufserfahrung in Voll- oder Teilzeit auch die kumulierte *Arbeitslosigkeitserfahrung* hinterlegt. Vergangene Arbeitslosigkeitserfahrung ist ein starker Prädiktor für zukünftige Arbeitslosigkeitserfahrung. Ob dieser Zusammenhang auch kausal ist, ist Gegenstand wissenschaftlicher Debatten (vgl. Heckman 1981). Vor dem Hintergrund, dass nicht alle Variablen kontrolliert werden können, die D_t kausal beeinflussen, sollte jedoch auf die vergangene Arbeitslosigkeitserfahrung nicht verzichtet werden. Diese könnte das Resultat von Erwerbsorientierung, von Suchstrategien oder von besonderen (anderweitig nicht beobachtbaren) individuellen oder kollektiven Problemlagen sein, die personen- oder verhaltensbedingte Kündigungen begünstigen. Personen, die in der Vergangenheit bereits arbeitslos waren, könnten einer drohenden Arbeitslosigkeitepisode entspannter entgegensehen. Sofern sie sich in der Vergangenheit arbeitslos gemeldet haben, kennen sich bereits mit den Abläufen und Strukturen der Arbeitslosenverwaltungen aus und wissen, wo und wie sie nach Arbeit suchen müssen.

Fazit: für die Berufs- und Arbeitslosigkeitserfahrung sollte in beiden Modellen kontrolliert werden. Bildung und Talente werden als zeitkonstante Variablen behandelt, die – unter Kontrolle der beruflichen Stellung – den Lohn zu beiden Zeitpunkten in gleicher Weise beeinflussen.[123] Weiterbildungen sind Mechanismen der Arbeitslosigkeit (bzw. des Arbeitsplatzverlusts) und sollten nicht kontrolliert werden.

Alter

Das Alter eines/r Befragten beeinflusst sowohl D_t als auch $(\Delta)Y_t$. Dies lässt sich u.a. aus dem Investitionscharakter einer Arbeitsplatz- bzw. Arbeitskraftsuche ableiten. In den Suchmodellen wird angenommen, dass ältere ArbeitnehmerInnen weniger Zeit in die Arbeitsplatzsuche investieren, da diese Investition über einen mit dem Alter schrumpfenden Zeithorizont Erträge abwirft (vgl. Franz 2013). Eine Person, die noch drei Jahre bis zur Altersrente hat, wird demnach weniger lange suchen als eine Person, die noch zehn Jahre arbeiten muss (c.p.). Auf der anderen Seite ist auch die Suche und Anstellung einer Beschäftigten mit Investitionen verbunden. Dies sind

122 Darüber hinaus unterscheiden sich die Lohnprofile auch in Abhängigkeit von soziodemografischen Merkmalen, wie bspw. dem Geschlecht oder der Bildung.

123 Da für die berufliche Stellung kontrolliert wird, sollten mögliche Unterschiede in den Lohnprofilen bereits hinreichend erfasst sein. Wie weiter oben beschrieben, kann die Lohnentwicklung vor dem Treatment Hinweise auf unterschiedliche kontrafaktische Trends liefern. Allerdings ist unklar, in welcher Weise eine arbeitgeberseitige Kündigung diese Lohnentwicklung beeinflusst. Ob die Lohnentwicklung vor dem Treatment ein guter Prädiktor für das Arbeitslosigkeitsrisiko ist, kann getestet werden (vgl. Fußnote 100 in diesem Kapitel).

zum einen die Such- und Verwaltungskosten und zum anderen die Investitionen in das Humankapital der Beschäftigten, die durch Einweisung und Anlernen zustande kommen. Sofern es nicht um die Besetzung einer befristeten Stelle geht, gilt auch hier: je länger die zukünftige Beschäftigungszeit, desto größer der Ertrag.

Hinzu kommt, dass ältere Arbeitnehmer einen deutlich höheren Krankenstand aufweisen. Wie Vetter (2003) zeigt, sinkt zwar die Anzahl der krankheitsbedingten Fehlzeiten bis zur Mitte des Erwerbslebens. Dafür steigt jedoch die Dauer der Krankschreibung mit dem Alter kontinuierlich an. Die Arbeitgeber können auf diese 'Risiken' durch Diskriminierung der älteren Arbeitsuchenden reagieren. Sie können dies zum einen durch die Auswahl der Personen, zum anderen durch die Höhe der Lohnangebote tun.

Fazit: für das Alter sollte in beiden Modellen kontrolliert werden.

Geschlecht

Wie bereits erwähnt, unterscheiden sich die Lohnprofile von Frauen und Männern. Maßgeblich hierfür sind Rollenbilder, die nicht nur im Haushaltskontext ihre Wirkung entfalten, sondern auch in der Sozialgesetzgebung verankert sind und tagtäglich in der Arbeitswelt zu Buche schlagen.[124] Als Stichworte genannt seien hier die Sortierung in typisch männliche oder weibliche Berufe, manifeste Diskriminierung aufgrund des Geschlechts und die Verweisung von Müttern junger Kinder auf ihre 'Alternativrolle'. Frauen wechseln aus den genannten Gründen häufiger in die Erwerbs- als in die (registrierte) Arbeitslosigkeit. Wie Mavromaras und Rudolph (1997, S. 814) argumentieren, ist darüber hinaus zu erwarten, dass Diskriminierung insbesondere beim Wechsel von der Erwerbs- oder Arbeitslosigkeit in die Beschäftigung stattfindet. Zum einen sind die Einstellungspraktiken nicht transparent, zum anderen stehen die Arbeitssuchenden unter großem Handlungsdruck.

In der Literatur werden aus den genannten Gründen oft separate Modelle für Männer und Frauen geschätzt (vgl. Kasten 2008). In dieser Arbeit werden stattdessen separate Modelle für Voll- und Teilzeitbeschäftigte geschätzt, in denen das Geschlecht als einfache Drittvariable kontrolliert wird. Diese Modellierung basiert auf der Annahme, dass das Geschlecht (bzw. die Geschlechterrollen) den Erwerbsumfang beeinflusst und damit bereits für einen wesentlichen Teil des Geschlechtereffektes kontrolliert wird. Darüber hinaus liegt der Fokus nur auf arbeitsmarktbezogenen Erwerbsunterbrechungen. Vollzeitbeschäftigte Männer und Frauen, die ihren Arbeitsplatz verlieren und dann – mit oder ohne Arbeitslosigkeit – einen neuen Arbeitsplatz finden, gelten unter Kontrolle der anderen Merkmale als

124 So schreiben bspw. Dietz u. a. 2015, S. 148: „Ja, es besteht sogar der Verdacht, dass Frauen strukturell in ihren Chancen am Arbeitsmarkt benachteiligt werden, da man in der Regel diesen – ausgehend vom rückständigen Frauenbild im Sozialrecht – per se unterstellt, irgendwann die zur Absicherung von Kindererziehung geschaffenen Schutzleistungen wider Arbeitgeberinteressen ausschöpfen zu wollen."

hinreichend vergleichbar.

Fazit: für das Geschlecht sollte in beiden Modellen kontrolliert werden.

Alternative Einkommensquellen

Ähnlich der Abfindung können alternative Einkommensquellen die Suchkosten reduzieren. Hierunter fallen nicht nur die eigenen Sozialleistungen, Kapitaleinkünfte und Löhne aus Nebenerwerbstätigkeiten, sondern auch Einkommen anderer Haushaltsmitglieder oder Familienangehöriger. Lange bestehende *Nebentätigkeiten* stellen nicht nur ein zusätzliches Einkommen dar, sie können im Fall eines Arbeitsplatzverlusts auch zur Haupttätigkeit werden. Auf diese Weise können sich Personen in prekären Beschäftigungsverhältnissen gegen die Einkommensunsicherheit absichern (vgl. Sussman 1998; Dickey u. a. 2015). Da es unwahrscheinlich ist, dass eine Person gleichzeitig ihre Haupt- und Nebentätigkeit verliert, kann sie die Kontakte aus der Nebentätigkeit zur Arbeitsplatzsuche nutzen. Darüber hinaus könnte eine Person mit Nebentätigkeit weniger Anreize haben sich arbeitslos zu melden, sei es, weil sie sich selbst nicht so wahrnimmt, oder aber weil (sie davon ausgeht, dass) ihr Nebeneinkommen auf das ALG angerechnet würde (wird).[125] Nach Kimmel und Smith Conway (2001), Sussman (1998) und Dickey u. a. (2015) sinkt die Wahrscheinlichkeit für eine Nebentätigkeit mit dem Lohn und der Stundenzahl für die Haupttätigkeit.[126] Es ist zu vermuten, dass die Existenz einer Nebentätigkeit auch mit der potentiellen Lohnentwicklung korreliert. Eine Person, die eine Nebentätigkeit hat, kann oder will u.U. in ihrem Erstjob nicht denselben Lohn verdienen, wie eine Person, die sich nur diesem Erstjob widmet.

Wichtiger als der absolute Betrag anderer *Haushaltseinkommen* ist die Möglichkeit, neue Einkommensquellen zu erschließen oder mehr aus den vorhandenen Quellen zu schöpfen. Dabei spielt es eine Rolle, ob die anderen Haushaltsmitglieder ihren Arbeitsumfang erhöhen können (vgl. Ehlert 2012). Es ist jedoch fraglich, ob diese, zum Zeitpunkt der Kündigung hypothetischen, zusätzlichen Einkommen die Suchstrategie (Arbeitslosigkeit vs. sofortige Wiederbeschäftigung) tatsächlich beeinflussen.[127] Von größerer Bedeutung sollten daher Ansprüche auf *Lohnersatzlei-*

125 Ob die Nebenerwerbstätigkeit auf das Arbeitslosengeld angerechnet wird hängt nach § 155, Absatz 2 des SGB III davon ab, ob sie bereits 18 Monate vor Beginn der Arbeitslosigkeit ausgeübt wurde. In diesem Fall „bleibt das Einkommen bis zu dem Betrag anrechnungsfrei, der in den letzten zwölf Monaten vor der Entstehung des Anspruchs aus einer Erwerbstätigkeit [...] durchschnittlich auf den Monat entfällt".

126 Teilzeitbeschäftigte sollten demnach häufiger einer Nebentätigkeit nachgehen.

127 Hinzu kommen weitere Probleme. Wenn für die anderen Ressourcen des Haushalts kontrolliert werden sollte, dann wäre es sinnvoll für eine Art bedarfsgewichtetes Nettoäquivalenzeinkommen zu kontrollieren, dem nur die Einkommen der anderen Haushaltsmitglieder zu Grund liegen. Dieses bildet das aktuelle bedarfsabhängige Einkommenspotential der anderen Haushaltsmitglieder ab. Darüber hinaus müssten dann auch Zahlungsverpflichtungen der Haushalte berücksichtigt werden. Eine Person, die Kredite zurückzahlen muss, kann sich eine ausgedehnte Suchte evtl. nicht leisten. Ob Zahlungsverpflichtungen die potentielle Lohnentwicklung beeinflussen darf jedoch bezweifelt

stungen sein. Ob eine Person Leistungsansprüche hat, hängt wesentlich vom Umfang ihrer Erwerbstätigkeit in der Anwartschaftszeit, von ihrer familiären Situation und vom Kündigungsgrund ab. Für alle drei Merkmale wird bereits ansatzweise kontrolliert (durch die Berufserfahrung, die Betriebszugehörigkeitsdauer und familiäre Verpflichtungen).

Von Bedeutung könnte darüber hinaus sein, ob eine Person zur Miete wohnt oder Immobilieneigentümerin ist. Personen mit *Wohneigentum* sind i.d.R. weniger mobil. Zwar kompensiert die fehlende Miete nicht den Einkommensausfall, sie kann aber ein Grund dafür sein, dass Personen aus beruflichen Gründen nicht umziehen wollen. Ob darüber hinaus ein Effekt auf Y_2 (bzw. ΔY) besteht, ist jedoch fraglich. Als 'Mobilitätshindernis' könnte selbst genutztes Wohneigentum den Lohn zu jedem Zeitpunkt beeinflussen. In diesem Fall wäre auch der Lohn zum ersten Zeitpunkt niedriger, als der Lohn mobilerer Personen.

Fazit: in beiden Modellen soll für Nebenerwerbstätigkeiten zum ersten Zeitpunkt kontrolliert werden. Es wird erwartet, dass die Einkommen anderer Haushaltsmitglieder keine Rolle für das Arbeitslosigkeitsrisiko spielen. Da sie vom genauen Kündigungsgrund (verhaltensbedingte Kündigung) und der Einhaltung der Kündigungsfristen (bei Betriebsstilllegungen mit Abfindungszahlungen) abhängt, kann die Möglichkeit des Bezugs von Lohnersatzleistungen nicht direkt beobachtet werden.[128] Für sie wird jedoch durch die vorliegende Stichproben- und Variablenauswahl bereits ansatzweise kontrolliert. Ob es einen Effekt des Wohneigentums auf das Arbeitslosigkeitsrisiko gibt, sollte getestet werden.

Kontextmerkmale

Unter Kontextmerkmale fallen im Wesentlichen 1. die Arbeitslosenquote, 2. das Bruttoinlandsprodukt und 3. der Zeitraum.

Arbeitslosenquote

Mit steigender Arbeitslosenquote nimmt die Rate der Jobangebote ab. Dadurch steigen die Suchdauern und damit letztlich das Risiko des Eintritts in die Arbeitslosigkeit. Dieser Zusammenhang zeigt sich auch in den verwendeten Daten des Sozio-ökonomischen Panels (Jahre 2000-2013): wie Abbildung 3.4.17 entnommen werden kann, steigt mit der regionalen Arbeitslosenquote sowohl die Prävalenz von Arbeitslosigkeit als auch die Dauer der Arbeitslosigkeit (d.h. die Austrittswahrscheinlichkeit sinkt).[129]

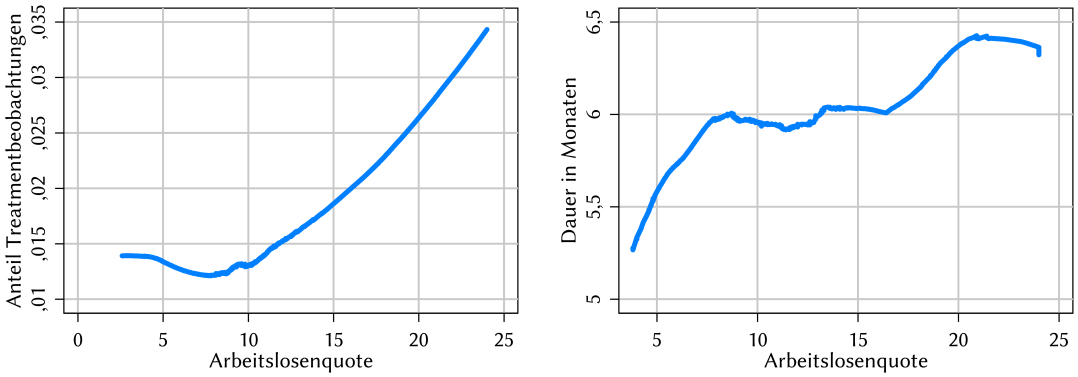
---

werden.

128 Für Arbeitslose ließe sich der Bezug von Lohnersatzleistungen über Einkommenskalendarien abbilden. Da Kontrollbeobachtungen jedoch nicht arbeitslos werden, kann für sie nur die *Möglichkeit* des Arbeitslosengeldbezugs erfasst werden.

129 Es handelt sich um nicht-parametrische Regressionskurven (LOWESS). Eine saisonale Bereinigung und eine Kontrolle von Jahreseffekten ist dabei nicht erfolgt. Grundlage dieser und

Abbildung 3.4.17.: Prävalenz und Dauer von Arbeitslosigkeit in Abhängigkeit von der Arbeitslosenquote (SOEP, Welle 30; *master_13*)



Darüber hinaus führt der größere Wettbewerb um offene Stellen zu niedrigeren Lohnabschlüssen für die Wiedereinsteiger und dauerhaft Beschäftigten (vgl. Blien 2003; Bell u. a. 2002). Ursächlich hierfür ist die bessere Verhandlungsposition der Arbeitgeber. Diese können zwischen mehr und tendenziell besser qualifizierten Arbeitskräften wählen. Effizienzlöhne müssen nicht gezahlt werden, da Ersatz schnell gefunden werden kann und mit einer Entlassung größere individuelle Kosten verbunden sind. Um offene Stellen bewerben sich bei hoher Arbeitslosenquote vermehrt Personen, die eine höhere als notwendige Qualifikation haben. Der Anteil an Überqualifizierten nimmt zu, niedrig qualifizierte Arbeitslose finden nur sehr schwer Arbeit. Hinweise für diese 'Lohnkurven' finden sich für West- und Ostdeutschland ebenfalls in den verwendeten SOEP-Daten (vgl. Abbildung 3.4.18 und Fußnote 129). Abgebildet sind lokale Regressions'geraden' der ersten Differenzen in den Bruttomonatslöhnen in Abhängigkeit von der regionalen Arbeitslosenquote.[130]

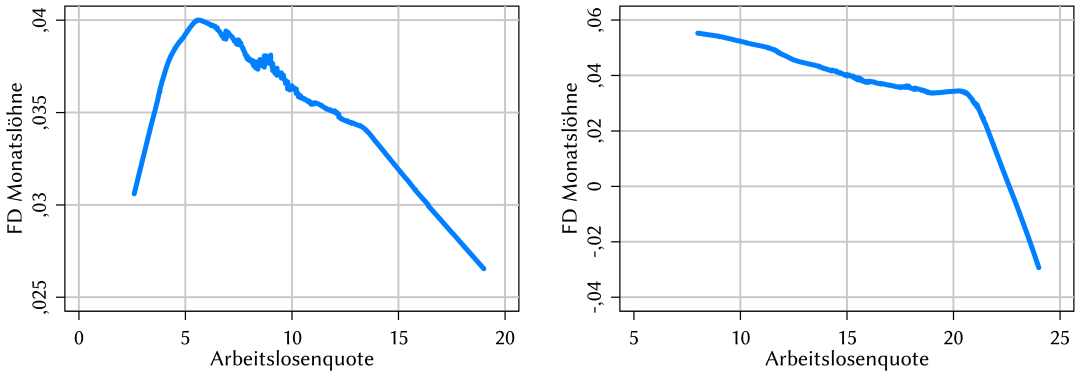
Neben der absoluten Höhe der regionalen Arbeitslosenquote spielt auch die Entwicklung am Arbeitsmarkt um den Zeitpunkt des Eintritts in die Arbeitslosigkeit eine Rolle. In Zeiten der Erholung sollte es zu einem schnelleren Wiedereinstieg kommen als in Zeiten der Verschlechterung.

Fazit: für die Arbeitslosenquote sollte in beiden Modellen möglichst genau kon-

der Abbildungen zu den Lohnkurven sind die Voll- und Teilzeitbeschäftigten Befragten des SOEP, die den in Kapitel 4 beschriebenen Kriterien genügen. Es sind nur solche Treatmentbeobachtungen enthalten, die durch Betriebsstilllegung oder Kündigung durch den Arbeitgeber ihren Arbeitsplatz verloren haben. Aus diesem Grund ist der Anteil der Treatmentbeobachtungen an allen Beschäftigten und Arbeitslosen gering.

130 Für Westdeutschland ist über alle Jahre ein Anstieg der ersten Differenzen in den Löhnen im unteren Bereich der Arbeitslosenquoten zu beobachten. Dieser Anstieg basiert auf verhältnismäßig wenigen Beobachtungen. Hinzu kommt, dass hier nicht für Jahreseffekte oder Kompositionseffekte kontrolliert wurde.

Abbildung 3.4.18.: Lohnkurve: Veränderungen in den Monatslöhnen und Arbeitslosenquote (SOEP, Welle 30; *master_13*)



Westdeutschland Ostdeutschland

trolliert werden.

Arbeitslosenquote und die SUTV-Annahme

Da die Arbeitslosenquote vom Treatmentstatus anderer Personen abhängt, ist die SUTV-Annahme verletzt. Geht man von regionalen Lohnkurven aus, so unterscheiden sich die potentiellen Ergebnisse in Abhängigkeit vom Treatmentstatus anderer Personen (d.h. von der Prävalenz und der Dauer des Treatments). Wie oben beschrieben, betrifft dies sowohl den Lohn ohne Arbeitslosigkeit (Y^0) als auch den mit Arbeitslosigkeit (Y^1). Dies lässt sich auch durch Rückgriff auf die in Abschnitt 2.3 dargelegten Mechanismen erklären. So nimmt bspw. das Stigma einer Arbeitslosigkeitsepisode mit der Arbeitslosenquote ab. Arbeitslosigkeit verliert bei sehr hoher Arbeitslosenquote seine 'Funktion' als Indikator für Fähigkeiten und Verhaltensweisen. *Insofern sollte möglichst ein quasi-exaktes Matching in Bezug auf die Arbeitslosenquote erfolgen.*

Bruttoinlandsprodukt

Neben der Arbeitslosenquote könnte auch das Bruttoinlandsprodukt (BIP, pro Kopf) eine Rolle spielen. Unter Kontrolle der Arbeitslosenquote ist das BIP jedoch eher ein Prädiktor für Y_t als für D_t. Hinzu kommt, dass die absolute Höhe des BIP für die *Entwicklung* von Y_t auf individueller Ebene eine nachrangige Rolle spielt.

Fazit: in beiden Modellen soll nicht für das BIP kontrolliert werden.

Andere Faktoren

Das BIP und die Arbeitslosenquote sind nicht ursächlich für die Lage am Arbeitsmarkt oder für die regionale Wirtschaftsleistung bzw. -entwicklung, sondern deren Ergebnis (bzw. Indikatoren hierfür). So könnte eine hohe Arbeitslosenquote dadurch entstehen, dass ein Teil der Erwerbsfähigen aufgrund von ethnischer

Diskriminierung keinen Arbeitsplatz findet. Diese Diskriminierten sind dann auf Dauer arbeitslos, während andere Personengruppen ohne Erwerbsunterbrechung eine Stelle finden.

Da es schwer ist, alle regionalen Faktoren abzubilden, wird in Regressionsanalysen oft mit Dummyvariablen für Regionen gearbeitet (vgl. Blien 2003). Diese fixen Regionaleffekte, sollen die unbeobachteten Eigenschaften der Regionen einfangen. In einer Matchinganalyse käme dieses Vorgehen der Schätzung eines Zuweisungsmodells mit Regionendummies gleich. Allerdings wären dann, wie auch im Fall der Regressionsanalyse, Paare von Treatment- und Kontrollgruppen aus unterschiedlichen Regionen möglich. Geht man davon aus, dass sich Personen aus unterschiedlichen Regionen unter Kontrolle der anderen Merkmale in ihren potentiellen Ergebnissen sowie im Hinblick auf D_t unterscheiden, so müsste ein exaktes Matching innerhalb der (bzw. eine separate Regressionsanalyse für einzelne) Regionen vorgenommen werden. Dies wäre selbst bei großen Stichproben ab einer gewissen regionalen Tiefe nicht mehr möglich.[131]

Darüber hinaus gehe ich davon aus, dass es bei Kontrolle der anderen Merkmale nicht erforderlich ist, exakt für die Region zu matchen. Treatment- und Kontrollbeobachtungen aus Schleswig-Holstein Mitte und Schleswig-Holstein Nord dürfen zusammengespielt werden, wenn diese Regionen ähnliche Arbeitslosenquoten aufweisen. Außerdem sind Personen in ihrer Mobilität nicht an die administrativen Grenzen gebunden und können zwischen angrenzenden Regionen hin- und herpendeln. Um dennoch regionale Unterschiede einfangen zu können, sollte(n) separate Analysen für die neuen und die alten Bundesländer erstellt oder für den Siedlungsstrukturellen Regionstyp kontrolliert werden.

Fazit: ein exaktes Matching für Regionen ist nicht notwendig. Separate Analysen für Ost- und Westdeutschland sind sinnvoll.

Periodeneffekte

Wie in Abschnitt 2.1 beschrieben, haben sich die in im Beobachtungszeitraum (2000-2010) durchgeführten Arbeitsmarktreformen auch auf den Bestand und die Zusammensetzung der Arbeitslosen ausgewirkt. Außerdem gab es Phasen stärkerer und schwächerer Lohnzurückhaltung, die für ganz Deutschland von Bedeutung waren (vgl. Akyol u. a. 2013 sowie Sturn und Treeck 2017).

Fazit: ein exaktes Matching für Jahre oder Gruppen von Jahren ist sinnvoll.

131 Eine mögliche regionale Analyseebene wären die Raumordnungsregionen (vgl. BBSR 2017). In 2014 gab es 96 Raumordnungsregionen. Will man nun exakt für Raumordnungsregionen und Jahre matchen, so erhält man bei zehn Jahren 960 Zellen. Auf diese Zellen müssten dann die Treatment- und Kontrollbeobachtungen aufgeteilt werden. Im SOEP bleiben nach der Datenaufbereitung noch ca. 350 Beobachtungen, die durch eine Betriebsstilllegung ihren Arbeitsplatz verloren hatten (vgl. Kapitel 5). Nehmen wir an, dass davon 50% in der Kontrollgruppe sind und gehen wir davon aus, dass keine zwei Treatment- oder Kontrollbeobachtungen in einer Zelle sitzen, so bleiben etwas weniger als 800 Zellen unbesetzt.

3.5. Zusammenfassung: kausale Modelle

Das Unterkapitel begann mit einer Diskussion der Exogenität von Arbeitslosigkeit für verschiedene Kündigungsgründe (vgl. Abschnitt 3.4.1). Es wurde argumentiert, dass für die Betriebsstilllegung und, etwas weniger ausgeprägt, für die Kündigung durch den Arbeitgeber das Potenzial besteht, die Annahme der bedingten Unabhängigkeit von Arbeitslosigkeit und potenziellen Ergebnissen durch Kontrolle von relevanten Drittvariablen zu gewährleisten. Im darauffolgenden Abschnitt 3.4.2 wurde ein einfaches kausales Modell für zwei Perioden vorgeschlagen, in dem die zentralen Variablen (K_t, D_t und Y_t) untereinander sowie mit einer Reihe von Merkmalsbündeln verknüpft werden.

Da nicht alle relevanten Variablen kontrolliert werden können, die die unabhängige Variable (D_2) mit der abhängigen Variable (Y_2) verknüpfen, ist der Einsatz eines FE-Modells angeraten. Die abhängige Variable ist dann nicht mehr Y_2, sondern die Lohnentwicklung ΔY und die (statische) *Conditional Independence Assumption* (CIA) wird zur Annahme gemeinsamer kontrafaktischer Trends (auch *dynamische* CIA). Mit dem FE-Modell wird für den Einfluss zeitkonstanter Variablen mit zeitkonstanten Effekten kontrolliert. Ein einfacher Vergleich der Lohnentwicklung von Treatment- und Kontrollbeobachtungen, d.h. ein FE- oder FD-Modell ohne Kovariaten, wird jedoch verzerrte Schätzungen des kausalen Effektes produzieren: Treatment- und Kontrollbeobachtungen unterscheiden sich nicht nur in ihrem Arbeitslosigkeitsrisiko, sondern auch in ihren potenziellen Lohnentwicklungen. So ist davon auszugehen, dass Treatmentbeobachtungen auch für den Fall, dass sie die Arbeitslosigkeit vermeiden können, schlechter abschneiden würden, als Kontrollbeobachtungen ($E[\Delta Y^0|D = 0] > E[\Delta Y^0|D = 1]$).

In Abschnitt 3.4.3 wurde dargelegt, welche Variablen kontrolliert werden müssen, um die identifizierende Annahme gleicher kontrafaktischer Trends bzw. die dynamische CIA zu gewährleisten. Es wurde aufgezeigt, dass wichtige Merkmale schwer bis unmöglich zu erheben sind und somit auch nicht direkt kontrolliert werden können. Stattdessen muss auf Proxyvariablen ausgewichen werden, die, sofern prinzipiell beobachtbar, nicht in jeder Erhebung verfügbar sind. Tabelle 3.5.10 enthält eine Übersicht der 28 relevanten Prädiktoren, *die prinzipiell beobachtbar sind.*[132] Nicht allen Merkmalen wurde die gleiche Bedeutung bei der Zuweisung in das Treatment

132 Mit dem Kündigungsgrund sind *29* Merkmale erfasst. Die Möglichkeit des Bezugs von ALG I ist schwer zu beobachten. Die Frage „Hätten sie Anspruch auf Arbeitslosengeld gehabt?" wird wahrscheinlich von einigen Befragten falsch beantwortet, da sie nicht alle Gesetze kennen, die neben der Anspruchsdauer und -höhe auch Tatbestände für Sperrzeiten festlegen. Aus diesem und dem Grund, dass für wichtige ALG-relevante Merkmale bereits kontrolliert wird, ist der Variablenname in Klammern gesetzt worden. Folgende Merkmale wurden als nicht relevant angesehen: 1. Arbeitsplatzzufriedenheit, 2. Sprachkenntnisse, 3. Schulabschluss und Berufsausbildung, 4. andere Haushalts- bzw. Nichterwerbseinkommen sowie Zahlungsverpflichtungen und 5. das Bruttoinlandsprodukt.

beigemessen. So wurde u.a. ausgeführt, dass der Einfluss der Merkmale *Branche* und *Immobilienbesitz* auf das Arbeitslosigkeitsrisiko empirisch zu prüfen ist.

Neben dem Kündigungsgrund sollen auch getrennte Analysen für Vollzeit- und Teilzeitbeschäftigte durchgeführt werden. Da die SUTV-Annahme verletzt ist, sollte die Arbeitslosenquote möglichst genau kontrolliert werden. Ob darüber hinaus auch der Wert der abhängigen Variablen zum ersten Zeitpunkt kontrolliert werden soll, ist eine offene Frage. Hierzu sollen an entsprechender Stelle Sensitivitätsanalysen durchgeführt werden (vgl. Abschnitt A.1 im Anhang).

Zusammenfassend ist festzuhalten, dass die Chancen, den kausalen Effekt von Arbeitslosigkeit mit Hilfe von Beobachtungsdaten zu identifizieren, mäßig (BS) bis gering (KAG) sind.[133] Trotz dieser geringen Identifikationsaussichten soll der Versuch unternommen werden, etwas aus den verfügbaren Daten zu lernen. Dieses Lernen bezieht sich nicht nur auf den kausalen Effekt selbst, sondern auch auf die Folgen der Vernachlässigung des Kündigungsgrundes für die Schätzungen des Effekts von Arbeitslosigkeit. Der weitere Teil der Arbeit dient damit in erster Linie der Illustration unterschiedlicher Identifikationsstrategien, insbesondere der Wahl der Kontrollgruppe.

133 Manski (1995) bezeichnet solche Situationen als negative Identifikation.

Tabelle 3.5.10.: (Mögliche) Prädiktoren im Zuweisungsmodell

	Merkmal (X_k)	in BS?	in KAG?
Arbeitsplatz (J_1)	Befristung	✓	✓
	Öffentlicher Dienst	✓	✓
	Beamter	✓	✓
	Umfang der Beschäftigung	✓	✓
	Umfang der gewünschten Beschäftigung	✓	✓
	Betriebs- / Personalrat	✓	✓
	Abfindung (Sozialplan)	✓	✓
	Umschulung (Sozialplan)	✓	
	Betriebszugehörigkeitsdauer	✓	✓
	Unternehmensgröße	✓	✓
	Zukunftserwartungen	✓	✓
	Branche	(✓)	(✓)
	Aussicht auf Recall		✓
	Berufliche Stellung	✓	✓
	Vorankündigung des Arbeitsplatzverlusts	✓	✓
	Freistellung zur Arbeitsplatzsuche	✓	✓
Soziodemographie ($Z_{(1)}$)	Betreuung von Familienangehörigen	✓	✓
	Gesundheitliche Beeinträchtigungen	✓	✓
	Soziales Kapital	✓	✓
	Berufserfahrung	✓	✓
	Arbeitslosigkeitserfahrung	✓	✓
	Alter	✓	✓
	Geschlecht	✓	✓
	Nebenerwerbstätigkeiten	✓	✓
	(Möglichkeit des Bezugs von ALG I)	✓	✓
	Immobilienbesitz	(✓)	(✓)
M_1	(Δ) Arbeitslosenquote	✓	✓
	Zeitraum (Jahre)	✓	✓

4. Daten und Operationalisierung

„If we have data, let's look at data. If all we have are opinions, let's go with mine."

(James Love Barksdale, ehemals CEO von Netscape)

Kapitelübersicht

4.1. Verfügbarkeit von Daten 168

4.1.1. Anforderungen an die Daten 168

4.1.2. Überblick über verfügbare Datensätze 169

4.1.3. Begründung der Datenauswahl 171

4.2. Beschreibung der Stichprobe und der Stichprobenauswahl 171

4.2.1. Informationen zum SOEP 171

4.2.2. Erste Beschränkung des Analysesamples 173

4.3. Aufbereitung der Kalendarien, Beschreibung und Auswahl der Übergänge 177

4.3.1. Beschäftigungskalendarien im SOEP 177

4.3.2. Aufbereitung der Spelldaten 179

4.3.3. Verknüpfung von Spell- und Paneldaten (Validierung) . 180

4.3.4. Wiederbeschäftigung vs. Beobachtung in Beschäftigung 185

4.4. Definition des Treatments. Auswahl der Treatment- und Kontrollgruppe 188

4.4.1. Kündigungsgrund und Beschäftigungsperspektive 190

4.4.2. Beschäftigungsperspektive und Arbeitslosigkeit 193

4.4.3. Beschränkung auf Kündigungsgründe mit hohem Analysepotenzial 195

4.5. Auswahl und Aufbereitung der Variablen 196

4.5.1. Gewichte 197

4.5.2. Arbeitsplatzmerkmale (J_1) 200

4.5.3. Soziodemografische Merkmale (Z_1) 213
4.5.4. Kontextmerkmale (M_1) 225
4.5.5. Abhängige Variablen 228
4.6. Zusammenfassung: Daten 240

4.1. Verfügbarkeit von Daten

4.1.1. Anforderungen an die Daten

Zur Analyse der in den Kapiteln 2 und 3 beschriebenen verzögerten beruflichen Folgen von Arbeitslosigkeit werden Längsschnittdaten auf Individualebene benötigt. Zu diesem Datentyp gehört auch der bereits in Abschnitt 2.2.2 beschriebene *Displaced Worker Survey* (DWS), bei dem Informationen zu beruflichen Merkmalen vor der Entlassung retrospektiv erfragt werden.[1] Die Retrospektivfragen im DWS beziehen sich auf Ereignisse, die bis zu drei Jahre zurückliegen. Dies ist problematisch, da die Messfehler (Erinnerungslücken) mit dem zeitlichen Abstand zwischen dem Ereignis und der Datenerhebung zunehmen. Eine längerfristige Ereignishistorie lässt sich auf diese Weise nicht erfassen.

Aus diesem Grund sollte auf Daten zurückgegriffen werden, die mit einem prospektiven Paneldesign erhoben werden (vgl. Duncan und Kalton 1987). Hierzu zählen einerseits Surveys, bei denen dieselben Untersuchungseinheiten zu verschiedenen Zeitpunkten befragt werden und andererseits prozessproduzierte Daten, die in Deutschland aus den Meldungen an die Sozialversicherungsträger und die Arbeitsverwaltung gewonnen werden.

Benötigt werden Panel- oder Ereignisdaten, die *erstens* ein möglichst umfassendes Bild der Karriere einer Person sowie der für diese Karriere relevanten Rahmenbedingungen liefern. Insbesondere sollten Informationen zu allen in der Analysestrategie aufgelisteten Variablen vorhanden sein (siehe Abschnitt 3.4.3). Von besonderer Bedeutung sind Angaben zum Lohn, zu Phasen der Arbeitslosigkeit und zum Kündigungsgrund. Wünschenswert ist *zweitens* ein relativ kurzes Erhebungsintervall, mit dem kurzfristige Veränderungen in der abhängigen, der unabhängigen oder den Drittvariablen erfasst werden können. So könnten bspw. mit Hilfe einer monatlichen Befragung die aktuellen Suchstrategien in der Arbeitslosigkeit für (fast) alle jemals Arbeitslosen erhoben werden. Und *drittens* sollten die Daten auf einer Zufallsauswahl aus der deutschen Bevölkerung basieren.

1 Beim DWS handelt es sich somit um Längsschnittdaten, die mit einem Querschnittdesign erhoben werden (vgl. Diekmann 2006, Kap. VII).

4.1.2. Überblick über verfügbare Datensätze

Obwohl die Anzahl prospektiver Panelstudien in Deutschland in den letzten Jahren stark angestiegen ist, gibt es nur vier Untersuchungen, die diese drei Anforderungen annähernd erfüllen (eine Übersicht zu den größeren regelmäßigen Erhebungen findet sich in RatSWD 2017-01-01). Hierzu gehören das *Sozio-ökonomische Panel* (SOEP, Wagner u. a. 2008), die europaweit durchgeführte Erhebung *European Union Statistics on Income and Living Conditions* (EU-SILC, Eurostat - Unit F4 2014-12-01), das *Panel Arbeitsmarkt und soziale Sicherung* (PASS, Trappmann u. a. 2013) und die *Stichprobe der Integrierten Arbeitsmarktbiografien* (SIAB, Berge u. a. 2013). Während es sich bei den ersten drei Erhebungen um prospektive Haushaltspanels handelt, werden die Daten für die SIAB aus den Meldungen an die Sozialversicherungsträger und die Arbeitsverwaltung gewonnen. Die Daten der SIAB liegen als Ereignisdaten vor, können aber in Paneldaten konvertiert werden.

Das *SOEP* ist die größte und wahrscheinlich bekannteste deutsche Längsschnitterhebung, „bei der seit 1984 repräsentativ ausgewählte Haushalte und alle darin lebenden Personen einmal pro Jahr statistisch erfasst und alle Personen im Alter ab 17 Jahren[2] persönlich befragt werden" (Wagner u. a. 2008, S. 302). Seit 1990 wird die Erhebung auch in Ostdeutschland durchgeführt. Zum Kern des SOEP zählen Fragen zu (Aus-)Bildung, Erwerbsverhalten, Einkommen und Vermögen, sowie zu Einstellungen, Sorgen und zur Zufriedenheit mit verschiedenen Lebensbereichen. Darüber hinaus wird im SOEP für das vergangene Kalenderjahr nach der monatlichen Einkommens- und Beschäftigungssituation gefragt. Berufliche Veränderungen sind damit in ausreichendem Maße abgebildet. Im Jahr 2000 überstieg die Anzahl erfolgreich durchgeführter Personeninterviews erstmalig 20.000. Die Mikrodaten des SOEP sind als *Scientific Use File* beim FDZ SOEP kostenlos erhältlich.

Im Rahmen von *EU-SILC* werden jährlich Personen über 16 Jahren in mehreren zehntausend Privathaushalten in den Mitgliedsstaaten der EU befragt. In Deutschland findet diese Erhebung seit 2005 unter dem Namen *Leben in Europa* statt. Die Erhebung stellt die Datengrundlage für eine amtliche europäische Sozialberichterstattung dar und ist gleichzeitig Grundlage für die Bewertung der Fortschritte im Hinblick auf bestimmte sozialpolitische Absichtserklärungen der Mitgliedsstaaten (siehe Eurostat 2010). Bei *Leben in Europa* handelt es sich um ein vierjähriges Rotationspanel, bei dem jährlich ein Viertel der Haushalte neu ausgewählt wird und ein Viertel der Haushalte das Panel verlässt (vgl. Horneffer und Kuchler 2008, S. 651). Dies hat den Vorteil, dass die Stichprobe leichter auf die Grundgesamtheit im jeweiligen (Erhebungs-)Jahr hochgerechnet werden kann. Andererseits können

2 In den letzten Jahren sind zahlreiche Erhebungsinstrumente für Kinder und Jugendliche hinzugekommen. Seit 2002 gibt es für die 17-jährigen einen eigenen Jugendfragebogen. Mit Hilfe von speziellen Fragebögen werden mittlerweile auch SchülerInnen im Alter von 11-12 Jahren befragt. Fragebögen für jüngere Kinder werden von den erwachsenen Bezugspersonen ausgefüllt.

längere Sequenzen nicht erfasst werden. Die angestrebte Nettofallzahl ist mit ca. 14.000 Personen ausreichend groß, allerdings liegt erst seit dem Jahr 2008 eine vollständig auf Basis einer Zufallsauswahl basierende Stichprobe vor (ebd. S. 652 und S. 658). Auf Basis der Angaben in *Leben in Europa* kann ein umfassendes Bild der Erwerbs- und Einkommenssituation einer Person gemacht werden. Wie auch in SOEP und im PASS wird für das jeweils vergangene Jahr ein Beschäftigungskalender geführt (vgl. Statistisches Landesamt des Freistaates Sachsen 2011, Abschnitt F, Personenfragebogen). Mikrodaten aus EU-SILC können (Stand 2016) nur während eines Gastaufenthaltes an den Forschungsdatenzentren der Statistischen Ämter des Bundes und der Länder oder aber, im Anschluss an einen solchen Aufenthalt, mittels Datenfernverarbeitung ausgewertet werden (Statistisches Landesamt NRW 2016).

Das *PASS* wurde 2006 vom Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung (IAB) initiiert. 2007 wurde mit der ersten Befragung von 12.000 Haushalten begonnen (vgl.Trappmann u. a. 2013). Ziel der Erhebung „ist es, eine Datenbasis für die Analyse des Bezugs von wohlfahrtsstaatlichen Leistungen nach der Einführung des Arbeitslosengeld II in Deutschland im Jahr 2005 zur Verfügung zu stellen" (ebd. S. 275). Zu diesem Zweck wurden zwei Stichproben gezogen: eine Stichprobe von Beziehern von Leistungen nach SGB II und eine weitere Stichprobe von in Deutschland lebenden Haushalten, die einen überproportional hohen Anteil von Personen mit niedrigem Einkommen enthält. Trotz des komplexen Stichprobendesigns können die Stichprobendaten mit Hilfe von Gewichten auf die deutsche Wohnbevölkerung hochgerechnet werden. Die Befragung richtet sich an alle Haushaltsmitglieder über 14 Jahre. Neben soziodemografischen Variablen werden zahlreiche Informationen zur Einkommens- und Lebenssituation der Haushalte (und ihrer Mitglieder), zu Erwerbseinstellungen, zum Leistungsbezug sowie der Teilnahme an Maßnahmen der Arbeitsagenturen erhoben. Durch die Erhebung eines detaillierten Beschäftigungskalenders sind berufliche Veränderungen auch hier in ausreichendem Maße abgebildet.[3] Die Mikrodaten des PASS können als *Scientific Use File* zu Forschungszwecken beim IAB bezogen werden. Die PASS-Daten wurden darüber hinaus mit den administrativen Daten des IAB verknüpft (siehe SIAB). Dieser seit 2014 verfügbare Datensatz (PASS-ADIAB) kann während eines Gastaufenthaltes am Forschungsdatenzentrum des IAB oder nach einem solchen Aufenthalt mittels Datenfernverarbeitung analysiert werden (vgl. Antoni und Bethmann 2014). Durch die Verknüpfung mit den administrativen Daten können die Erwerbsverläufe sehr genau abgebildet werden.

Bei der *SIAB* handelt sich um „eine 2%-Stichprobe aus der Grundgesamtheit

3 Im Gegensatz zum SOEP wird im PASS die Technik des *Dependent Interviewing* verwendet, d.h. die Befragten bekommen Informationen aus ihrem letzten Interview zugespielt. Diese Interviewtechnik ist zwar nicht gänzlich fehlerfrei (Eggs und Jäckle 2015), sollte jedoch die Antwortqualität erhöhen.

der Integrierten Erwerbsbiografien (IEB) des Instituts für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung (IAB)" (Dorner u. a. 2010, S. 8). In den IEB werden unterschiedliche administrative Datenquellen zusammengeführt. Zu diesen Quellen gehören u.a. die Meldungen der Arbeitgeber an die Sozialversicherungsträger sowie Daten der Bundesagentur für Arbeit (BA) zum Bezug von Leistungen nach SGB II und SGB III (ebd.). Auf Basis dieser Angaben können der Erwerbszustand sowie die individuelle Einkommenssituation (tages-)genau abgebildet werden. Damit lässt die SIAB präzise Aussagen zum Erwerbsverlauf für eine große Anzahl von Personen zu. Allerdings sind in der SIAB nur wenige Angaben zu Demografie und Haushaltsmerkmalen und keinerlei subjektive Angaben enthalten. Mit dem *Linked-Employer-Employee*-Daten des IAB (LIAB) können seit 2016 darüber hinaus auch die personenbezogenen Informationen mit den Daten des IAB Betriebspanels verknüpft werden. Auf diese Weise können zusätzliche betriebliche Merkmale erfasst und einige Kündigungsgründe (bspw. die Betriebsstilllegung) genauer abgebildet werden. Während die SIAB-Daten in der faktisch anonymisierten Version als *Scientific Use File* erhältlich sind, können die LIAB-Daten nur während eines Gastaufenthaltes am FDZ des IAB analysiert werden. Sie werden dort eigens für die Untersuchungen zusammengespielt.

4.1.3. Begründung der Datenauswahl

Zur Analyse der verzögerten Folgen von Arbeitslosigkeit soll in dieser Arbeit auf das SOEP zurückgegriffen werden. Für die Jahre 2000-2013 werden die Daten der Version 30 verwendet Schupp u. a., 2015. Für das SOEP sprechen insbesondere die langen Zeitreihen (bis vor 2005, im Gegensatz zu PASS sowie Leben in Europa), der einfache Datenzugang sowie die detaillierten Informationen zu den Rahmenbedingungen von Erwerbsentscheidungen und subjektiven Erwartungen bzgl. beruflicher Veränderungen (im Gegensatz zur SIAB). Mit längerer Laufzeit sollte jedoch insbesondere das PASS an Potenzial für ähnliche Analysen gewinnen.

4.2. Beschreibung der Stichprobe und der Stichprobenauswahl

4.2.1. Informationen zum SOEP

Mit der Erhebung des SOEP wurde 1984 in der BRD begonnen. Ziel war es, eine Datengrundlage zur Beschreibung und Analyse von „Lebensläufen und lebenslaufbezogenem Verhalten" zu gewinnen (Wagner u. a. 2008, S. 304). Während die ersten Arbeiten sich vorrangig mit der „Analyse der Dynamik von Einkommensverteilung und -armut" befassten (Wagner u. a. 2008, S. 303, vgl. u.a. den Sammelband

von Rendtel und Wagner 1991), wird das SOEP dank neuer Erhebungsinhalte mittlerweile zur Beantwortung zahlreicher sozial- und verhaltenswissenschaftlicher Fragestellungen genutzt.

Im Juni 1990, noch vor der Wirtschafts- und Währungsunion, wurde die Erhebung auf das Gebiet der DDR ausgeweitet. Seitdem wurden, neben Stichproben für besondere Bevölkerungsgruppen, weitere Auffrischungsstichproben gezogen, die den Veränderungen in der Bevölkerung der BRD, die über das großzügige Weiterverfolgungskonzept nicht erfasst werden können, Rechnung tragen sollen (vgl. Wagner u. a. 2008, S. 309). Im Jahr 2010 (Welle BA) waren Daten für sechzehn Teilstichproben verfügbar, von denen vierzehn auf einer Zufallsauswahl basierten und damit (mehr oder weniger) auf die in Deutschland wohnhafte Bevölkerung hochgerechnet werden können (vgl. Kroh 2014, S. 5 und Wagner u. a. 2008, S. 314).[4] 2000 wurden ca. 25.000 Personen befragt, die höchste Zahl wurde im Jahr 2013 mit knapp 31.000 Personen erreicht (vgl. Kroh u. a. 2017, S. 8).

Bei diesen hohen Zahlen ist jedoch zu berücksichtigen, dass nur ein Teil der Personen für Analysen im Längsschnitt verfügbar ist. Sollen für eine Untersuchung nur Personen berücksichtigt werden, die in einem bestimmten Zeitraum (bspw. die Jahre 2000-2005) durchgehend befragt werden konnten,[5] so können Angaben für Personen, die vorzeitig (und sei es temporär) ausfallen, so wie für Personen, die in späteren Wellen erstmalig befragt werden, nicht genutzt werden. Die effektive Stichprobengröße ist in diesem Fall deutlich kleiner als die Zahl aller in einem Jahr (d.h. im Querschnitt) Befragten. Hinzu kommt, dass ein Teil der Fragen den neuen Stichprobenmitgliedern erst in der dritten Befragungswelle gestellt wird (vgl. Wagner u. a. 2008, S. 305). Damit soll eine vorzeitige Teilnahmeverweigerung aufgrund eines zu hohen Befragungsaufwands vermieden werden. Für Befragte, die nach der ersten oder zweiten Befragung ausscheiden,[6] werden bestimmte Biografieinformationen demnach nicht erfasst.

Aufgrund der verschiedenen Stichproben und des Designs der Erhebung als Haushaltspanel ist die Arbeit mit den SOEP-Daten ein voraussetzungsreiches Unterfangen. Die Daten für eine Welle stammen oft aus mehreren Erhebungsinstrumenten, die in unterschiedlichen Datensätzen abgelegt sind. Zielt die Fragestellung

4 Bis 2010 gab es nur in den Stichproben D (1994, Zuwanderer) und G (2002, Hocheinkommenshaushalte) Haushalte, die kein positives Gewicht erhalten haben, da sie über ein Schneeballverfahren (Stichprobe D) erfasst wurden oder die Kriterien im Nachhinein nicht erfüllt haben (Stichprobe G, siehe Wagner u. a. 2008, S. 314). Für die IAB-SOEP Migrationsstichproben wurde ein neues Auswahlverfahren implementiert. Es handelt sich um eine mehrstufige Zufallsauswahl aus den Registern der BA (vgl. Kroh u. a. 2015). Wie bei anderen Auswahlverfahren auch, stimmen Auswahlrahmen und Zielpopulation in diesem Fall nicht überein. Insbesondere werden alle Selbstständigen oder 'schwarz' arbeitenden Personen nicht erfasst.

5 Liegen Informationen zu allen Zeitpunkten vor, wird von einem balancierten Panel gesprochen.

6 Je nach Teilstichprobe können bis zu 22% der Haushalte erneut kontaktiert werden (vgl. Kroh 2014, S. 34).

auf Personen ab, so müssen die Haushaltsinformationen, die mit Hilfe des Haushaltsfragebogens erhoben wurden, mit den Personendaten verknüpft werden. Bei Untersuchungen im Längsschnitt muss wiederum auf die Konsistenz der Frageformulierung und der Antwortmöglichkeiten geachtet werden. Die Verknüpfung der Spelldaten aus den Erwerbskalendarien mit den Jahresinformationen aus jeder Erhebungswelle sollte genau bedacht und beschrieben werden. Sollen darüber hinaus regionale Informationen berücksichtigt werden, so müssen diese den Individualdaten über regionale Schlüssel zugespielt werden. Da sich bestimmte regionale Zuschnitte über die Zeit, z.B. aufgrund von Gebietsreformen, verändern können, ist auch hier Vorsicht geboten. Da die Analyseergebnisse wesentlich von Entscheidungen bei der Datenaufbereitung abhängen, wird die Datenaufbereitung besonders sorgfältig dokumentiert.

4.2.2. Erste Beschränkung des Analysesamples

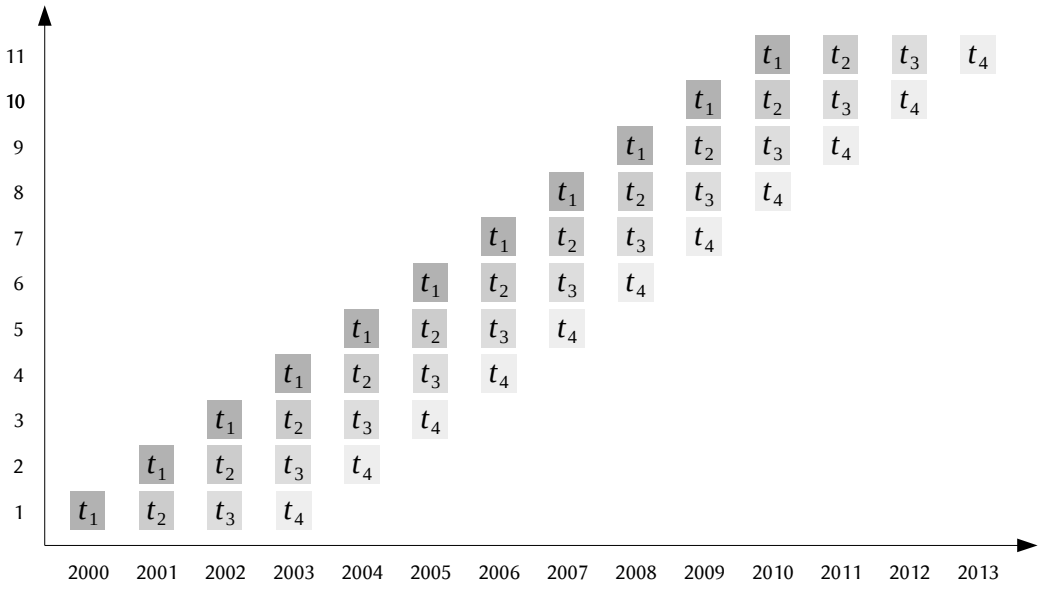
Die verzögerten beruflichen Folgen von Arbeitslosigkeit sollen für West- und Ostdeutschland für die Jahre 2000-2013 untersucht werden. Zu diesem Zweck wird auf Daten der Welle BD (d.h aus 2013) zurückgegriffen (Schupp u. a. 2015).[7] Die Beschränkung auf den Zeitraum ab 2000 ergibt sich aus folgenden Überlegungen. Zum einen wird davon ausgegangen, dass die wichtigsten Veränderungen im Transformationsprozess in Ostdeutschland bis Ende der 1990er Jahre stattgefunden haben (vgl. Blum 2010). Zum anderen wurde im Jahr 2000 mit Hilfe einer neuen Ergänzungsstichprobe (F) die Fallzahl von ca. 14.000 auf fast 25.000 Personen erhöht. Darüber hinaus, und dies ist für die vorliegende Arbeit von besonderer Bedeutung, wurde im Jahre 2001 bei der Frage nach der Beendigung des Beschäftigungsverhältnisses erstmalig zwischen einer Betriebsstilllegung und einer Kündigung durch den Arbeitgeber (aus anderen Gründen) unterschieden. Für Personen, die zwischen der Befragung in 2000 und der in 2001 arbeitslos wurden, liegen somit erstmalig (retrospektive) Informationen zu diesem Sachverhalt vor.

Gemäß dem kausalen Graphen in Abbildung 3.4.16 müssen zur Analyse des verzögerten Effekts von Arbeitslosigkeit mindestens zwei Beobachtungen für eine Person vorliegen. Die Person sollte durchgehend an der Befragung teilnehmen, da ansonsten, trotz eines 'Lückefragebogens', das individuelle Erwerbsgeschehen nicht vollständig bzw. nur ungenau abgebildet werden kann.[8] Für die Arbeit wird ein

7 Die Auffrischungsstichproben J und K, sowie die beiden Migrationsstichproben können demnach nicht verwendet werden.

8 Personen, die in einem Jahr nicht an der Befragung teilnehmen, werden als vorläufige Ausfälle deklariert und im Folgejahr erneut kontaktiert. Sofern diese Personen erneut an der Befragung teilnehmen, erhalten sie zusätzlich zum regulären Fragebogen den Kurzfragebogen "Lücke". In dieser Nachbefragung werden wichtige biografischen Veränderungen erhoben. Aufgrund des großen zeitlichen Abstands zwischen Ereignis und Berichterstattung, sind diese Angaben eher ungenau.

Abbildung 4.2.1.: Struktur des ereigniszentrierten Datensatzes



Zeitfenster von vier Jahren gewählt, in denen eine in Deutschland lebende Person aus einem Privathaushalt durchgehend befragt worden ist. Darüber hinaus sollen für diese Person Angaben zum Haushalt vorliegen (d.h. es muss ein Haushaltsinterview geführt worden sein). Das Beobachtungsfenster von vier Jahren wird um den Zeitpunkt des Eintritts in Arbeitslosigkeit gelegt, mit einem Interview vor diesem Ereignis ($t = 1$) und drei Interviews ($t = 2, 3, 4$) nach diesem Ereignis. Mit nur einer Lohnbeobachtung vor dem Treatment kann ein beliebter Test der *Common-Trend-Assumption* nicht durchgeführt werden. Wie in Abschnitt 3.4.2 erklärt, gehe ich jedoch davon aus, dass die Entwicklung der abhängigen Variablen bei der Zuweisung in die Arbeitslosigkeit keine Rolle spielt, sondern dass Abbildung 3.4.16 den kausalen Prozess angemessen abbildet.[9] Da Personen mehrere Jahre nach Arbeit suchen können, wird die erste Lohnbeobachtung aus einem der drei Zeitpunkte nach der Arbeitslosigkeit zur Bildung der abhängigen Variable genutzt (vgl. die Ausführungen

Hinzu kommt, dass für das Jahr, in dem eine Person nicht teilgenommen hat, keine Informationen zu Bruttomonatslöhnen und anderen Panelvariablen vorliegen.

9 Ein Test vergleichbarer Trends auf Basis der Entwicklung des Lohnes vor dem Treatment wäre dann sinnvoll, wenn als unabhängige Variable der Arbeitsplatzverlust (die Kündigung) genutzt würde. In diesem Fall kann nach dem kontrafaktischen Lohn unter der Bedingung 'nicht gekündigt worden' gefragt werden. Ist die Kündigung aber einmal erfolgt, dann sagt die Lohnentwicklung vor der Kündigung nur wenig über die kontrafaktische Lohnentwicklung mit oder ohne Arbeitslosigkeit aus.

Tabelle 4.2.1.: Generelle Kriterien für die Auswahl und Anzahl von Stichprobenmitgliedern

Merkmal	*Kriterium*	*Beobachtungen pro Panel (ca.)*
Panel	min. vier aufeinanderfolgende Beobachtungen	15.500
Alter	mind. 24, max 58 Jahre in $t = 1$	9.400
Berufserfahrung	mind. 3 Jahre in $t = 1$	8.800
Beschäftigung	Voll- oder reguläre Teilzeitbeschäftigung in $t = 1$	6.800
Erwerbskalender	keine Lücke zwischen $t = 1$ und $t = 2$	6.800
Bruttostundenlohn	gültige Angaben in $t = 1$	6.700

master_5.do

in Abschnitt 4.5). Der Analysedatensatz besteht somit aus 11 balancierten Paneln mit $T = 4$ Zeitpunkten (vgl. Abbildung 4.2.1). Da der Biografiefragebogen erst mit der dritten Befragung erhoben wird, führt die Beschränkung auf vier Jahre nicht zu einer besonders großen zusätzlichen Reduzierung der Fallzahlen.

Um unterschiedliche Problemlagen nicht zu vermischen, sollen Berufseinsteiger sowie Arbeitnehmer an der unmittelbaren Grenze zur Verrentung von der Untersuchung ausgeschlossen werden (vgl. hierzu Schmelzer 2011; Salm 2009; Strauß und Hillmert 2011). Der Fokus liegt damit stärker auf Arbeitnehmern in der 'Mitte' ihrer Berufslaufbahn. Die Stichprobe wird zu diesem Zweck auf Personen beschränkt, die zum Zeitpunkt $t = 1$ (der ersten Welle eines jeden Panels) mindestens 24 und höchstens 58 Jahre alt sind,[10] und mindestens drei Jahre aktive Berufserfahrung (Vollzeit und/oder Teilzeit) aufweisen.[11] Darüber hinaus werden Personen ausgeschlossen, die nach der Arbeitslosigkeit unmittelbar in Rente gehen. Das Analysesample wird weiterhin auf Personen beschränkt, die in $t = 1$ einer regulären Voll- oder Teilzeitbeschäftigung nachgehen und für die sich aus den Erwerbskalendarien (*artkalen*) die monatlichen Erwerbszustände rekonstruieren lassen. Auch sollten Angaben

10 D.h. sie können zum Zeitpunkt der Arbeitslosigkeit mindestens 24 und maximal 59 Jahre alt sein. Laut Wingerter (2011, S. 103) lag die Erwerbstätigenquote von Personen im Alter von 24 Jahren in 2009 bei knapp über 50%. Das durchschnittliche Zugangsalter in Altersrenten lag zu Beginn des Untersuchungszeitraums bei 62 Jahren (vgl. Sozialpolitik Aktuell 2014). Das Alter wird auf Basis der Angaben zu Geburtsjahr und -monat sowie dem Interviewjahr und -monat berechnet. Obwohl einige Befragte keine Angaben zum Geburtsmonat machen, unterscheiden sich die Fallzahlen bei Verwendung einer gröberen Altersvariable nur sehr geringfügig (30 Beobachtungen mehr).

11 Da davon ausgegangen werden kann, dass Personen mit einer längeren Berufserfahrung genauere Angaben zu Arbeitsplatzmerkmalen (wie bspw. der Betriebsgröße oder der Existenz eines Betriebsrates) machen können, sollte der Ausschluss der unmittelbaren Berufseinsteiger die Datenqualität erhöhen.

zur zentralen abhängigen Variablen (dem *Bruttostundenlohn*) zum Zeitpunkt $t = 1$ vorliegen.[12] Personen mit fehlenden Angaben für diese Variablen werden von der Untersuchung ausgeschlossen. Es wird nicht versucht, diese grundlegenden Variablen selbst zu imputieren oder als Missings in der Analyse zu berücksichtigen (siehe dazu Abschnitt 4.5.5).

Nach Anwendung der genannten Kriterien stehen für die weitere Datenaufbereitung pro Panel durchschnittlich 6.700 Beobachtungen zur Verfügung (vgl. Tabelle 4.2.1). Die Gesamtzahl der 73.900 Beobachtungen entfällt auf ca. 13.400 Personen. Eine Person kann somit mehrmals in der Treatment- und oder Kontrollgruppe beobachtet werden.[13] Der Stichprobenumfang reduziert sich im Verlauf der Arbeit ein weiteres Mal, da nicht alle Befragten gültige Angaben auf den Kovariaten oder keine weitere Beobachtung auf den abhängigen Variablen haben. Außerdem gibt es Personen, die, da sie nicht zufällig ausgewählt wurden, nicht auf die Grundgesamtheit hochgerechnet werden können und bei gewichteten Analysen entfallen.

Definition der Grundgesamtheit

Die Grundgesamtheit besteht theoretisch aus in Deutschland lebende Personen, auf die die Auswahlkriterien zutreffen (vgl. Fußnote 10 auf Seite 10). Wie in diesem und dem nächsten Kapitel ausführlich beschrieben wird, können nicht alle Personen, auf die diese Kriterien zutreffen in der Analyse genutzt werden. So werden im weiteren Verlauf der Arbeit u.a. die in $t = 1$ teilzeitbeschäftigten Männer und die Beamten von der Analyse ausgeschlossen. Hinzu kommt, dass nicht alle Personen innerhalb des gewählten Zeitfensters wieder eine Arbeit finden bzw. wieder in Arbeit beobachtet werden. Aus diesem Grund muss als weiteres Kriterium die Beobachtung der Wiederbeschäftigung herangezogen werden (E-A-E, vgl. Abschnitt 2.5). Andernfalls muss die Selektion in die Wiederbeschäftigung modelliert werden.

12 Ob diese Angaben plausibel sind, soll an dieser Stelle keine Rolle spielen (siehe dazu die Ausführungen in Abschnitt 4.5.5). Angaben zu den abhängigen Variablen müssen darüber hinaus zu einem weiteren Zeitpunkt in $t = 2, 3, 4$ vorliegen. Da es Personen gibt, die später nicht wieder in Arbeit finden oder für die die Wiederbeschäftigung nicht beobachtet werden kann (weil sie den Arbeitsplatz schnell wieder verlieren), wird dieses Kriterium später eingeführt.

13 Trotz des Unterschieds zwischen der Zahl der Beobachtungen und der Zahl der Personen, wird im weiteren Verlauf gelegentlich von 'Befragten' oder 'Personen' geschrieben, wenn (bspw. die Anzahl) 'Beobachtungen' gemeint ist. Dies hat vor allem sprachliche Gründe. Der Autor dieser Arbeit zieht es vor, von Personen oder Befragten 'mit Kindern im Haushalt' oder 'mit gültigen Angaben' zu schreiben.

4.3. Aufbereitung der Kalendarien, Beschreibung und Auswahl der Übergänge

Über die verzögerten Folgen von Arbeitslosigkeit lassen sich nur dann belastbare Aussagen treffen, wenn alle relevanten Übergänge aus Beschäftigung in Arbeitslosigkeit erfasst werden. Dies setzt Daten voraus, die Veränderungen zwischen den Befragungszeitpunkten erfassen. Im SOEP wird nach beruflichen Veränderungen seit dem letzten Befragungszeitpunkt gefragt, die Aufschluss über erfolgte Arbeitsplatzwechsel geben (generierte Variable *jobch*). Mit diesen Angaben allein kann jedoch nicht zwischen Beschäftigungswechseln mit und solchen ohne Arbeitslosigkeit unterschieden werden. Dies ist immer nur dann möglich, wenn die Person noch zum Befragungszeitpunkt arbeitslos ist. Szenario 1 in Abbildung 4.3.2 kennzeichnet diesen Fall. Durchgezogene (horizontale) Pfeile kennzeichnen Erwerbsspells und die gestrichelten Pfeile Arbeitslosigkeitsspells.

Um Arbeitslosigkeitsepisoden zu identifizieren, die zwischen zwei Befragungszeitpunkten begonnen und abgeschlossen werden (Szenario 2), muss auf die Spelldaten zurückgegriffen werden. In Szenario 3 kann die Person nach der (ersten) Arbeitslosigkeitsepisode trotz kurzfristiger Erwerbsepisoden nicht mehr in Beschäftigung beobachtet werden. Grund hierfür sind der hohe Anteil an Nichterwerbsepisoden und die langen Abstände zwischen den einzelnen Erhebungen. In diesem Fall könnten (sehr vage) Informationen zum Bruttomonatslohn allein über die Frage nach dem durchschnittlichen Verdienst im Vorjahr gewonnen werden.[14] Personen mit einer geringen 'Erwerbsneigung' werden demnach bei der ausschließlichen Verwendung der Daten aus dem Befragungsmonat mit einer geringeren Wahrscheinlichkeit im Analysesample beobachtet.

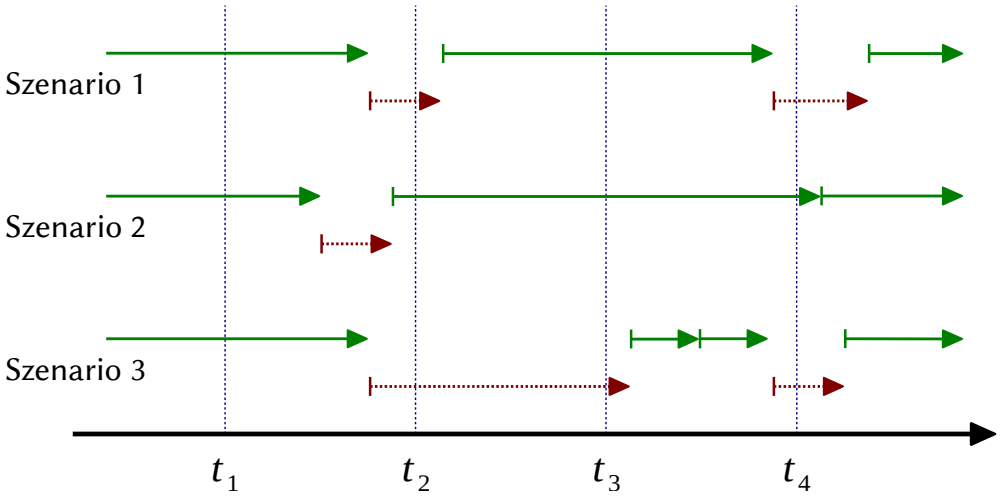
4.3.1. Beschäftigungskalendarien im SOEP

Die Beschäftigungs- und Einkommenskalendarien werden für das jeweils vergangene Kalenderjahr erhoben.[15] Die Kalendarien verschiedener Jahre werden gepoolt und in einem Spelldatensatz (*artkalen*) abgelegt. Je weiter zurück die Ereignisse zum

14 Bis Mitte der 1990er Jahre gab es im SOEP noch einen monatsgenauen Einkommenskalender. Dieser wurde durch einen *summativen* Einkommenskalender ersetzt, in dem die Dauer des Bezugs (in Monaten) und die durchschnittliche Höhe einer Einkommensquelle erfasst wird. Eine andere Möglichkeit besteht darin, die vom FDZ SOEP generierten Jahreseinkommen zu verwenden, die auf Basis aller Einkommensangaben zum Vorjahr erstellt werden. Diese enthalten auch Sonderzahlungen. Da in diesen Angaben aber der Lohn vor und nach einer Erwerbsunterbrechung enthalten ist, kann der kurzfristige Effekt der Erwerbsunterbrechung nicht erfasst werden. Eine Analyse nichtmonetärer beruflicher Merkmale (bspw. die Zufriedenheit mit dem Arbeitsplatz) ist ebenso nicht möglich.

15 In einem Jahr t stehen damit monatsgenaue Informationen bis zum Ende des Vorjahres $t-1$ zur Verfügung.

Abbildung 4.3.2.: Mögliche Berufsverläufe



Zeitpunkt der Erhebung liegen, desto größer ist (c.p.) die Wahrscheinlichkeit, dass sie fehlerhaft oder nicht berichtet werden. Als eine mögliche Erklärung für die falsche Datierung von Ereignissen wird das 'Telescoping' genannt, d.h. die beobachtbare Tendenz, auch weit zurückliegende Ereignisse in die jüngere Vergangenheit zu datieren (vgl. Lemaître 1992, S. 6). Da die Interviews im SOEP hauptsächlich in der ersten Jahreshälfte stattfinden, werden die Kalenderangaben für Dezember (bspw. 2001) ein bis sechs Monate später (in 2002) erhoben. Angaben für Januar (2002) werden hingegen zwölf bis siebzehn Monate später (in 2003) erhoben. Dies führt dazu, dass besonders viele Übergänge zwischen den Jahren (hier: 2001, 2002) beobachtet werden: in den zusammengefassten Erwerbskalendarien (Januar 1983 bis Dezember 2010) beginnen rund 28% der Arbeitslosigkeitsspells im Januar, während auf die anderen Monate nur 5% bis 9% entfallen (vgl. Abbildung A.4.4 auf Seite 327). Umgekehrt enden rund 25% der Arbeitslosigkeitsspells im Dezember. Dieses Phänomen ist als *seam bias* oder *seam problem* bekannt (vgl. Lemaître 1992).[16] Angaben aus den Spelldaten sollten deshalb mit Hilfe der Angaben, die sich auf den Befragungszeitpunkt beziehen, plausibilisiert werden. Ansonsten besteht die Gefahr, dass (kurze) Arbeitslosigkeitsepisoden falsch datiert werden (vgl. Kyyrä und Wilke 2014).

Beim Beschäftigungskalender wurde bis 2004 zwischen 13 verschiedenen Tätigkei-

16 Als mögliche Lösung für dieses Problem wird eine Interviewtechnik vorgeschlagen, bei der den Befragten die eigenen Angaben aus der vergangenen Erhebung mitgeteilt werden (vgl. Lemaître 1992, S. 16 und Eggs und Jäckle 2015). Dieses *(proactive) dependent interviewing* kommt im PASS, jedoch nicht bei der Erhebung des SOEP zum Einsatz.

Abbildung 4.3.3.: Auszug aus dem SOEP-Beschäftigungskalender für 2008

90. Und nun denken Sie bitte an das ganze letzte Jahr, also das Jahr 2008.

Wir haben hier eine Art Kalender abgebildet.
Links steht, was Sie im letzten Jahr gewesen sein können.

Bitte gehen Sie die Liste durch und kreuzen Sie alle Monate an,
in denen Sie zum Beispiel erwerbstätig waren, arbeitslos waren usw.

☞ *Bitte achten Sie darauf, dass für jeden Monat mindestens ein Kästchen angekreuzt sein muss!*
Bei Arbeitslosigkeit: auch wenn kürzer als ein Monat, bitte im entsprechenden Monat ankreuzen.

	2008											
Ich war . . .	Jan.	Febr.	März	April	Mai	Juni	Juli	Aug.	Sept.	Okt.	Nov.	Dez.
voll erwerbstätig (auch ABM oder SAM)	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

Quelle: TNS Infratest Sozialforschung 2012a

ten (sog. Spelltypen) unterschieden. Darüber hinaus gibt es den Spelltyp 'Lücke', der verwendet wird, wenn Informationen aus einem Jahr fehlen. Ab 2005 wird darüber hinaus zwischen regulärer Teilzeitbeschäftigung und Minijob unterschieden. Abbildung 4.3.3 enthält einen Auszug aus dem Beschäftigungskalender für das Jahr 2008. Markiert ist der Hinweis, dass Arbeitslosigkeitsepisoden, die weniger als einen Monat andauerten, für den jeweiligen Monat (bzw. die Monate, wenn über die Monatsgrenze) eingetragen werden. Zusammen mit der realen Möglichkeit in mehreren Zuständen gleichzeitig zu sein (bspw. arbeitslos gemeldet und geringfügig erwerbstätig), kann diese Anweisung zu Problemen bei der Datenaufbereitung und -analyse führen.

4.3.2. Aufbereitung der Spelldaten

Um die Spelldaten weiter verarbeiten zu können, müssen zuerst überschneidungsfreie (eindeutige) Berufsverläufe erstellt werden.[17] Diese Aufgabe erfordert neben fortgeschrittenen Datenmanagementtechniken die Generierung einer für die Fragestellung angemessenen Spellhierarchie (d.h. Rangordnung der Spelltypen, vgl.

17 Parallele Spells (selbst überschneidungsfreie) können von Statistikprogrammen wie *Stata* nicht für Ereignis- oder Panelanalysen verarbeitet werden, weil jede Zeile im langen Format für eine Episode bzw. einen Zeitpunkt stehen muss.

Müller und Steiner 2008). Mit Hilfe dieser Hierarchie wird entschieden, wie parallele Spells unterschiedlichen Typs zu behandeln sind. Gibt bspw. eine Person an, während einer Arbeitslosigkeitsepisode einer geringfügigen Beschäftigung nachgegangen zu sein, so muss überlegt werden, ob diese Beschäftigung eine Unterbrechung der Arbeitslosigkeit darstellt. Folgt man dem Konzept der Erwerbslosigkeit (gemäß ILO), so trifft dies zu. Orientiert man sich am Konzept der registrierten Arbeitslosigkeit, ist dies hingegen nicht der Fall. Dann kann diese Periode der Nebenbeschäftigung vernachlässigt oder aber ein Komposit- bzw. Hybridspell (Arbeitslosigkeit mit geringfügiger Beschäftigung) gebildet werden. Gleiches gilt für Weiterbildungsmaßnahmen während der Arbeitslosigkeit.

Tabelle 4.3.2 veranschaulicht, wie die 15 Spelltypen in einem ersten Schritt zusammengefasst und geordnet werden. Auf Basis dieser Rekodierung werden – u.a mit Hilfe des Ado's 'newspell' (v. 1.0.29, Kröger 5.2014) – parallele Spells gelöscht, sich überschneidende Spells beschnitten und gleichartige, konsekutive Spells zusammengefasst. Da vor 2004 nicht zwischen regulärer Teilzeitbeschäftigung und geringfügiger Beschäftigung unterschieden wurde, bekommt dieser Spelltyp einen niedrigen Rang. Dies soll sicherstellen, dass Arbeitslose sowie Hausfrauen/-männer (mit geringfügigem Nebenerwerb) vor 2004 nicht als erwerbstätig gezählt werden. Die überschneidungsfreien Berufsverläufe werden in einem zweiten Schritt ein weiteres Mal rekodiert, so dass bspw. Voll- und Teilzeitbeschäftigung (ohne parallele Arbeitslosigkeit) zum Spelltyp 'Erwerbstätigkeit' zusammengefasst werden. Für die Operationalisierung und Analyse der Übergänge bestehen damit die sechs Spelltypen: 1. Erwerbstätigkeit, 2. Arbeitslosigkeit, 3. in Ausbildung, 4. nicht erwerbstätig (sonstiges), 5. Rente und 6. Lücke (vgl. *spelldat_3.do*).

4.3.3. Verknüpfung von Spell- und Paneldaten (Validierung)

Liegt ein überschneidungsfreier Spelldatensatz vor, so können die Spell- mit den Paneldaten verknüpft werden. Dies geschieht, in dem beide Datensätze zusammengespielt und dann Beginn- und Enddatum eines jeden Spells mit dem Interviewzeitpunkt für jede Person und Welle verglichen werden (*spelldat_4.do* und *spelldat_5.do*). Mit Hilfe dieses kombinierten Datensatzes kann bestimmt werden, ob eine Person zwischen zwei Befragungen den Erwerbszustand gewechselt hat. Da die retrospektiven Angaben aus den Kalendarien fehlerhaft sein können (Stichwort *Seam Bias*), wird versucht, die Informationen aus den Spelldaten mit Hilfe von Angaben aus dem Paneldatensatz zu validieren.

Vergleich mit dem Erwerbsstatus in $t = 1$

Erste Hinweise auf eine Falschdatierung von Erwerbsphasen können durch den Vergleich der Angaben von Panel- und Spelldaten zum Beschäftigungsstatus zum

Tabelle 4.3.2.: Erste Spellhierarchie

Rang	*Spelltyp*	*zugeordnete Spelltypen & Nummer im SOEP*
1	Rente	in Rente/Ruhestand (6)
2	arbeitslos gemeldet	arbeitslos gemeldet (5)
3	voll erwerbstätig	voll erwerbstätig (1) Kurzarbeit (2)
4	in Ausbildung	betriebliche Ausbildung (4) Schule, Hochschule (8) betriebliche Erstausbildung, Lehre (13)
5	Elternzeit, Hausfrau oder -mann	Mutterschaft/Freistellung (7) Hausfrau/-mann (10)
6	Teilzeit/Minijob	Teilzeit, geringfügig beschäftigt (3) Minijob (15)
7	Fortbildung/Umschulung	Fortbildung/Umschulung (14)
8	sonstiges	Wehr-, Zivildienst (9) sonstiges (12)
99	Lücke	Lücke (99)

spelldat_2.do

Interviewzeitpunkt $t = 1$ gewonnen werden. Bei jeder Erhebung wird der Beschäftigungsstatus im aktuellen Monat erfasst (generierte Variable *emplst*). Darüber hinaus kann der Beschäftigungsstatus in $t = 1$ aus den in $t = 2$ erhobenen Kalenderangaben generiert werden. Ein Vergleich der Zustände ergibt, dass rund 99% aller Befragten, die angegeben haben, derzeit voll erwerbstätig zu sein, im Interviewmonat ebenfalls auf Basis der retrospektiven Spelldaten erwerbstätig waren (vgl. Tabelle 4.3.3). Bei den Teilzeitbeschäftigten liegt der Anteil nur bei 78%, was sich u.a. auf die Sortierung der Spells über die erste Spellhierachie zurückführen lässt (siehe Tabelle 4.3.2). Im Fall paralleler Spells werden Nichterwerbstätigkeitsspells über Teilzeiterwerbstätigkeitsspells gestellt. Letztere werden dann gelöscht. Immerhin 18% derjenigen, die in $t = 1$ angegeben haben, dass sie derzeit einer (regulären) Teilzeitbeschäftigung nachgehen, waren auf Basis der Kalenderangaben in $t = 1$ (auch) in Elternzeit oder Hausfrauen/-männer.[18]

Für die Analyse werden nur Personen behalten, die sowohl aufgrund der Paneldaten als auch aufgrund der Spelldaten erwerbstätig sind. Zum einen wird dadurch

18 Für knapp 70% dieser Personen wird diese Hausfrauen/-männer-Episode durch eine Erwerbstätigkeit beendet. Sieht man von rechtszensierten Spells ab, so liegt der Anteil noch etwas höher. Nur knapp 5% wechseln in die Arbeitslosigkeit. Für den Fall, dass die Spelldaten falsch, die Paneldaten aber korrekt sind, ist die Anzahl der fälschlicher Weise ausgeschlossenen Personen damit sehr gering.

Tabelle 4.3.3.: Vergleich von Spelldaten (Angaben aus $t = 2$) und Paneldaten (nicht gewichtete Angaben aus $t = 1$)

Angaben aus $t = 1$	*Erwerbsstatus in $t = 1$ auf Basis der Spelldaten ($t = 2$)*						N (ca.)
	erwerbst.	arbeitsl.	Ausbild.	Hausfr.	Rente	sonstige	
vollzeitbeschäftigt	99%	<1%	<1%	<1%	<1%	<1%	54.000
teilzeitbeschäftigt	78%	1%	2%	18%	<1%	<1%	14.00

master_6.do

das Risiko falsch datierter Arbeitslosigkeitsspells reduziert,[19] zum anderen werden uneindeutige Spells (Beschäftigung in Phasen der Arbeitslosigkeit bzw. Nichterwerbstätigkeit) ausgeschlossen. So sollte bei tatsächlich Vollzeitbeschäftigten auf Basis der Spellhierarchie kein paralleler Zustand vorliegen. Zwar ist es möglich, dass eine Arbeitslosigkeit im Befragungsmonat begonnen und/oder beendet wurde. Allerdings lässt sich diese nicht genau dem Erhebungszeitpunkt zuordnen.[20] Bei Teilzeitbeschäftigten mit parallelen Zuständen lässt sich kein primärer Erwerbszustand ausmachen.

Beobachtbare Übergänge zwischen $t = 1$ und $t = 2$

Für die übrigen Fälle enthält Tabelle 4.3.4 Angaben zu den auf Basis der Spelldaten ermittelten beruflichen Veränderungen zwischen $t = 1$ und $t = 2$, wieder getrennt für Voll- und Teilzeitbeschäftigte. Wie bereits angedeutet, ist die Wahrscheinlichkeit für Zustandswechsel bei den verbleibenden Teilzeitbeschäftigten mit 15% deutlich höher als bei den Vollzeitbeschäftigten, von denen nur 7% nicht durchgehend erwerbstätig sind. Etwa 4% der Beschäftigten werden bis zum nächsten Interview arbeitslos. Für die Vollzeitbeschäftigten ist dies die häufigste Ursache für Erwerbsunterbrechungen. Bei den Teilzeitbeschäftigten überwiegen als Gründe für Erwerbsunterbrechungen Mutterschaft und Elternzeit sowie Hausfrau/-mann mit etwa 8%.[21]

Abbildung 4.3.4 zeigt die Anzahl und den Anteil der beobachteten Übergänge in Arbeitslosigkeit in Abhängigkeit vom Beschäftigungsumfang und vom Jahr. Insgesamt können ca. 2.700 Wechsel in die Arbeitslosigkeit registriert werden, wobei aufgrund der höheren Fallzahlen deutlich mehr Wechsel aus einer Vollzeit-

19 Diese können vor oder nach dem Interview in $t = 1$ beendet oder begonnen worden sein.

20 Um dies nachzuvollziehen sei angenommen, dass eine beschäftigte Person i am Monatsanfang interviewt wird und zum Monatsende arbeitslos wird. In diesem Fall findet das Ereignis zwischen $t = 1$ und $t = 2$ statt und der Ausschluss von i ist ungerechtfertigt. Hat i hingegen zur Monatsmitte eine Stelle gefunden und wird dann am Monatsende interviewt, so ist das Ereignis vor $t = 1$ beendet worden. Der Ausschluss ist dann angemessen.

21 Dass sich die Anteile für die Ereignisse nicht exakt zu 100% addieren liegt daran, dass einige wenige Personen mehrere Zustandswechsel zwischen zwei Befragungszeitpunkten haben.

Tabelle 4.3.4.: Beobachtete Ereignisse zwischen $t = 1$ und $t = 2$ (nicht gewichtet)

	Ereignis auf Basis der Spelldaten					
emplst	arbeitslos	kein Eris	Ausbild.	Hausfrau	sonstiges	*N* (ca.)
Vollzeit	4%	94%	>1%	2%	1%	52.000
Teilzeit	4%	85%	1%	8%	1%	11.000

master_7.do

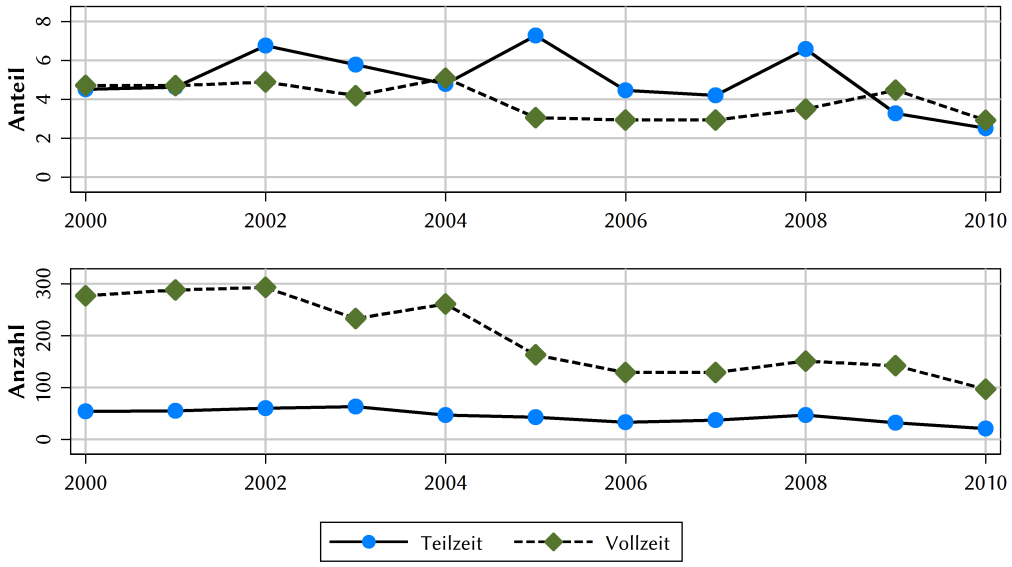
erwerbstätigkeit beobachtet werden. Betrachtet man die Entwicklung des Anteils der Übergänge in die Arbeitslosigkeit, so ist für die Vollzeitbeschäftigten ein Muster zu erkennen, das der Entwicklung der Arbeitslosenquote im selben Zeitraum gleicht (vgl. die Abbildungen in Abschnitt 2.1). Das Übergangsrisiko sinkt nach 2005, steigt aber im Gefolge der Finanzkrise wieder leicht an. Die Entwicklung für die Teilzeitbeschäftigten kann aufgrund der geringen Fallzahlen nicht hinreichend abgesichert werden. Die hier berichteten Anteile der Übergänge in Arbeitslosigkeit sind jedoch nicht mit den in Abschnitt 2.1 berichteten Arbeitslosenquoten gleichzusetzen, da diese den Bestand einerseits und die Zugänge aus Erwerbstätigkeit und Nichterwerbstätigkeit andererseits abbilden. Darüber hinaus unterscheidet sich der Zeitbezug in der vorliegenden Arbeit, da das Jahr stets auf den Zeitpunkt $t = 1$ vor der Arbeitslosigkeit verweist. Die *Anzahl* der berechneten Übergänge ist darüber hinaus von der Stichprobenentwicklung im SOEP (sinkende Fallzahlen) beeinflusst.

Vergleich mit Angaben aus $t = 2$

Hinweise zur Richtigkeit der generierten Spelldaten im Hinblick auf Veränderungen zwischen $t = 1$ und $t = 2$ können überdies durch einen Vergleich mit weiteren Angaben aus $t = 2$ gewonnen werden. Jedes Jahr wird im SOEP nach Berufswechseln seit dem Beginn des Vorjahres gefragt. Befragte, die angeben den Arbeitsplatz gewechselt zu haben, werden darüber hinaus gebeten, Jahr, Monat und Art der beruflichen Veränderung zu nennen. Zwar handelt es sich auch hierbei um (prinzipiell fehleranfällige) retrospektive Angaben, allerdings werden diese ganz konkret für ein Ereignis und bis zum Interviewmonat im jeweiligen Jahr erfasst.

Tabelle 4.3.5 enthält Angaben zu beruflichen Veränderungen (Variable *jobch*) zwischen $t = 1$ und $t = 2$ für Personen, die aufgrund der Spelldaten als *durchgehend beschäftigt* ('dube') oder als *Treatmentbeobachtungen* ('alo') eingestuft werden. Von den Beobachtungen, die als 'dube' eingestuft wurden, haben ca. 95% den Arbeitsplatz nicht gewechselt. Für knapp 5% gab es berichtenswerte berufliche Veränderungen. Damit sind neben Arbeitgeberwechseln auch Arbeitsplatzwechsel im selben Unternehmen gemeint. Alle 'dube' sollten jedoch zum Zeitpunkt $t = 2$ in

Abbildung 4.3.4.: Übergänge in Arbeitslosigkeit nach Jahr und Erwerbsstatus (gewichtet, *master_8.do*)



Beschäftigung sein.[22] Dies trifft lediglich auf knapp 1% der Fälle nicht zu. Personen mit Arbeitslosigkeitsspell zwischen $t = 1$ und $t = 2$ sollten einen beruflichen Wechsel vollzogen haben oder aber noch nicht beschäftigt sein. Dies trifft auf immerhin 9% der Beobachtungen nicht zu. Als mögliche Erklärung für diesen Sachverhalt kommen u.a. in Frage:

1. Die Person ist zu ihrem Arbeitgeber zurückgekehrt. Im SOEP wird erst seit 2010 explizit danach gefragt, ob eine Person nach der Erwerbsunterbrechung wieder zum alten Arbeitgeber zurückgekehrt ist. Möglich ist, dass eine Person, die nach dem Recall wieder dieselbe Tätigkeit ausübt, diese berufliche Veränderung nicht den existierenden Antwortkategorien zuordnen kann oder sie nicht für berichtenswert erachtet.

2. Der Arbeitslosigkeitsspell endete kurz vor dem Interview in $t = 1$ und wurde falsch (zu spät) datiert. Dies kann nur für sehr kurze Arbeitslosigkeitsspells gelten, da zum Befragungszeitpunkt in $t = 1$ eine Erwerbstätigkeit vorlag.

22 Hierzu wurden auch die Angaben aus der generierten Variable *emplst* genutzt. Diese unterscheidet reguläre von geringfügiger und gelegentlicher Beschäftigung und bezieht sich stets auf den Monat vor der Befragung.

Tabelle 4.3.5.: Vergleich von Paneldaten (aus $t = 1$) und Spelldaten (Zeilenprozente)

treatment	*Zustand in* t_1 nicht erwerbst.	ohne Wechsel	keine Info	mit Wechsel	*N*
dube	0%	95%	0%	5%	63.677
alo	62%	9%	0%	29%	2.705

master_9.do

3. Der Arbeitslosigkeitsspell begann und endete kurz nach dem Interview in $t = 2$ und wurde falsch (zu früh) datiert. Dies kann nur für sehr kurze Arbeitslosigkeitsspells gelten, da auch zum Befragungszeitpunkt in $t = 2$ eine Erwerbstätigkeit vorlag.

4. Die Frage nach dem Zeitpunkt der beruflichen Veränderung wurde falsch beantwortet.[23]

Eine Inspektion der Fälle im Hinblick auf die zeitliche Entfernung zum Interviewzeitpunkt in $t = 1$ sowie der Arbeitslosigkeitsdauer ergab nur für einen sehr kleinen Teil der Gruppe ein Variablenmuster, das mit der zweiten und dritten Erklärung übereinstimmen könnte. Für die vorliegende Arbeit werden die Befragten mit unplausiblen Angaben von der weiteren Analyse ausgeschlossen, da nicht genau zu klären ist, ob eine, wann eine und wenn ja, was für eine Erwerbsunterbrechung stattgefunden hat. Darüber hinaus werden auch die Fälle ausgeschlossen, für die keine Informationen zu beruflichen Veränderungen vorliegen. Damit können für die weitere *Datenaufbereitung* insgesamt ca. 2.500 Übergänge in Arbeitslosigkeit sowie ca. 63.700 durchgehende Erwerbspells genutzt werden. Obwohl in den ersten beiden Kapiteln argumentiert wurde, dass die Kontrollgruppe aus Personen bestehen sollte, die ebenfalls ihren Arbeitsplatz verloren oder aufgegeben haben, werden – zum Zwecke des Vergleichs verschiedener Analysestrategien – auch die Personen ohne Arbeitsplatzwechsel behalten.

4.3.4. Wiederbeschäftigung vs. Beobachtung in Beschäftigung

Für die verbleibenden Personen mit Arbeitslosigkeitsspell stellt sich die Frage, ob sie innerhalb der drei Kalenderjahre nach der Arbeitslosigkeit (d.h. in $t = 2, 3, 4$)

23 Ohne Weiteres kann die Variable 'Art der beruflichen Veränderung' (*bbp24*) nicht mit der generierten Variable *jobch* verglichen werden, da bei ersterer das Datum nicht berücksichtigt wird.

Tabelle 4.3.6.: Erwerbsstatus nach Arbeitslosigkeit (Spaltenprozente) und Median der Arbeitslosigkeitsdauer in Monaten

	Erwerbsstatus in $t = 1$		
Folgespell	Vollzeit	Teilzeit	*Gesamt*
Erwerbstätig	77%	65%	75%
Dauer der Alo	6	8	6
Ausbildung	6%	6%	6%
Dauer der Alo	9	9	9
Mutterschaft/Hausmann	5%	16%	7%
Dauer der Alo	13	12	12
Rente	6%	6%	6%
Dauer der Alo	30	24	28
Erwerbslos (sonstiges)	2%	2%	2%
Dauer der Alo	12	21	13
rechtszensiert oder Lücke	5%	4%	5%
Dauer der Alo	46,5	41	44,5
N	2.004	447	2.451

master_10.do

wieder in Beschäftigung beobachtet werden können.[24] Dies setzt voraus, dass sie 1. bis $t = 4$ wieder Beschäftigung finden und 2. zu einem der Interviewzeitpunkte (d.h. in $t = 2, 3, 4$) beschäftigt sind.[25]

Tabelle 4.3.6 gibt Auskunft über den Erwerbsstatus nach der Arbeitslosigkeit (Folgespell), wie er anhand der Spelldaten identifiziert werden kann. Für jeden möglichen Folgespelltyp wird überdies die mittlere Dauer (Median) der vorangehenden Arbeitslosigkeit in Monaten ausgewiesen. Knapp 77% der in $t = 1$ Vollzeitbeschäftig-

24 Bei einem Zeitfenster von vier Jahren kann der Abstand zwischen dem Ende der Arbeitslosigkeit und dem Interview in $t = 4$ mehr als drei Jahre betragen. Zur Verdeutlichung sei angenommen, dass eine Person im Januar 2000 ($t = 1$) befragt wurde. Die anschließende Arbeitslosigkeit dauert von Februar 2000 bis April 2000. Die Interviews finden in den Folgejahren später im Jahr statt. Im Jahr 2003 ($t = 4$) wird die Person erst im Oktober wieder befragt. Der mögliche Ereignishorizont (d.h. der Abstand zwischen dem Ende der Arbeitslosigkeit und dem letzten Interview innerhalb des Beobachtungszeitraums), innerhalb dessen die erneute Beobachtung in Beschäftigung erfolgen muss, beträgt dann 38 Monate.

25 Hier sei noch einmal auf die in Abschnitt 2.1 beschriebene Längenverzerrung hingewiesen. Personen, die nur kurze Erwerbsphasen haben, werden mit erhöhter Wahrscheinlichkeit nicht in Beschäftigung beobachtet.

ten wechseln nach der Arbeitslosigkeit 'unmittelbar' in Erwerbstätigkeit. Diese 77% benötigen dafür im Mittel sechs Monate. Für die Teilzeitbeschäftigten liegt Anteil der direkten Wechsel in Erwerbstätigkeit bei 65% und die mittlere Dauer bei acht Monaten. Erwartungsgemäß wechseln Teilzeitbeschäftigte eher in die (temporäre) Nichterwerbstätigkeit (Spelltyp Hausfrau/Mutterschaft).[26] Im Hinblick auf den Anteil der Wechsel in Rente, Ausbildung oder sonstige Nichterwerbstätigkeiten sowie den Anteil rechtszensierter Spells[27] sind im Sample keine Unterschiede zwischen Vollzeit- und Teilzeitbeschäftigten festzustellen.

Die Auswertungen lassen einen Zusammenhang zwischen der Dauer der Arbeitslosigkeit und der Wahrscheinlichkeit für einen Wechsel in die Nichterwerbstätigkeit erkennen. Wie häufig beobachtet, sind Personen im Vorrentenalter sehr lange in Arbeitslosigkeit. Diese geht dann – wie für ca. 6% der Personen in der Stichprobe – direkt in die Rente über. Da mit der Arbeitslosigkeitsdauer auch das Risiko steigt, nicht mehr an der Erhebung teilzunehmen (vgl. van Berg u. a. 1994; Pyy-Martikainen und Rendtel 2008) oder das Ende des gesamten Beobachtungszeitraums (2013) zu erreichen, sind besonders lange Arbeitslosigkeitsspells häufig rechtszensiert.

Insgesamt können ca. 26% der potentiellen Treatmentbeobachtungen, die zwischen $t = 1$ und $t = 2$ arbeitslos geworden sind, in den drei aufeinanderfolgenden Jahren (d.h. bis $t = 4$) nicht mehr in regelmäßiger Erwerbsarbeit beobachtet werden (vgl. Tabelle 4.3.6).[28] Erwartungsgemäß ist der Anteil der Personen ohne weitere Lohnbeobachtung bei Personen mit einem anschließenden Rentenspell (94%) oder für Beobachtungen mit einem zensierten Arbeitslosigkeitsspell (85%) sehr hoch. Lohninformationen parallel zum Rentenbezug oder während der Arbeitslosigkeit sollten nicht berücksichtigt werden. Aus diesem Grund werden auch die wenigen Personen mit einem an die Arbeitslosigkeit anschließenden Rentenspell oder einem rechtszensierten Arbeitslosigkeitsspell, die in $t = 2, 3, 4$ in (geringfügiger) Beschäftigung beobachtet werden, aus dem Datensatz entfernt. Personen, die hingegen

26 Auf diese Hausfrauen-/männerepisode folgt für Befragte mit gültigen Angaben dann zu 43% ein Erwerbstätigkeitsspell. Weitere 40% sind danach wieder arbeitslos gemeldet.

27 Es handelt sich um eine Episode, deren Ende nicht beobachtet werden kann, weil die Personen (kurzfristig) nicht wieder befragt werden können.

28 Bei der Datenaufbereitung wurde darauf geachtet, dass die nächste Lohninformation aus einer Erwerbstätigkeit stammt, die von der Person regelmäßig ausgeübt wird und die ihre Hauptbeschäftigung darstellt. Mit Hilfe der vom FDZ SOEP generierten Variable *emplst* werden alle Beobachtungen ausgeschlossen, die in den Folgejahren nicht (hauptsächlich) erwerbstätig waren (*emplst=5*). Die Unterscheidung zwischen nicht (hauptsächlich) erwerbstätig und (hauptsächlich) erwerbstätig erfolgt auf Basis einer Hierarchisierung unterschiedlicher Tätigkeiten. Theoretisch werden damit alle arbeitslos gemeldeten Personen ausgeschlossen, die einer Nebenerwerbstätigkeit nachgehen. Nicht ausgeschlossen werden hingegen Personen, die sich in einer Ausbildung befinden. Angaben aus unregelmäßigen oder geringfügigen Beschäftigungen, die die Nichterwerbstätigkeit nicht unterbrechen, bleiben somit weitgehend unberücksichtigt.

Tabelle 4.3.7.: Erwerbsstatus nach Arbeitslosigkeit und Zeitpunkt der zweiten Beschäftigungsinformation (Spaltenprozente)

Lohninfo aus	*Folgespell*						*Total*
	Erwerbs-arbeit	Ausbil-dung	Haus-frau	Rente	Elo (sonst.)	zensiert	
t_1	41%	16%	8%	1%	5%	2%	32%
t_2	36%	29%	17%	1%	24%	6%	30%
t_3	12%	20%	11%	4%	15%	6%	12%
fehlt	12%	35%	64%	94%	56%	85%	26%
N	1.816	141	169	142	39	120	2.427

master_10.do

nur kurzfristig in die Nichterwerbstätigkeit wechseln, können innerhalb des Beobachtungszeitraums durchaus wieder in regulärer Beschäftigung beobachtet werden. Dies gilt bspw. für 65% derjenigen, deren Arbeitslosigkeit durch die Aufnahme einer Aus- oder Weiterbildung beendet wird, aber auch für zeitweise Hausfrauen/-männer, sowie für andere Nichterwerbstätigkeiten.[29]

Für die weitere Datenaufbereitung stehen nunmehr ca. 63.500 Beobachtungen mit durchgehender Beschäftigung und 1.783 Beobachtungen mit Unterbrechung durch Arbeitslosigkeit zur Verfügung. Diese Beobachtungen stammen von 12.221 Personen. Für alle Beobachtungen liegen Informationen zu den Bruttostundenlöhnen in $t = 1$ und $t = x$ (mit $2 \leq x \leq 4$) vor. Andere (Kontroll-)Variablen können durchaus noch fehlende Werte aufweisen.

4.4. Definition des Treatments. Auswahl der Treatment- und Kontrollgruppe

Das Treatment wurde bisher nur als Episode registrierter Arbeitslosigkeit spezifiziert. In der Literatur werden bisweilen auch Anforderungen an die Arbeitslosigkeitsdauer gestellt. So schreiben Bender u. a. (2000, S. 481) von einem erfolgreichen Wiedereintritt in Beschäftigung, wenn es der Person innerhalb von 30 Tagen gelingt, eine neue sozialversicherungspflichtige Beschäftigung aufzunehmen. Strauß und Hillmert (2011, S. 579) definieren „die Erfahrung einer fünf- bis zwölfmonatigen Arbeitslosigkeit" als Treatment und wollen damit sowohl „sehr kurzfristige Arbeitslosigkeitsepisoden, wie sie etwa bei einem Arbeitgeberwechsel entstehen können"

29 Da die Ausbildung auf die Arbeitslosigkeit folgt, stellt sie einen Vordertürpfad dar, der nicht blockiert werden sollte.

als auch „Langzeitarbeitslosigkeit mit ihren besonderen Problemkonstellationen" ausschließen. Während sie die Kurzzeitarbeitslosen der Kontrollgruppe zuschlagen, fallen die Langzeitarbeitslosen aus der Analyse heraus. Die Autoren begründen ihre Ausführungen wie folgt (ebd. S. 580):

> „Aus theoretischen Gründen erscheint es plausibler, Personen mit kurzen Phasen von Sucharbeitslosigkeit der Vergleichsgruppe zuzuordnen als sie [...] aus der Untersuchung auszuschließen. Dadurch besteht die Vergleichsgruppe nicht nur aus Personen mit lückenlosen Erwerbsbiographien, sondern auch aus solchen mit kurzen Phasen der Sucharbeitslosigkeit, von denen theoretisch angenommen werden kann, dass sie sich bisweilen sogar positiv auf die weitere Erwerbskarriere auswirken."

Dieses Vorgehen führt im Umkehrschluss aber dazu, dass die positiven Wirkungen von Arbeitslosigkeit (nämlich Suchzeit) nicht identifiziert werden können. Während der Effekt von Arbeitslosigkeit durch die Zuweisung der kurzfristig Arbeitslosen in die Kontrollgruppe reduziert (d.h. negativer) wird, sollte er durch den Ausschluss der Langzeitarbeitslosen erhöht (d.h. positiver) werden (siehe Abbildung A.1.1 zum Zusammenhang zwischen Arbeitslosigkeitsdauer und Lohneinbußen). Da der Anteil der Kurzzeitarbeitslosen auf nationaler Ebene im Untersuchungszeitraum mit ca. 40% in etwa doppelt so hoch war wie der Anteil der Langzeitarbeitslosen (vgl. Abbildung A.1.1 auf Seite 318), wird die Bereinigung der Treatmentgruppe um die Kurz- und Langzeitzeitarbeitslosen vermutlich zu einer Überschätzung des negativen Effektes von Arbeitslosigkeit führen.

Auch in anderen Fällen sind die Anforderungen an die Arbeitslosigkeitsdauer ohne Rückgriff auf weitere Informationen frei gewählt und somit angreifbar. So operationalisieren bspw. Kohler u. a. (2012) das Treatment als mindestens viermonatige Arbeitslosigkeitsepisode. Darüber hinaus müssen die Personen „im Jahr davor mindestens sieben Monate erwerbstätig" gewesen sein (ebd., S. 230).

Im Folgenden sollen Informationen zum Kündigungsgrund und der Beschäftigungsperspektive zum Zeitpunkt der Beendigung der alten Beschäftigung (die zum Interview in $t = 1$ bestand) genutzt werden, um ein informiertes Dauerkriterium festzulegen.

Tabelle 4.4.8 zeigt den Anteil der Kündigungsarten in Abhängigkeit vom Treatmentstatus sowie den Anteil der fehlenden Werte auf der Kündigungsvariable. Berücksichtigung finden nur Beobachtungen, für die eine berufliche Veränderung dokumentiert ist (vgl. Tabelle 4.3.5). Immerhin 28% der durchgehend Beschäftigten mit Arbeitsplatzwechsel (Control) sind nicht gekündigt worden und machen somit keine Angaben zum Kündigungsgrund ('trifft nicht zu'). Dies gilt u.a. für Personen, die im selben Unternehmen gewechselt haben, fest übernommen wurden oder den Leihbetrieb gewechselt haben. Bei diesen 28% handelt es sich demnach um unproblematische Missings. Sie werden für die Analysen den Stayern (**S** in Abbildung

2.2.10) zugeordnet. Bei den Treatmentbeobachtungen liegt der Anteil der fehlenden Werte bei ca. 11%. Hier dominieren Missings durch Antwortverweigerung.

Ein Blick auf die gültigen Werte bestätigt die Ausführungen in den Abschnitten 2.3.3 und 3.4.1. Die Kontrollgruppe besteht zu 56% aus Personen, die selbst gekündigt haben (siehe dazu Tabelle 4.4.9). Nur ca. 12% derjenigen, die selbst gekündigt haben, werden arbeitslos. Hingegen wurde fast die Hälfte der Treatmentbeobachtungen personen-, verhaltens-, oder betriebsbedingt gekündigt. Treatment- und Kontrollbeobachtungen unterscheiden sich in einem für die Arbeitslosigkeit wie auch für die Lohnentwicklung zentralen Merkmal und die Vernachlässigung des Kündigungsgrundes sollte zu einer Unterschätzung des Effekts von Arbeitslosigkeit führen.

Es wird nicht der Versuch unternommen, den Kündigungsgrund für die 4% der Befragten ohne Angabe zu imputieren. Desgleichen fallen auch 2% der Arbeitsplatzwechsler ohne Arbeitslosigkeitserfahrung, die keine Angaben zum Kündigungsgrund machen können, aus der Teilstichprobe (siehe oben). Zuletzt werden noch die Beobachtungen entfernt, die entweder beurlaubt wurden (n=13) oder aber ihr Geschäft aufgegeben haben (n=164). Letztere entfallen, weil sich 1. die Mechanismen unterscheiden, die in die Arbeitslosigkeit führen, 2. die Fallzahlen zu gering sind und 3. einige berufliche Merkmale (bspw. Löhne und Arbeitszeiten) von Selbstständigen weniger verlässlich berichtet werden (vgl. Niemi 1993). Damit reduziert sich der Stichprobenumfang für die Teilstichprobe der Arbeitsplatzwechsler um weitere 28% (vgl. Tabelle 4.4.8).[30] Für die weitere Datenaufbereitung sollen zumindest temporär alle Arbeitsplatzwechsler mit gültigen Angaben zum Kündigungsgrund genutzt werden. Die weitere Eingrenzung auf die Kündigungsgründe mit dem größten Analysepotenzial (vgl. Abschnitt 3.4.1) erfolgt zu einem späteren Zeitpunkt.

4.4.1. Kündigungsgrund und Beschäftigungsperspektive

In Tabelle 4.4.9 wird die durch den Kündigungsgrund (Grund für die Beendigung des Beschäftigungsverhältnisses) bedingte Verteilung der Beschäftigungsperspektiven abgebildet. Beide Informationen stammen aus der Befragung in $t = 2$. Die Zeilenprozente sind unter Verwendung von Längsschnittgewichten ($t = 1$ bis $t = 4$) berechnet worden. In diesem Fall unterscheiden sich die Ergebnisse im Vergleich zur Verwendung von Querschnittgewichten (nur) sehr geringfügig. Die Fallzahlen geben die Fallzahlen in der Stichprobe wieder. Die letzten beiden Spalten geben den Anteil der Beobachtungen mit einer beobachteten Arbeitslosigkeit und den Frauenanteil in der Kündigungskategorie an.

30 Die Zahl ergibt sich aus Addition der Anteile für die Ausprägungen 'trifft nicht zu' (19%, wobei die Controls den Stayern zugeordnet werden), 'keine Angabe' (4%), Beurlaubung (0%) sowie Geschäftsaufgabe (4%).

Tabelle 4.4.8.: Treatmentstatus und Kündigungsgrund (Spaltenprozente und Anteil fehlender Werte)

	Treatmentstatus		
Kündigungsgrund	Control	Treatment	Total
Betriebsstillegung	10%	15%	12%
Eigene Kündigung	56%	10%	36%
Kündigung Arbeitgeber	8%	46%	25%
Auflösungsvertrag	14%	7%	11%
Ende Befristung	6%	17%	11%
Beurlaubung	0%	0%	0%
Geschäftsaufgabe	5%	4%	4%
Subtotal	2.103	1.583	3.686
keine Angabe	2%	7%	4%
trifft nicht zu	28%	4%	19%
Total	3.037	1.783	4.820

master_10.do

Unter den aufgeführten Kündigungsgründen dominiert die eigene Kündigung (ca. 38%). Nur 16% der Personen, die selbst kündigen, werden arbeitslos (siehe vorletzte Spalte % Alo). Eigene Kündigungen entfallen in dieser Gruppe je zur Hälfte auf Männer und Frauen. Am zweithäufigsten wird die (heterogene) Kündigung durch den Arbeitgeber beobachtet (ca. 26%). Das Risiko nach einer Kündigung durch den Arbeitgeber arbeitslos zu werden, liegt bei 81% und der Frauenanteil in dieser Gruppe bei 40%. Mit etwa gleicher Häufigkeit werden die Betriebsstilllegung, das Ende einer befristeten Stelle und der Auflösungsvertrag beobachtet (ca. 12%-13%). Betriebsstilllegungen enden für 60% der Beobachtungen mit einer Arbeitslosigkeitsepisode. Nur 28% der beobachteten Betriebsstilllegungen entfallen auf Frauen. Personen, deren befristeter Arbeitsvertrag ausgelaufen ist (im Folgenden die 'Befristeten') sind zu 65% von Arbeitslosigkeit betroffen. Während der Frauenanteil unter den 'Befristeten' bei 57% liegt, beträgt er für die Gruppe 'Auflösungsvertrag' nur 31%. Betriebsstilllegung und Auflösungsvertrag sind damit stärker von Männern dominierte Kündigungsgründe. Die Wahrscheinlichkeit, nach einem geschlossenen Auflösungsvertrag arbeitslos zu werden, liegt bei 24%. Damit wird die Vermutung gestützt, dass dieser (potentiell heterogene) Kündigungsgrund nicht für die Analyse geeignet ist. Es scheint, dass die Mehrheit der in dieser Gruppe beobachteten Auflösungsverträge von den Arbeitnehmern initiiert werden (wahrscheinlich um Kündigungsfristen zu umgehen).

Tabelle 4.4.9.: Art der Beendigung des Beschäftigungsverhältnisses und Beschäftigungsperspektive (Zeilenprozente, gewichtet)

Kündigungsgrund	*Beschäftigungsperspektive*				*N*	% Alo	% ♀
	Stelle in Aussicht	neuer Vertrag	Nein	nicht gesucht			
Betriebsstillegung	28%	13%	55%	3%	447	60%	28
Eigene Kuendigung	28%	55%	14%	2%	1.330	16%	47
Kuendigung AG	11%	3%	79%	7%	901	81%	40
Aufloesungsvertrag	26%	44%	26%	4%	407	24%	31
Ende Befristung	25%	18%	55%	3%	391	65%	57
Total	23%	32%	41%	4%	3.476	44%	42

master_10.do

Informativ ist auch die durch den Kündigungsgrund bedingte Beschäftigungsperspektive, die in etwa mit den angegeben Arbeitslosigkeitsrisiken übereinstimmt. Im SOEP werden die TeilnehmerInnen gefragt, ob „Sie zum Zeitpunkt des Ausscheidens bereits eine neue Stelle in Aussicht oder bereits einen neuen Arbeitsvertrag" hatten (vgl. Frage 80, Personenfragebogen für 2010 in TNS Infratest Sozialforschung 2012b). Dabei wird zwischen 'Ja, Stelle in Aussicht', 'Ja, neuer Arbeitsvertrag', 'Nein, noch nichts' und 'Nein, nicht gesucht' unterschieden. Während bspw. 55% der selbst kündigenden Arbeitnehmer bei Stellenende bereits einen neuen Vertrag hatten, lag der Anteil bei den durch den Arbeitgeber Gekündigten nur bei 3%.

Die bedingten Verteilungen spiegeln neben unbeobachteten Merkmalen der Arbeitnehmer den Grad ihrer Beteiligung am Beschäftigungsende und den zeitlichen Vorlauf bis zum Ende der Beschäftigung wider: je wahrscheinlicher die Beteiligung an der Auflösung des Arbeitsvertrages einerseits und je länger die Zeit bei bestehender (aber 'gekündigter') Stelle nach einem neuen Arbeitsplatz zu suchen andererseits, desto geringer die Wahrscheinlichkeit, bei Beschäftigungsende keine neue Stelle zu haben und somit arbeitslos zu werden. So werden bspw. die befristet Beschäftigten nicht im gleichen Maße von dem Beschäftigungsende 'überrascht', wie die durch den Arbeitgeber gekündigten Personen. Und Arbeitnehmer, deren Betrieb stillgelegt wird, sind i.d.R. länger im Voraus über die kommende Entwicklung informiert.

Die Angaben zur Beschäftigungsperspektive stimmen nicht zu 100% mit den errechneten 'Arbeitslosenquoten' (Spalte % Alo) überein. Demnach werden nicht alle Personen, die angeben, keine neue Stelle oder nicht gesucht zu haben, arbeitslos (evtl. '*false negatives*') und es können nicht alle Personen mit Beschäftigungsperspektive die Arbeitslosigkeit vermeiden (evtl. '*false positives*'). Dies gilt insbesondere für

die Betriebsstilllegung, die Kündigung durch den Arbeitgeber, den Auflösungsvertrag und das Ende der Befristung.[31] In diesem Fall stimmen entweder die Angaben aus den unterschiedlichen Erhebungsinstrumenten (Beschäftigungskalender, Fragebogen) nicht überein, oder aber die Arbeitslosigkeitsdauern waren so kurz, dass sie von einem Beschäftigungsspell im selben Monat überlagert wurden. Des Weiteren besteht die Möglichkeit, dass Personen zwar eine Stelle in Aussicht oder bereits einen vertraglich gesicherten Arbeitsplatz hatten, diese/n aber letztlich nicht antreten konnten/wollten ('Kündigung' vor Arbeitsantritt). Und sollte der vertraglich festgelegte Arbeitsbeginn nach dem Beschäftigungsende liegen, so können auch Personen mit einem neuen Vertrag noch arbeitslos werden. Unter der Maßgabe, dass die Angaben zur Beschäftigungsperspektive die tatsächliche Situation beim Beschäftigungsende erfassen (es also geringe Messfehler gibt), kann dieser Indikator dabei helfen, 'Sucharbeitslosigkeit' von 'Übergangsarbeitslosigkeit' zu unterscheiden. Letztere kann als eine Arbeitslosigkeitsepisode definiert werden, die nur dazu dient, die Zeit bis zum Antritt einer neuen Stelle zu überbrücken, die bereits zu Beginn der Arbeitslosigkeit als gesichert gilt.

4.4.2. Beschäftigungsperspektive und Arbeitslosigkeit

Nach Angaben von Brenzel u. a. (2016) betrug die ungeplante Vakanzdauer zwischen der Personalentscheidung und dem tatsächlichen Arbeitsbeginn im Jahr 2015 bei Neueinstellungen im Schnitt 30 Tage. Insofern ist es durchaus möglich, dass Personen arbeitslos werden, obwohl sie bereits einen neuen Arbeitsvertrag haben. Die Variable Beschäftigungsperspektive kann somit zur besseren Einordnung des Treatments (Arbeitslosigkeit) genutzt werden.

Wie Tabelle 4.4.10 zu entnehmen ist, hatten knapp 3% der verbliebenen Personen mit Arbeitslosigkeitsspell bereits einen neuen Vertrag, als die alte Stelle endete. Die mittlere Dauer der Erwerbsunterbrechung (Arbeitslosigkeit und ggf. anschließende Nichterwerbstätigkeit) betrug in dieser Gruppe zwei Monate.[32] Weitere 9% der Arbeitslosen hatten bereits eine Stelle in Aussicht. Die mittlere Dauer der Erwerbsunterbrechung betrug in dieser Gruppe drei Monate.

Für Personen mit einem Vertrag und kurzen Arbeitslosigkeitsdauern kann argumentiert werden, dass die Erfahrung von Arbeitslosigkeit den Arbeitsvertrag (und damit den Lohn) nicht direkt beeinflusst hat; der Vertrag wurde in diesem Fall vor Beginn der Arbeitslosigkeit abgeschlossen.[33] Einzig die Erwartung arbeitslos zu

31 Aus Tabelle 4.4.9 lassen sich Statusinkonsistenzen bzgl. der Perspektive und dem Treatmentstatus auf individueller Ebene nicht ablesen. Eine genauere Inspektion hat gezeigt, dass insbesondere die aufgeführten Kündigungsgründe davon betroffen sind.

32 D.h. mindestens 50% der Personen mit neuem Vertrag *und* Arbeitslosigkeitsspell waren zwei oder weniger Monate arbeitslos und nicht erwerbstätig.

33 In diesem Fall sollte die Lohninformation der Treatmentbeobachtungen mehrheitlich aus $t = 2$

Tabelle 4.4.10.: Beschäftigungsperspektive und Inzidenz von Arbeitslosigkeit, Spaltenprozente (gewichtet)

	arbeitslos?			
Beschäftigungsperspektive	nein	ja (1)	*Gesamt*	Dauer (1)
Stelle in Aussicht	38%	9%	26%	3
neuer Vertrag	49%	3%	30%	2
Nein	10%	82%	41%	6
nicht gesucht	1%	6%	3%	7
Total	1.976	1.500	3.476	[5]

master_10.do

werden, kann hier einen Einfluss haben, aber dies teilen Personen mit Arbeitslosigkeitserfahrung mit jenen, denen gekündigt wurde und die im Anschluss daran nicht arbeitslos wurden. Personen, die angeben, bereits einen neuen Vertrag gehabt zu haben und die im Anschluss weniger als vier Monate arbeitslos waren, werden aus diesem Grund der Kontrollgruppe zugeordnet. Dies betrifft knapp 80% aller Arbeitslosen der Kategorie 'Neuer Vertrag'.[34] Schwieriger gestaltet sich die Zuordnung der Personen, die trotz Aussicht auf eine neue Stelle arbeitslos wurden. Im Folgenden werden Treatmentbeobachtungen aus der Kategorie 'Stelle in Aussicht' der Kontrollgruppe zugeordnet, wenn sie weniger als zwei Monate in Arbeitslosigkeit verbracht haben (ca. 25% der Gruppe). Damit bleiben 1.430 Beobachtungen mit einer relevanten Arbeitslosigkeitsepisode und 2.046 Kontrollbeobachtungen.

Fraglich ist darüber hinaus, wie mit den 11% der Kontrollbeobachtungen umgegangen werden soll, die zwar keine Beschäftigungsperspektive (oder – eher selten – nicht gesucht hatten), für die in den bearbeiteten Spelldaten jedoch gleichzeitig keine Erwerbsunterbrechungen auszumachen sind (vgl. hierzu Tabelle A.4.8 auf Seite 326). Für die meisten Personen kann auch im generierten Beschäftigungskalender (*artkalen*) keine Erwerbsunterbrechung identifiziert werden.[35] Damit bleiben fünf Möglichkeiten: 1. die Personen waren arbeitslos, haben diese kurze Arbeitslosigkeit jedoch nicht als berichtenswert erachtet; 2. die Personen hatten einen relevanten Nebenjob (dies trifft auf ca. 5% der Personen zu); 3. die Personen haben sich selbstständig gemacht (dies trifft auf ca. 11% der Personen zu); 4. die Angaben zur Perspektive sind fehlerhaft; 5. die Informationen zu Perspektive und Kündigungs-

kommen. Nur für Personen, die erneut ihren Arbeitsplatz verlieren und zum nächsten Interview noch arbeitslos sind, gilt dies nicht.

34 Personen die länger arbeitslos waren, haben ihre neue Stelle evtl. nicht antreten können.

35 Damit ist ausgeschlossen, dass die Sortierung in der eigenen Spellhierarchie zu einem Methodenartefakt führt.

grund beziehen sich auf einen anderen Wechsel. Letzteres ist eher unwahrscheinlich. Da nach Angaben aus $t = 2$ ein Arbeitsplatz- bzw. Arbeitgeberwechsel stattgefunden hat, gehe ich davon aus, dass es keine Erwerbsunterbrechung gegeben hat oder diese (aus verschiedenen Gründen) nicht berichtet wurde und belasse sie in der Kontrollgruppe. Sofern es sich um echte Arbeitslose handelt, könnte dies dazu führen, dass der Effekt von Arbeitslosigkeit unterschätzt wird.

Auch für Personen, die bereits einen neuen Vertrag unterschrieben oder eine neue Stelle in Aussicht hatten, besteht die Möglichkeit, dass sie unmittelbar nach der Arbeitslosigkeit wieder erwerbstätig sind, dann aber bis zum nächsten Interview (in $t = 1$) ihren Arbeitsplatz wieder aufgeben oder verlieren. Sie werden dann zu einem späteren Zeitpunkt wieder in Beschäftigung beobachtet. Durch die Zuweisung der Treatmentbeobachtungen mit kurzen Arbeitslosigkeitsdauern und ohne Vertrag bzw. ohne Perspektive zur Kontrollgruppe, haben sechs (dieser neuen) Kontrollbeobachtungen nun keine Beschäftigungsinformationen aus $t = 2$.[36]

4.4.3. Beschränkung auf Kündigungsgründe mit hohem Analysepotenzial

In Abschnitt 3.4.1 wurde dargelegt, dass die Betriebsstilllegung (BS) und die Kündigung durch den Arbeitgeber (KAG) die Kündigungsgründe mit dem höchsten Analysepotenzial darstellen. Im Folgenden werden nur die Treatmentbeobachtungen behalten, die auf diese Weise ihren Arbeitsplatz verloren haben. Die anderen Treatmentbeobachtungen werden aus dem Datensatz entfernt. Hingegen werden neben den richtigen Kontrollbeobachtungen (mit den Kündigungsgründen BS und KAG) auch diejenigen Personen ohne Arbeitslosigkeitsspell behalten, die ihren Arbeitsplatz durch einen Auflösungsvertrag, das Ende einer befristeten Beschäftigung sowie durch eigene Kündigung verloren bzw. aufgegeben haben. Diese zuletzt genannten falschen Kontrollbeobachtungen sollen später zu Demonstrationszwecken genutzt werden, um zu zeigen, welche Konsequenzen die Vernachlässigung des Kündigungsgrunds hat. Sie werden im Folgenden als *falsche Kontrollgruppe* oder $f.K.$ bezeichnet. Darüber hinaus werden auch die *Stayer* (S) für den Vergleich unterschiedlicher Analysestrategien weiter genutzt. Diese Vergleiche sollen auf spezifische Art und Weise zeigen, welchen Unterschied es macht, die Kontrollgruppe auf Personen

1. mit demselben Kündigungsgrund (T' vs. K'),
2. mit einem beliebigen Arbeitsplatzwechsel (T' vs. K [gesamt]) sowie
3. mit oder ohne beliebigen Arbeitsplatzwechsel (T' vs. K+S [gesamt])

36 Davon sind nur zwei gekündigte Beobachtungen für das weitere Vorgehen relevant.

zu beschränken (vgl. Abbildung 2.2.10 auf Seite 28 und Abbildung 3.2.4 auf Seite 87).

Dabei ist zu beachten, dass Kontrollbeobachtungen mit (eher) seltenen oder untypischen Kündigungsgründen (Verrentung, Beurlaubung, Geschäftsaufgabe) bereits zu einem früheren Zeitpunkt aus der Analyse ausgeschlossen wurden. Mit K [gesamt] und K+S [gesamt] sind somit alle Personen ohne Kündigung bzw. ohne diese Kündigungsgründe gemeint. Bei einer Analyse ohne Berücksichtigung der Kündigungsgründe würden sich demnach sowohl die Treatment- als auch die Kontrollgruppe (diese jedoch zu einem deutlich geringeren Teil) in ihrer Zusammensetzung von den hier ausgewählten Treatment- und Kontrollgruppen unterscheiden.[37]

4.5. Auswahl und Aufbereitung der Variablen

In Abschnitt 3.4.3 wurden Variablen identifiziert, von denen angenommen werden kann, dass sie einen Einfluss auf das Arbeitslosigkeitsrisiko haben und gleichzeitig über Hintertürpfade mit der abhängigen Variable verknüpft sind (siehe zusammenfassend Tabelle 3.5.10 auf Seite 165). In diesem Zusammenhang wurde bereits darauf aufmerksam gemacht, dass zentrale Merkmale (gewöhnlich) nicht beobachtet werden bzw. beobachtet werden können. Die Annahme der bedingten Ignorierbarkeit ist somit nicht glaubwürdig.[38]

In diesem Abschnitt soll auf die Verfügbarkeit der Variablen im SOEP und deren Operationalisierung eingegangen werden. Tabelle 4.6.35 auf Seite 246 enthält Angaben zu allen Variablen, die als potenziell relevant identifiziert wurden. Der Tabelle kann entnommen werden, 1. ob, 2. in welcher Form und 3. in welchen Jahren ein Merkmal im SOEP erhoben wurde. Darüber hinaus finden sich die Variablennamen aus dem Jahr 2011. Sofern ein Merkmal nicht im SOEP erfasst wird, sind mögliche Proxyvariablen angegeben.

Im weiteren Verlauf werden die Variablen und ihre Operationalisierung beschrieben. Ebenso wird beschrieben, wie viele Beobachtungen durch fehlende Werte auf der jeweiligen Variable *zusätzlich* aus dem Sample ausgeschlossen werden. Wie bereits an einer anderen Stelle beschrieben, wird hier nicht der Versuch unternommen, diese Werte zu imputieren oder ein Schätzverfahren zu wählen, das Analysen mit fehlenden Werten ermöglicht.[39] Diese als 'listenweiser Fallausschluss' bezeichnete

37 Denn in diesem Fall würde kein Ausschluss von Personen mit ungewöhnlichen oder seltenen Kündigungsgründen erfolgen.

38 Zumindest prinzipiell gilt: unter der Annahme, dass das kausale Modell korrekt spezifiziert wurde, sind nach korrekter Kontrolle der Variablen die potentiellen Ergebnisse (Y_t^1, Y_t^0 bzw. $\Delta Y^1, \Delta Y^0$) bedingt unabhängig von der Arbeitslosigkeitserfahrung (D_t).

39 Da beim PSM das Ziel *nicht* in der korrekten Parameterschätzung der Wahrscheinlichkeit arbeitslos zu werden besteht, ist bspw. eine *full information maximum likelihood*-Schätzung (FIML, vgl. Enders 2010) nicht hilfreich. Bei fehlenden Werten stellt sich obendrein die Frage,

Strategie ist eine weitere Quelle für Verzerrungen (vgl. Enders 2010, Kap. 2). Allerdings wird durch das Zuweisungsmodell und die Verwendung der Survey-Gewichte zumindest für einen Teil des systematischen *Unit-Non-Response* kontrolliert.

4.5.1. Gewichte

Gewichtung im SOEP

Beim SOEP handelt es sich um eine Zusammenfassung komplexer Stichproben, von denen bis 2010 nur eine Stichprobe (die Zuwandererstichprobe D) nicht zufallsgesteuert war, sondern auf einem Schneeballverfahren basierte (vgl. zu den folgenden Ausführungen Goebel u. a. 2008).[40] Bei der *Stichprobenziehung* wird i.d.R. ein zweistufiges Verfahren eingesetzt, bei dem im ersten Schritt regionale Einheiten und im zweiten Schritt Haushalte in den ausgewählten regionalen Einheiten ausgewählt werden.

Da gewöhnlich nur ein Teil der ausgewählten Haushalte bzw. der Personen in den Haushalten befragt werden kann (*Unit-Non-Response*), erfolgt bei der *Konstruktion der Gewichte* im nächsten Schritt eine Schätzung der Beobachtungswahrscheinlichkeit auf Basis der für alle Haushalte vorliegenden Informationen. Anschließend wird die Stichprobe an die Randverteilungen des Mikrozensus angepasst (Poststratifikation bzw. Redressement auf Haushalts- und Personenebene).[41] Auf Basis dieses mehrstufigen Verfahrens werden die Startwellengewichte gebildet. Unter der Annahme, dass der Ausfall- bzw. Teilnahmeprozess durch eine geeignete Variablenauswahl bei der Schätzung der Beobachtungswahrscheinlichkeiten und im Redressement korrekt modelliert wurde (vgl. Rendtel und Pötter 1992), können unter Verwendung der Startwellengewichte erwartungstreue Schätzwerte produziert werden. Sofern darüber hinaus kein systematischer Ausfall von Erhebung zu Erhebung (bzw. Welle zu Welle) stattfindet, ermöglicht die Verwendung der Startwellengewichte den re-

wie dann der standardisierte Bias evaluiert werden sollte.

40 Bis 2010 gab es nur in den Stichproben D (1994, Zuwanderer) und G (2002, Hocheinkommenshaushalte) Haushalte, die kein positives Gewicht erhalten haben, da sie über ein Schneeballverfahren (Stichprobe D) erfasst wurden oder die Kriterien im Nachhinein nicht erfüllt haben (Stichprobe G, siehe Wagner u. a. 2008, S. 314). Für die IAB-SOEP Migrationsstichproben wurde ein neues Auswahlverfahren implementiert. Es handelt sich um eine mehrstufige Zufallsauswahl aus den Registern der BA (vgl. Kroh u. a. 2015). Wie bei anderen Auswahlverfahren auch, stimmen Auswahlrahmen und Zielpopulation in diesem Fall nicht überein. Personen, die nicht sozialversicherungspflichtig beschäftigt sind, werden nicht erfasst.

41 In Bezug auf diese Anpassungen schreiben Rendtel und Pötter (1992, S. 23): „Der Postratifizierungsansatz steht und fällt mit der Gültigkeit des implizit verwendeten Modells für die Stichprobenausfälle. Sozialstrukturforscher wiegen sich häufig in der trügerischen Sicherheit einer Stichprobe, die durch eine Transformation (sprich Randanpassung) in eine Miniatur der Grundgesamtheit verwandelt wird. Schön wärs. Leider gibt es auch im Statistik-Land keine Zauberer."

präsentativen Schluss auf die Grundgesamtheit auch im Längsschnitt (vgl. Duncan und Kalton 1987). Selektiver Panelmortalität kann durch die Verwendung von Längsschnittgewichten begegnet werden.

Im SOEP werden Panelausfälle mit Hilfe von logistischen Regressionsmodellen modelliert, wobei ausgewählte Merkmale aus der Ausgangserhebung und Informationen zu den Kontaktversuchen in der Folgewelle in der Schätzung berücksichtigt werden.[42] Auf Basis dieser Modelle werden die Bleibewahrscheinlichkeiten ermittelt, die jedoch erst einmal nur für die Haushalte gelten. Für die Generierung der individuellen Bleibegewichte (Variable *pbleib*) muss auch noch die Wahrscheinlichkeit einer Haushaltsauflösung berücksichtigt werden. Das Produkt aus Startwellen- und Bleibewahrscheinlichkeit ergibt das Rohgewicht des Querschnitts für die zweite Welle. Diese Rohgewichte werden jedoch erst nach einer weiteren Anpassung an die Randverteilungen des Mikrozensus zu den Hochrechnungsfaktoren für die zweite (dritte etc.) Welle (Variable *phrf*).

Die Längsschnittgewichte für die folgenden Analysen basieren somit immer auf dem Produkt des Hochrechnungsfaktors aus der ersten Welle eines jeden Panels (t = 1,vgl. Abbildung 4.2.1) mit den Bleibewahrscheinlichkeiten bis zur vierten Welle (t = 4). Für das erste Panel ergibt sich das Längsschnittgewicht nach:

$$lweight = phrf2000 \cdot pbleib2001 \cdot pbleib2002 \cdot pbleib2003 \tag{4.1}$$

Warum gewichten?

Sollen Kennwerte der Grundgesamtheit mit Hilfe von komplexen Stichprobendaten geschätzt werden, so sollten die unterschiedlichen Auswahlwahrscheinlichkeiten berücksichtigt werden (vgl. Solon u. a. 2015). Eine Gewichtung ist nach Winship und Radbill (1994) und Solon u. a. (2015) aber auch für kausale (modellbasierte) Inferenz notwendig, wenn davon ausgegangen werden muss, dass Gewichte und abhängige Variable auch unter Kontrolle der unabhängigen Variablen nicht voneinander unabhängig sind (*endogenous sampling*).

Auch im Fall von heterogenen Treatmenteffekten kann es gemäß Solon u. a. (2015) sinnvoll sein, mit Gewichten zu arbeiten, wenn die Heterogenität nicht explizit modelliert werden kann. Sollten Gewichte verwendet werden, so sind in jedem Fall robuste Standardfehler zu verwenden.[43] Zuletzt wird empfohlen, die Ergebnisse aus gewichteten und ungewichteten Analysen zu vergleichen. Dieser Vergleich ist jedoch nur sinnvoll, wenn er sich auf dieselben Beobachtungen bezieht. Insofern werden aus dem Datensatz all jene Beobachtungen entfernt, die kein Gewicht (bzw.

42 Zuerst wird die Kontaktwahrscheinlichkeit geschätzt, dann die konditionale Teilnahmewahrscheinlichkeit (Goebel u. a. 2008, S. 91).

43 Sind die Fehler im nicht gewichteten Modell homoskedastisch, so führt die Multiplikation mit den Gewichten zu heteroskedastischen Fehlern (vgl. Winship und Radbill 1994, S. 241).

ein Gewicht von Null) haben. Dies betrifft 900 Beobachtungen (ca. 1,5% aller verbliebenen Beobachtungen im Datensatz).

Ich gehe davon aus, dass im Zuweisungsmodell für Arbeitslosigkeit einige, aber nicht alle relevanten Variablen enthalten sind, die die Beobachtungswahrscheinlichkeit beeinflussen. So ist bspw. bekannt, dass (berufliche) Umzüge zu erhöhter Panelmortalität führen (Duncan und Kalton 1987 und Laurie 2008). Dass Umzüge gleichzeitig auch die Chancen auf berufliche Verbesserungen erhöhen, ist ein Argument für gewichtete Analysen.

Wie gewichten?

Survey-Gewichte können heutzutage standardmäßig in Regressionsanalysen berücksichtigt werden. Statistikprogramme wie bspw. *Stata* berücksichtigen die angegebenen Gewichte und berechnen entsprechende robuste Standardfehler. In welcher Form Survey-Gewichte bei der Verwendung von Pscores berücksichtigt werden sollen, ist hingegen bisher kaum erforscht worden und deshalb noch immer umstritten.

Survey-Gewichte können beim PSM sowohl bei der Schätzung des Zuweisungsmodells (als Gewicht oder Kovariate) als auch in der finalen Effektschätzung genutzt werden. So empfehlen bspw. DuGoff u. a. (2014), Survey-Gewichte als zusätzliche unabhängige Variable im Zuweisungsmodell zu berücksichtigen, ohne jedoch eine gewichtete Schätzung durchzuführen.[44] Gewichtet wird erst im zweiten Schritt. Soll der ATE geschätzt werden, so kann eine gewichtete Regressionsanalyse für die gematchten Treatment- und Kontrollbeobachtungen durchgeführt werden. Soll der ATT geschätzt werden, so wird gemäß Lenis u. a. (2017) eine gewichtete Regression geschätzt, bei der die Kontrollbeobachtungen die Gewichte der gematchten Treatmentbeobachtungen 'erben'. Wird auf eine Regressionsanalyse verzichtet, so reicht es demnach aus, wenn die gewichtete Summe der nach Formel 3.52 berechneten Differenzen berechnet wird.

Gemäß "Propensity score matching and complex surveys" (2016, S. 3) ist dieses Verfahren jedoch allenfalls für metrische abhängige Variable geeignet. Im Gegensatz zu den anderen Autoren empfehlen "Propensity score matching and complex surveys" (2016) darüber hinaus, bei der Schätzung des ATT die Survey-Gewichte der Treatmentbeobachtungen nicht zu vererben, sondern die Gewichte der gematchten Kontrollbeobachtungen zu verwenden. Bezüglich der Verwendung von Gewichten im ersten Schritt (als Kovariate oder in Form von Gewichten) kommen "Propensity score matching and complex surveys" (2016) zu keinem eindeutigen Ergebnis.

Werden die Pscores im Rahmen des *propensity score weighting* genutzt, empfehlen Ridgeway u. a. (2015) zuerst ein gewichtetes Zuweisungsmodell zu schätzen und

44 Die AutorInnen argumentieren, dass die Survey-Gewichte treatmentrelevante Informationen enthalten. Diese Empfehlung widerspricht jedoch dem Ansinnen, theoretisch fundierte Modelle zu entwerfen und läuft Gefahr Collidervariablen in großem Maßstab aufzunehmen.

danach eine gewichtete Analyse durchzuführen, bei der die Gewichte das Produkt aus geschätzten Pscores und Survey-Gewichten darstellen (vgl. auch DuGoff u. a. 2014 und Hainmueller 2012).

4.5.2. Arbeitsplatzmerkmale (J_1)

Missings

Ca. 93% der Beobachtungen haben gültige Werte auf allen Arbeitsplatz- bzw. berufsbezogenen Merkmalen. Dieser Anteil liegt für Treatmentbeobachtungen bei 94,1%, für die falschen Kontrollbeobachtungen bei 93,6%, für die (richtigen) Kontrollbeobachtungen bei 93,1% und für die Stayer bei 92,8%.[45] Die Variable 'Sorgen um die Arbeitsplatzsicherheit' (*sorgen*) ist allein für den Ausschluss von ca. 1,6% der Beobachtungen verantwortlich. Die Variable 'gewünschte Arbeitszeit' (*wunschzeit*) ist für den Ausschluss von ca. 1,5% der Beobachtungen verantwortlich. Die Variablen 'Öffentlicher Dienst' (*oeffd*) und 'Betriebsgröße' (*allbet*) sind *gemeinsam* für den Ausschluss von 1,6% der Beobachtungen zuständig. Alle anderen Variablen haben einen geringeren Einfluss auf die Ausschlussquote (unter 1%).

Schaut man sich die Anteile der Missings nach Treatmentstatus an, so lassen sich kaum Unterschiede erkennen (s.o.). Für die drei Variablen mit dem größten Einfluss liegen die Unterschiede in den Anteilen bei max. 1Pp. Ein plausibles Muster lässt sich nicht erkennen.

Kündigungsgründe

Wie bereits ausgeführt, kann mit Hilfe des SOEP im Fall der BS nicht zwischen Beendigungs- und Änderungskündigung und im Fall der KAG nicht zwischen verhaltens-, betriebs- oder personenbedingter Kündigung unterschieden werden. Während die Unterscheidung zwischen Beendigungs- und Änderungskündigung prinzipiell möglich wäre, muss den Beschäftigten bei der KAG nicht der genaue Kündigungsgrund mitgeteilt worden sein. Allenfalls die fristlose verhaltensbedingte Kündigung kann aus den Umständen der Kündigung abgeleitet werden.

Proxyvariablen: Hinweise für eine Beendigungskündigung sind der Erhalt einer *Abfindung* und der Eintritt der *Arbeitslosigkeit*. Da die Zahlung von Abfindungen jedoch auch an betriebliche Voraussetzungen geknüpft ist, muss eine Person, die keine Abfindung erhält, nicht zwangsläufig eine Änderungskündigung erhalten haben. Weiterhin kann ein (ver)schlechter(ter) *Gesundheitszustand* eine personenbedingte

45 Wie in Abschnitt 4.4.3 beschrieben, werden Beobachtungen, die ihren Arbeitsplatz durch eine 'eigene Kündigung', einen 'Auflösungsvertrag' oder das 'Ende einer befristeten Beschäftigung' aufgegeben oder verloren haben und nicht arbeitslos wurden, als *falsche Kontrollbeobachtungen* bezeichnet. Mit Stayer sind die Beschäftigten gemeint, die durchgehend bei demselben Arbeitgeber beschäftigt waren.

Kündigung nach sich ziehen. Lange *Betriebszugehörigkeitsdauern* und eine hohe *Zufriedenheit mit dem Arbeitsplatz* sprechen gegen eine verhaltensbedingte Kündigung. Zum einen werden zufriedene Arbeitnehmer ihre Arbeitsplätze nicht durch unangemessenes Verhalten riskieren, zum anderen würden Sie den Arbeitsplatz nicht so gut bewerten, wenn das Verhältnis zum Arbeitgeber belastet wäre. *Beamte* auf Lebenszeit können nur im Rahmen eines Disziplinarverfahren entlassen werden.

Recalls

Mit dem SOEP lassen sich nur realisierte Recalls erfassen, und diese auch erst seit dem Jahr 2010. Bis 2009 Jahr gab es bei der Frage nach der beruflichen Veränderung die Antwortkategorie „Habe nach einer Unterbrechung jetzt wieder eine Erwerbstätigkeit aufgenommen" (2009: zp24). Ab 2010 gibt es die Antwortkategorie „Bin nach einer Unterbrechung jetzt wieder zum früheren Arbeitgeber zurückgekehrt" (2010: bap21). Da damit jedoch Recall-Absicht nicht erfasst werden kann (tatsächlich kann ein Recall auch ohne vorherige Absprache erfolgen) und darüber hinaus nur ein kurzer Erhebungszeitraum zur Verfügung steht, soll auf die Kontrolle dieser Variable verzichtet werden.

Als *Proxyvariablen* kommen die *Branche* und die *Betriebszugehörigkeitsdauer* in Frage. Bei letzterer kommt es darauf an, ob die ununterbrochene Betriebszugehörigkeitsdauer oder die über verschiedene Erwerbsepisoden kumulierte Betriebszugehörigkeitsdauer genutzt wird. Im SOEP wird mit der Variable *erwzeit* die ununterbrochene Dauer erfragt (vgl. Abschnitt 4.5.2).

Vorankündigung des Arbeitsplatzverlusts

Wie lange die Kündigungsfrist tatsächlich war oder ob die gekündigten Arbeitnehmer (noch) vor der Kündigungsfrist über die Kündigungsabsicht bzw. die betriebliche Perspektive informiert wurden, wird nicht erfragt.

Als *Proxyvariablen* kommen Variablen in Frage, die als Voraussetzung für die Anwendung des Kündigungsschutzgesetzes gelten (*Betriebsgröße und Betriebszugehörigkeitsdauer*). Darüber hinaus sollte die *subjektive Arbeitsplatzsicherheit* das Wissen der Betroffenen über die kommende Kündigung zum Teil abbilden. *Betriebs- und Personalräte* werden auf die Einhaltung der Kündigungsfristen und auf eine frühzeitige Mitteilung der Kündigungsabsicht (z.B. bei betriebsbedingten Kündigungen) achten.

Freistellung zur Arbeitsplatzsuche

Es wird nicht erhoben, ob den Befragten Zeit zur Arbeitsplatzsuche gewährt oder mit ihnen eine grundsätzliche Freistellung von der Arbeitspflicht bis zum Ende des (gekündigten) Beschäftigungsverhältnisses vereinbart wurde.

Da die Freistellung von der Arbeit zum Zwecke der Arbeitsplatzsuche gewöhnlich nur auf Antrag erfolgt, gestaltet sich die Suche nach geeigneten *Proxyvariablen* schwierig. *Tarifverträge* und *Betriebsräte* können besonders günstige Freistellungsregelungen enthalten bzw. vereinbaren. Vermutlich werden die Arbeitnehmer auch dort nicht von der Antragspflicht entbunden.

Abfindung

Nach dem Erhalt und der Höhe einer Abfindung wird regelmäßig seit 1991 gefragt. Im SOEP geben auch Personen an, Abfindungen bezogen zu haben, die gemäß der zentralen (vom SOEP generierten) Variable 'berufliche Veränderung' *jobch* zwischen $t = 1$ und $t = 2$ nicht den Arbeitsplatz gewechselt haben. Grund hierfür dürfte die inkonsistente zeitliche Zuordnung von Arbeitsplatzwechsel und Abfindung sein.[46] Da die Abfindung in erster Linie als Proxyvariable für den tatsächlichen Kündigungsgrund dient, ist nur der Erhalt, nicht aber die Höhe der Abfindung relevant (zumal die Abfindung durch andere Leistungen ergänzt werden kann). 23 Befragte haben keine Angabe zum Erhalt einer Abfindung gemacht (Variable *abfindung*). 99,2% der Stayer haben gültige Missings ('trifft nicht zu'). In Zuweisungsmodellen mit den Stayern in der Kontrollgruppe kann diese Variable demnach nicht genutzt werden.

Arbeitszeit

Beim Umfang der Beschäftigung kann zwischen den zwei metrischen Variablen vereinbarte wöchentliche Arbeitsstunden (*vebzeit*) und tatsächliche wöchentliche Arbeitsstunden (*tatzeit*) einerseits und der kategorialen Variable Beschäftigungsstatus (*emplst*) andererseits unterschieden werden. Alle drei Variablen werden vom FDZ SOEP auf Basis der Angaben der Befragten generiert.

Auf Basis der Variable *emplst* wurde die Stichprobe auf (reguläre) Vollzeit- und Teilzeitbeschäftigte eingegrenzt. Im weiteren Verlauf werden separate Modelle für Teil- und Vollzeitbeschäftigte geschätzt. Innerhalb der Gruppen der Voll- und Teilzeitbeschäftigten gibt es jedoch noch eine relativ große Streuung in den (Angaben zu den) tatsächlich geleisteten und vereinbarten Wochenstunden (vgl. Tabelle 4.5.11). So arbeiten die Teilzeitbeschäftigten nach eigenen Angaben im Schnitt 26, die Vollzeitbeschäftigten 44 Stunden. Die vereinbarte Arbeitszeit liegt in beiden Gruppen unter der tatsächlichen Arbeitszeit. In beiden Gruppen gibt es Befragte, die angeben, während einer üblichen Arbeitswoche, nur eine Stunde

46 Die Frage wird nur denjenigen gestellt, die angegeben haben, im Zeittraum vom Beginn des letzten Jahres bis kurz vor dem Interviewzeitpunkt die Stelle gewechselt zu haben. Bei dieser Art der Fragestellung überlappen sich die Angaben aus zwei aufeinanderfolgenden Interviews, sofern die Befragung nicht im Januar stattgefunden hat.

Tabelle 4.5.11.: Arbeitszeiten für Voll- und Teilzeitbeschäftigte (gewichtet)

	tatsächliche Arbeitszeit						vereinbarte Arbeitszeit					
	$\bar{x}$	s_x	$\tilde{x}$	Min	Max	N	$\bar{x}$	s_x	$\tilde{x}$	Min	Max	N
Vollzeit	44	7,8	42	1	80	51.599	39	3,2	39	6	77	44.464
Teilzeit	26	8,6	25	1	80	10.042	24	6,9	24	3	55	9.276
Gesamt	41	10,3	40	1	80	61.641	36	6,8	39	3	77	53.740

master_11.do

zu arbeiten. Die maximale geleistete (tatsächliche) Stundenzahl liegt bei Teilzeit- und Vollzeitbeschäftigten bei (der vom FDZ SOEP festgelegten Obergrenze von) 80 Stunden. Insbesondere bei den Teilzeitbeschäftigten ist die Variation in den 'geleisteten' Stunden groß (der Variationskoeffizient ist doppelt so groß wie bei den Vollzeitbeschäftigten). Die Streuung in der vertraglich vereinbarten Arbeitszeit ist deutlich geringer, jedoch gibt es auch hier ungewöhnliche Werte.

Vor diesem Hintergrund ist zu fragen, welche der beiden Arbeitszeitvariablen zu verwenden ist und wie mit ungewöhnlichen Werten umgegangen werden soll. Dies ist auch im Hinblick auf die Bildung der Stundenlöhne von Bedeutung. Wie Schief (2003) am Beispiel verschiedener Erhebungen illustriert, variieren die Angaben zur (durchschnittlichen) Arbeitszeit mit der Frageformulierung und dem Fragekontext. Im SOEP wird die vereinbarte Arbeitszeit wie folgt erfragt: „Wie viele Wochenstunden beträgt Ihre vereinbarte Arbeitszeit ohne Überstunden?" (bbp63). Personen ohne festgelegte Arbeitszeit können ein separates Feld ankreuzen und haben auf dieser Variable einen gültigen Missing (trifft nicht zu). Die tatsächliche Arbeitszeit wird unmittelbar im Anschluss erfragt: „Und wie viel beträgt im Durchschnitt Ihre tatsächliche Arbeitszeit pro Woche einschließlich eventueller Überstunden?" (bbp64).[47] Da die Überstunden Teil des Bruttomonatslohns sein können und da der Stundenlohn von den tatsächlich geleisteten Stunden abhängt, sollte zur Berechnung des Stundenlohns die tatsächliche Arbeitszeit herangezogen werden.[48]

Wegen der subjektiven Erinnerungs- und Berechnungsleistung sind Angaben zur tatsächlichen wöchentlichen Arbeitszeit anfälliger für Messfehler (vgl. Jacobs 1998, Heckman 1993, Sec. V und Rodgers u. a. 1993).[49] Vergleiche von Angaben

47 Darüber hinaus gibt es im Fragebogen aber auch Fragen zu den regelmäßig geleisteten Arbeitstagen pro Woche (bb53) und den regelmäßig geleisteten Arbeitsstunden pro Arbeitstag (bbp54).

48 So legt auch das Mindestlohngesetz fest, dass der Mindestlohn pro tatsächlich geleisteter Arbeitsstunde zu zahlen ist (vgl. Liebig 2017).

49 Dies hat damit zu tun, dass sich die Befragten 1. an ihre üblichen Arbeitsstunden pro Tag und 2. die üblicherweise gearbeiteten Tage pro Woche erinnern müssen um dann 3. daraus die durchschnittliche Arbeitszeit pro Woche zu berechnen.

zur gewöhnlichen Arbeitszeit mit Zeitverwendungstagebüchern zeigen jedoch, dass abhängig Beschäftigte ihre wöchentliche Arbeitszeit relativ exakt angeben können. Lediglich die Selbstständigen neigen zu einer deutlichen Überschätzung ihrer Arbeitszeit (vgl. Niemi 1993, Tabelle 3). Folgt man den Ausführungen von Jacobs (1998), so gibt es darüber hinaus nur wenige Faktoren, die die Angaben zur üblichen wöchentlichen Arbeitszeit systematisch beeinflussen. Es handelt sich somit eher um unsystematische Messfehler. Trotzdem kann davon ausgegangen werden, dass die Befragten mit vertraglich vereinbarter Arbeitszeit diese etwas besser kennen. Eine Beschränkung auf die vereinbarte Arbeitszeit kommt jedoch um den Preis des Ausschlusses von knapp 13% der verbliebenen Beobachtungen in der Stichprobe, die entweder zum ersten, oder aber zum zweiten Zeitpunkt keine vertraglich vereinbarte Arbeitszeit haben.

In Abwägung der Argumente und vor dem Hintergrund der hohen Korrelation (von 0,8) zwischen vereinbarter Arbeitszeit und tatsächlicher Arbeitszeit wird die tatsächliche Arbeitszeit (Variable *tatzeit*) genutzt. Um mögliche Verzerrungen (siehe Fußnote 50) zu reduzieren, wird das Zuweisungsmodell um eine Dummyvariable ergänzt, die festhält, ob eine Beobachtung keine vertraglich vereinbarte Arbeitszeit hat (Variable *keinezeit*). Dadurch fallen 120 (0,2%) der verbliebenen Beobachtungen aus der Stichprobe.[50]

Ausreißerbehandlung der Arbeitszeit

Ein Ausschluss von Beobachtungen mit unplausiblen Werten muss gut begründet sein. Oft lassen sich Ausreißer aus einer multivariaten Perspektive erklären. Niedrigere (als gewöhnliche) tatsächliche Arbeitszeiten könnten aus einer Freistellung zur Arbeitsplatzsuche resultieren (wenn die Kündigung schon zum Interview in $t = 1$ ausgesprochen war). Freistellungen, die zu einer deutlich reduzierten Arbeitszeit bzw. einer vollständigen Entbindung von den Arbeitspflichten führen, sind möglich und bei Führungskräften sowie bei verhaltensbedingten Kündigungen sogar üblich. Da diese Freistellungen manchmal auch als Beurlaubungen bezeichnet werden, besteht die Möglichkeit, dass ein Teil der Freistellungen durch Ausschluss der Kündigungsgruppe der Beurlaubungen bereits erfasst worden ist. Zuletzt ist auch bei Betriebsschließungen eine reduzierte Arbeitszeit nicht unwahrscheinlich.

Andererseits sind auch sehr hohe Arbeitszeiten möglich. Gemäß Arbeitszeitgesetz sind (zumindest kurzfristig) bis zu 60 Arbeitsstunden pro Woche erlaubt (vgl.

50 Es besteht die Möglichkeit, dass Personen, die keine vertraglich vereinbarte Arbeitszeit haben, dazu neigen die tatsächlich geleisteten Wochenstunden stärker zu über- oder unterschätzen. Zwar kommen die fehlenden Werte für die vereinbarte Arbeitszeit hier nicht durch Antwortverweigerung zustande, jedoch unterscheiden sich die Personen ohne vertraglich vereinbarte Arbeitszeit von denen mit vereinbarter Arbeitszeit. Eine Auswertung der Stichprobe zeigt, dass Erstere etwas länger arbeiten, mehr verdienen, besser gebildet, etwas älter und öfter Männer sind. Es ist jedoch fraglich, ob diese Eigenschaften ein weniger verlässliches Antwortverhalten im Hinblick auf die tatsächliche Arbeitszeit begünstigen.

Hensche 2017a). Von der Gültigkeit des Gesetzes (und damit dieser Obergrenze) ausgenommen, sind höhere Statusgruppen sowie Beschäftigte in Einrichtungen von Religionsgemeinschaften. Tatsächliche Arbeitszeiten von 80 Stunden sind somit prinzipiell möglich, wenn auch – wie im Fall der Teilzeitbeschäftigten – eher unwahrscheinlich.[51] Angesichts der Spannweite theoretisch möglicher Arbeitszeiten soll an dieser Stelle keine einfache (univariate) Begrenzung der tatsächlichen Arbeitszeiten erfolgen. Wie in Abschnitt 4.5.5 beschrieben, wird der Datensatz zu einem späteren Zeitpunkt noch um multivariate Ausreißer bereinigt.[52] Zu den Variablen des Ausreißermodells zählt auch die tatsächliche Arbeitszeit.

Gewünschte Arbeitszeit

Im SOEP wird überdies nach der gewünschten Arbeitszeit gefragt. Die Frage lautet: „Wenn Sie den Umfang Ihrer Arbeitszeit selbst wählen könnten und dabei berücksichtigen, dass sich Ihr Verdienst entsprechend der Arbeitszeit ändern würde: Wie viele Stunden in der Woche würden Sie dann am liebsten arbeiten?" (bbp68, 2011).[53] Tabelle 4.5.12 zeigt die Verteilung der gewünschten Arbeitszeit getrennt für Teilzeit- und Vollzeitbeschäftigte. Vollzeitbeschäftigte wollen im Schnitt fünf Stunden weniger arbeiten, Teilzeitbeschäftigte würden ihren Arbeitsumfang leicht erhöhen. Auffällig sind auch hier ungewöhnlich hohe und niedrige Werte. So gibt es Befragte, die angeben nicht mehr arbeiten zu wollen (null Stunden), während andere Befragte gerne 100 Stunden in der Woche (ca. 14 Stunden täglich) arbeiten möchten. Aus dem Vergleich der Fallzahlen von gewünschter Arbeitszeit und tatsächlicher Arbeitszeit zeigt sich auch, dass ca. 1.000 Befragte keine Angabe zur gewünschten Arbeitszeit gemacht haben. Dies betrifft knapp 4% der Befragten, die keine vertraglich geregelte Arbeitszeit haben, aber nur 1% der Befragten mit vereinbarter Arbeitszeit. Diese 1.000 Beobachtungen werden von der weiteren Analyse ausgeschlossen.[54]

In der Analyse wird die Variable *diffzeit* verwendet, die den Unterschied zwischen gewünschter Arbeitszeit und tatsächlicher Arbeitszeit erfasst.

51 Fraglich ist jedoch, ob Arbeitszeiten von mehr als 60 Stunden auch vertraglich vereinbart werden (können), oder ob im Fall solcher 'Extremjobber' (Kuhn 2007) nicht Mindestregelungen oder keine Arbeitszeitregelungen getroffen werden.

52 Die Ausreißer werden auf Basis von multivariaten Verfahren identifiziert. Die in diesen Verfahren verwendeten Variablen werden jedoch erst zu einem späteren Zeitpunkt beschrieben.

53 Die Frageformulierung hat sich über die Zeit nicht verändert.

54 Ein Blick auf die Missingstrukturen zeigt, dass dieser Ausschluss vor allem Beobachtungen betrifft, die auch auf anderen Variablen fehlende Werte haben.

Tabelle 4.5.12.: Gewünschte Arbeitszeit für Voll- und Teilzeitbeschäftigte (gewichtet)

	Gewünschte Arbeitszeit						Differenz in Arbeitszeiten					
	$\bar{x}$	s_x	$\tilde{x}$	Min	Max	N	$\bar{x}$	s_x	$\tilde{x}$	Min	Max	N
Vollzeit	39	6,8	40	0	100	50.633	-5	7,9	-4	-80	50	50.633
Teilzeit	27	8,5	26	0	80	9.850	1	8,0	0	-45	60	9.850
Gesamt	37	8,3	39	0	100	60.483	-4	8,2	-3	-80	60	60.483

master_11.do

Tabelle 4.5.13.: Frist des Arbeitsvertrags nach Erwerbsumfang und Treatmentstatus (Spaltenprozente, gewichtet)

	Besch.umfang		Treatmentstatus				
	Vollzeit	Teilzeit	*K*	*T*	*f.K.*	*Stay*	Gesamt
unbefristet	86%	86%	87%	83%	77%	87%	86%
befristet	5%	8%	6%	13%	19%	5%	5%
kein Arbeitsvertrag	9%	6%	7%	4%	4%	9%	8%
N	50.619	9.843	389	912	1.551	57.610	60.462

master_11.do

Beamte

Im SOEP werden Arbeitnehmer nach ihrer beruflichen Stellung gefragt. Dabei wird u.a. zwischen Arbeitern, Angestellten, Auszubildenden, Selbstständigen und Beamten unterschieden. Für die Arbeit wird eine Dummyvariable *beamt* gebildet, die die Beamten identifiziert. Lediglich zwei Befragte haben die Angabe verweigert und werden entfernt.

Befristung

Bei der Frage nach der Frist des Arbeitsvertrags wird zwischen 'unbefristeter Vertrag', 'befristetes Arbeitsverhältnis' und 'trifft nicht zu / habe keinen Arbeitsvertrag' unterschieden (vgl Tabelle 4.5.13). Befristungen finden sich häufiger unter den Teilzeitbeschäftigten. Immerhin 9% der Vollzeitbeschäftigten und 6% der Teilzeitbeschäftigten geben an, keinen Arbeitsvertrag zu haben. Besonders häufig sind davon Personen betroffen, die nicht den Arbeitsplatz wechseln (Stayer).

Die Frage ist nun, wie mit Personen ohne Arbeitsvertrag umgegangen werden soll. Zuerst einmal ist festzuhalten, dass auch mündliche Absprachen über ein

Arbeitsverhältnis als Arbeitsvertrag zu bezeichnen sind: der Arbeitsvertrag bedarf nicht der Schriftform (Bellin 2017). Zwar hat der Arbeitgeber gemäß § 2, Absatz 1 des *Gesetzes über den Nachweis der für ein Arbeitsverhältnis geltenden wesentlichen Bedingungen* (in der Fassung vom 20.7.1995) „spätestens einen Monat nach dem vereinbarten Beginn des Arbeitsverhältnisses die wesentlichen Vertragsbedingungen schriftlich niederzulegen, die Niederschrift zu unterzeichnen und dem Arbeitnehmer auszuhändigen". Allerdings führt die Missachtung dieser Regelung nicht zur Nichtigkeit des Arbeitsvertrags. Es gilt, was vereinbart wurde, sofern es mit dem Kündigungsschutzgesetz oder Tarifverträgen im Einklang steht. Insofern können auch mündliche Arbeitsverträge unbefristet abgeschlossen werden.

Vor diesem Hintergrund sind die Antwortkategorien im Personenfragebogen des SOEP uneindeutig. Einerseits hat eine Person, die für ein Entgelt Dienstleistungen für eine andere (juristische) Person erbringt einen (Arbeits-)Vertrag (auch wenn sie dies nicht weiß). Andererseits kann eine Person mit einem mündlichen Arbeitsvertrag, der auf unbefristete Zeit geschlossen wurde, ihr Kreuz sowohl bei 'unbefristeter Arbeitsvertrag' als auch bei 'trifft nicht zu / habe keinen Arbeitsvertrag' machen. Aus diesem und dem Grund, dass Angestellte ohne Arbeitsvertrag wahrscheinlich nicht im gleichen Maße die tatsächlichen Vertragsbedingungen (Lohn, Arbeitszeiten etc.) wiedergeben können,[55] wie Angestellte mit einem schriftlichen Vertrag, werden ca. 5.700 Beobachtungen 'ohne Arbeitsvertrag' aus der Analyse ausgeschlossen. Das sind immerhin 8,5% der verbleibenden Beobachtungen. Hinzu kommen 21 Beobachtungen ohne Angabe zur Frist des Arbeitsverhältnisses. Die Dummyvariable *frist* identifiziert Beobachtungen mit befristeten Arbeitsverhältnissen.

Betriebsgröße

Beschäftigte werden darüber hinaus um eine Schätzung der Anzahl der Beschäftigten in ihrem Unternehmen gebeten. Die Ausprägungen dieser Variablen, die in zwei Varianten als generierte Variable vorliegt, wurden den veränderten gesetzlichen Vorgaben (u.a. für den Kündigungsschutz) angepasst und sind deshalb nicht konsistent über den hier verwendeten Zeitraum. Aus diesem Grund werden mit Hilfe der Variable *kleinbetrieb* Beobachtungen identifiziert, die in Betrieben mit weniger als 20 Beschäftigten arbeiten.

Zwar müssen zur Anwendung des Kündigungsschutzgesetzes mehr als 5 (1999-2003) bzw. mehr als 10 (ab 2004) Arbeitnehmer zum Betrieb gehören, allerdings geht es dabei um vollzeitäquivalente Stellen, deren Berechnung den Befragten nicht zugemutet werden kann. Die hier gewählte Operationalisierung führt dazu, dass

55 Selbst wenn sie die ausgehandelten Vertragsbedingungen *kennen*, kann es sein, dass die Angaben nicht im gleichen Maße reliabel sind, wie die Angaben von Angestellten, die einen schriftlichen Arbeitsvertrag haben. Im Streitfall werden Gerichte als Nachweis des Beschäftigungsverhältnisses einen schriftlichen Arbeitsvertrag einfordern.

Tabelle 4.5.14.: Beschäftigtenzahl (x) im Betrieb (Spaltenprozente, gewichtet)

Anzahl	Vollzeit	Teilzeit	Gesamt
x >= 20	82%	69%	80%
x < 20	18%	31%	20%
N	44.696	8.992	53.688

master_11.do

mehrheitlich nur Betriebe als 'Großbetriebe' deklariert werden, für die dies auch gilt. Umgedreht werden auf diese Weise einige Betriebe fälschlicher Weise nicht als Kleinbetrieb deklariert. Die gewählte Obergrenze von 20 Beschäftigten entspricht darüber hinaus auch der im Betriebsverfassungsgesetz niedergeschriebene Grenze, ab der Sozialpläne verhandelt werden müssen.

Wie Tabelle 4.5.14 entnommen werden kann, sind Teilzeitbeschäftigte häufiger in kleinen Betrieben angestellt. Knapp 1.100 Beobachtungen (oder 2%) können bzw. wollen keine Angabe zur Betriebsgröße machen. Die Selbstständigen wurden zu einem früheren Zeitpunkt bereits ausgeschlossen.

Betriebsrat

Die Frage nach dem Betriebsrat wird nur alle fünf Jahre gestellt. Da dies zu einem Verlust von mindestens 4/5 der Stichprobenereignisse führen würde, wird auf dieses Item trotz seiner Bedeutung im Hinblick auf Sozialpläne und Kündigungsschutzregelungen verzichtet. Als *Proxyvariablen* kommen die *Betriebsgröße* und der *öffentliche Dienst* in Frage. Öffentliche Dienststellen sind zur Bildung eines Personalrates verpflichtet (vgl. § 12, Abs. 1 Bundespersonalvertretungsgesetz). Diese und andere Regelungen führen zu einem sehr „hohen Deckungsgrad betrieblicher Interessenvertretungen im öffentlichen Dienst" (Tillman 2017). Beide Proxyvariablen werden die Existenz eines Betriebsrates jedoch nicht perfekt vorhersagen. Auf diese Weise können einige Hintertürpfade nicht blockiert werden.

Öffentlicher Dienst

Die Frage nach einer Beschäftigung im öffentlichen Dienst wird jährlich seit 1984 (in West) bzw. 1992 (in Ost) gestellt. Die Dummyvariable *oeffd* identifiziert Beobachtungen, die im öffentlichen Dienst arbeiten. 228 (0,4%) der verbliebenen Befragten können bzw. wollen keine Angabe machen und werden ausgeschlossen.

Tabelle 4.5.15 kann entnommen werden, dass Teilzeitbeschäftigte häufiger im öffentlichen Dienst arbeiten. Dies hat u.a. damit zu tun, dass nach §11 des Tarifvertrags für den öffentlichen Dienst eine Teilzeitbeschäftigung auf Antrag der

Tabelle 4.5.15.: Beschäftigung im öffentlichen Dienst (Spaltenprozente, gewichtet)

	Besch.umfang		Treatmentstatus				
Öff. Dienst?	Vollzeit	Teilzeit	*K*	*T*	*f.K.*	*Stay*	Gesamt
nein	74%	65%	88%	92%	75%	72%	73%
ja	26%	35%	12%	8%	25%	28%	27%
N	44.514	8.946	357	853	1.451	50.799	53.460

master_11.do

Beschäftigten bei Vorliegen bestimmter Bedingungen ermöglicht werden soll. Ein Blick auf den Treatmentstatus zeigt, dass Kündigungen und Betriebsstilllegungen im öffentlichen Dienst selten sind. Der Anteil der im öffentlichen Dienst beschäftigten Treatment- und Kontrollbeobachtungen liegt deutlich unter dem Anteil der anderen Arbeitsplatzwechsler und der Stayer.

Betriebszugehörigkeitsdauer

Die Betriebszugehörigkeitsdauer (Dauer der Beschäftigung bei demselben Arbeitgeber in Jahren) wird über die vom SOEP generierte Variable *erwzeit* erfasst (vgl. Tabelle 4.5.16). Während die Betriebszugehörigkeitsdauer bis zum Zeitpunkt des Interviews (in $t = 1$) über diese Variable gut erfasst ist, kann die tatsächliche Betriebszugehörigkeitsdauer bei Ausspruch der Kündigung (bzw. bei Stellenende) nicht hinreichend ermittelt werden. Dies wäre aber im Hinblick auf die Einhaltung der Kündigungsfristen bei Beschäftigten in bzw. kurz nach der Probezeit wichtig.

Zwar werden im SOEP die Arbeitsplatzwechsler auch retrospektiv nach der gesamten Beschäftigungsdauer auf der letzte Stelle gefragt (Variable bbp87), allerdings hat ein Vergleich der Angaben zur Betriebszugehörigkeitsdauer aus $t = 1$ und der (retrospektiven) Beschäftigungsdauer aus $t = 2$ unplausible Diskrepanzen ergeben. Diese lassen sich unter Umständen durch die unterschiedliche Frageformulierung erklären (Dauer auf der Stelle vs. Dauer beim Arbeitgeber). Hinzu kommt, dass Personen wieder zu einem alten Arbeitgeber zurückkehren können. In diesem Fall ist die kumulierte Betriebszugehörigkeit länger als die Dauer der letzten Beschäftigung bei einem Arbeitgeber. Für die Analyse soll die metrischen Variable *erwzeit* genutzt werden. Dies führt zum Ausschluss von 47 (bzw. 0,1% der verbliebenen) Beobachtungen.

Tabelle 4.5.16 zeigt, dass zwischen teilzeit- und vollzeitbeschäftigten Frauen nur geringe Unterschiede in der Betriebszugehörigkeitsdauer bestehen. Für Männer sind diese Unterschiede ausgeprägter. Während Vollzeitmänner die höchste durchschnittliche (bzw. mittlere) Betriebszugehörigkeitsdauer haben, haben Teilzeitmänner

Tabelle 4.5.16.: Betriebszugehörigkeitsdauer für Voll- und Teilzeitbeschäftigte (gewichtet)

	Frauen						Männer					
	$\bar{x}$	s_x	$\tilde{x}$	Min	Max	N	$\bar{x}$	s_x	$\tilde{x}$	Min	Max	N
Vollzeit	10,9	9,1	9	0	43	14.454	12,5	9,9	10	0	44	30.025
Teilzeit	10,4	8,7	8	0	43	8.437	9,0	9,1	6	0	40	497
Gesamt	10,7	8,9	9	0	43	22.891	12,4	9,9	10	0	44	30.522

master_11.do

die geringste. Auf Basis dieser Variable wird darüber hinaus eine Dummyvariable gebildet, die Beobachtungen identifiziert, deren Betriebszugehörigkeitsdauer zum Interviewzeitpunkt in $t = 1$ weniger als ein halbes Jahr beträgt (Variable *probezeit*). Demnach sind etwas mehr Teilzeitbeschäftigte in Probezeit.

Chance auf gleichwertige Beschäftigung

Mit Hilfe der Variable *nochance* werden Beobachtungen identifiziert, die angeben, dass es für sie schwierig oder praktisch unmöglich wäre, im Falle eines Arbeitsplatzverlustes eine mindestens gleichwertige Stelle zu finden. Weitere 491 (bzw. 0,9%) der Beobachtungen werden ausgeschlossen, weil keine Angaben zu dieser Variablen vorliegen.

Subjekive Arbeitsplatzsicherheit

Seit Beginn des SOEPs werden Erwerbstätige gefragt, ob Sie sich Sorgen „[u]m die Sicherheit Ihres Arbeitsplatzes" machen.[56] Über die Dummyvariable *besorgt* werden Beobachtungen identifiziert, die sich einige oder große Sorgen um die Arbeitsplatzsicherheit machen. Für weitere 718 Beobachtungen liegen keine Angaben zur subjektiven Arbeitsplatzsicherheit vor.

Die Verwendung der Variable subjektive Arbeitsplatzsicherheit kann kritisch gesehen werden. So wird empfohlen, keine Variablen im Zuweisungsmodell zu verwenden, die bereits vom Treatment beeinflusst sein könnten (vgl. Stuart 2010, S. 5). Eine Kündigung kann aber bereits zum Zeitpunkt des Interviews (in $t = 1$) ausgesprochen worden sein. Personen, die eine Kündigung erhalten haben, sollten demnach große Sorgen berichten. Möglich ist aber auch, dass sie die Angabe verweigern. Die Kündigung ist in dieser Arbeit zwar nicht das Treatment, sie hat aber einen Einfluss auf die Wahrscheinlichkeit das Treatment zu erhalten.

56 Kurioser Weise wurde in 2011 auch erhoben, ob sich die Befragten Sorgen „Über die Einführung des Euro statt der D-Mark" machen.

Tabelle 4.5.17.: Arbeitsplatzsorgen und Chancen auf Wiederbeschäftigung (Spaltenprozente, gewichtet)

	Besch.umfang		Treatmentstatus				
sorgnochance	Vollzeit	Teilzeit	*K*	*T*	*f.K.*	*Stay*	Gesamt
0	46%	47%	29%	23%	51%	47%	46%
1	54%	53%	71%	77%	49%	53%	54%
N	43.500	8.713	346	835	1.429	49.603	52.213

master_11.do

So könnte bspw. eine Längenverzerrung im Hinblick auf die Kündigungsfristen bestehen. Während Personen, die eine reguläre Kündigung erhalten haben, noch in der Kündigungsfrist (d.h. nach Ausspruch der Kündigung) auf ihrer alten Stelle beobachtet werden können, können Personen, die eine außerordentliche Kündigung erhalten haben oder für die aus anderen Gründen nach dem KSchG keine Kündigungsfrist gilt, in $t = 1$ nur vor Ausspruch der Kündigung auf ihrer alten Stelle beobachtet werden. Da die Kündigungsfrist das Arbeitslosigkeitsrisiko und die Kündigung die Arbeitsplatzsorgen beeinflusst, würde die Kontrolle der Arbeitsplatzsorgen in $t = 1$ nicht die tatsächlichen Unterschiede in den Arbeitsplatzsorgen zwischen den Treatment- und Kontrollbeobachtungen erfassen. Trotz dieses Einwands wird an der Verwendung der Arbeitsplatzsorgen festgehalten, u.a. weil die Längenverzerrung erst ab einer sehr hohen Betriebszugehörigkeit greift[57] und darüber hinaus auch für die Betriebszugehörigkeitsdauer (und -größe) kontrolliert wird.

Für die Analyse wird weiterhin eine Dummyvariable *sorgnochance* gebildet, die diejenigen identifiziert, die sich einige oder große Sorgen machen und geringe oder keine Chancen haben, eine neue Stelle zu finden. Tabelle 4.5.17 zeigt, dass im Hinblick auf die Sorgen und Chancen keine Unterschiede zwischen den Vollzeit- und Teilzeitbeschäftigten bestehen. Andererseits ist die Variable *sorgnochance* ein ordentlicher Prädiktor für Kündigung und Arbeitslosigkeit. Während 77% der Treatmentbeobachtungen (T) sich große Sorgen machen und keine Chance auf eine vergleichbare Wiederbeschäftigung sehen, liegt der Anteil bei 71% für die richtigen Kontrollbeobachtungen (K) und bei 53% für die Stayer (S). Diejenigen, die (vorwiegend) selbst kündigen ($f.K.$) tun dies in der Absicht sich (irgendwie) zu verbessern. Dementsprechend gering (hoch) sind die Sorgen (Chancen).

57 Beträgt die gesetzliche Kündigungsfrist gemäß § 622 des Bürgerlichen Gesetzbuchs bei zwei Jahren Betriebszugehörigkeit „einen Monat zum Ende eines Kalendermonats", so liegt sie nach 20 Jahren bei „sieben Monate zum Ende eines Kalendermonats". Der daraus entstehende Längenbias kann allenfalls marginal sein.

Tabelle 4.5.18.: Nebenjob und Beschäftigungsumfang (Spaltenprozente, gewichtet)

Nebenjob?	Besch.umfang		Treatmentstatus				
	Vollzeit	Teilzeit	*K*	*T*	*f.K.*	*Stay*	Gesamt
nein	96%	95%	91%	97%	96%	96%	96%
ja	4%	5%	9%	3%	4%	4%	4%
N	43.500	8.713	346	835	1.429	49.603	52.213

master_11.do

Nebenerwerbstätigkeiten

Nebenerwerbstätigkeiten werden seit 1985 regelmäßig erfasst, die Höhe der Bezüge aus diesen Tätigkeiten wird erst seit 2004 erfasst.[58] Für die Auswertungen wird eine Dummyvariable *sidejob* generiert, die Beobachtungen identifiziert, die nebenbei als mithelfende Familienangehörige im eigenen Betrieb arbeiten oder einer regelmäßigen bezahlten Nebenerwerbstätigkeit nachgehen. Tabelle 4.5.18 zeigt, dass es kaum Unterschiede zwischen den Teilzeit- und Vollzeitbeschäftigten gibt, wohl aber zwischen den richtigen Kontrollbeobachtungen und den anderen Gruppen. Diese haben deutlich häufiger einen regelmäßigen bezahlten Nebenjob und melden sich deshalb u.U. nicht arbeitslos (bzw. geben dies nicht an).

Berufliche Stellung bzw. Autonomie

Die berufliche Stellung kann im SOEP mit Hilfe einer Reihe von Prestigeskalen oder aber direkt über die ISCO-Codes abgebildet werden. Die kompakteste Prestigeskala ist die auf der *Klassifikation der Berufe* basierende Skala *Autonomie des beruflichen Handelns* (Variable *autono*, vgl. Hoffmeyer-Zlotnik und Geis 2003). Diese weist den Befragten in Abhängigkeit von ihrer Tätigkeit und der dafür nötigen Ausbildung einen Skalenwert von 1 ('niedrige Autonomie') bis 5 ('hohe Autonomie') zu.[59]

58 Nebenerwerbstätigkeiten wurden im vorherigen Kapitel unter dem Schlagwort alternative Einkommensquellen bei soziodemografischen Faktoren diskutiert.

59 Die anderen Skalen basieren entweder auf Bewertungen des Prestiges bestimmter Berufe (SIOPS) oder aber auf dem durchschnittlichen sozialen Status innerhalb von Berufsgruppen. So wurden bspw. für den *Standard International Socio-Economic Index of Occupational Status* (ISEI) in einer international-vergleichenden Meta-Analyse Informationen zu Bildung, Beruf und Einkommen (nicht Löhnen) für erwerbstätige Männer kombiniert (vgl. Ganzeboom u. a. 1992). Der Indexwert einer beruflichen Tätigkeit ist de facto umso höher, je höher das durchschnittliche Einkommen und die durchschnittliche Bildung in der Berufsgruppe sind. Der Indexwert wird im Rahmen einer iterativen Regressionsanalyse ermittelt. Dabei wird – wie in Status-Attainment-Modellen üblich – der Beruf als Mediatorvariable gesehen, die Bildung und Einkommen verbindet (vgl. Ganzeboom u. a. 1992, S. 10f.). Zwar ist mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit davon

Tabelle 4.5.19.: Autonomie beruflichen Handelns (Spaltenprozente, gewichtet)

Autonomie	Besch.umfang		Treatmentstatus				
	Vollzeit	Teilzeit	*K*	*T*	*f.K.*	*Stay*	Gesamt
niedrig	13%	18%	15%	22%	10%	14%	14%
	27%	30%	34%	37%	26%	27%	27%
	32%	41%	27%	27%	31%	33%	33%
	25%	10%	22%	12%	31%	23%	23%
hoch	3%	1%	1%	2%	3%	3%	3%
N	43.472	8.703	345	834	1.422	49.574	52.175

master_11.do

Im SOEP werden darüber hinaus über die Ausprägung '0' Auszubildende und (unbezahlte) Trainees identifiziert (n = 16). Diese werden zusammen mit den 24 Befragten ohne Angaben von der Analyse ausgeschlossen.

Ein Blick auf Tabelle 4.5.19 zeigt deutliche Unterschiede in der Autonomie sowohl zwischen dem Beschäftigungsumfang als auch dem Treatmentstatus. Teilzeitbeschäftigte haben eine deutlich niedrigere Autonomie als Vollzeitbeschäftigte, was auch damit zusammenhängt, dass bspw. Führungspositionen sehr selten in Teilzeit ausgeführt werden können (siehe die Ausführungen in Abschnitt 3.4.3). Interessant ist auch, dass Treatmentbeobachtungen und Kontrollbeobachtungen (trotz unterschiedlicher Aufteilung auf die Kündigungsgründe) einander ähnlicher sind als bspw. Treatmentgruppe und Stayer bzw. Treatmentgruppe und falsche Kontrollgruppe.

4.5.3. Soziodemografische Merkmale (Z_1)

Missings

Ca. 99% der (verbliebenen) Beobachtungen haben gültige Werte auf den soziodemografischen Merkmalen. Dieser Anteil liegt für Treatmentbeobachtungen (T) bei 98,6%, für die falschen Kontrollbeobachtungen ($f.K.$) bei 95,5%, für die Kontrollbeobachtungen (K) bei 99,4% und für die Stayer (S) bei 99,3%. Die Variable 'Stunden der Kinderbetreuung' (*childcare*) hat knapp 6% *gültige* Missings. Befragte, die keine Angaben zur Kinderbetreuung machen, haben entweder keine (eigenen)

auszugehen, dass eine Person mit hohem ISEI-Wert einen hohen sozio-ökonomischen Status hat, über ihre (tatsächlichen) Qualifikationen und ihre (tatsächlichen) Chancen zu beruflicher Mobilität im Zeitverlauf können allein auf Basis von ISEI jedoch nur vage Aussagen getroffen werden.

Tabelle 4.5.20.: Altersverteilung für Voll- und Teilzeitbeschäftigte (gewichtet)

	Frauen						Männer					
	$\bar{x}$	s_x	$\tilde{x}$	Min	Max	N	$\bar{x}$	s_x	$\tilde{x}$	Min	Max	N
Vollzeit	41	9	41	24	58	14.131	42	8	42	24	58	29.341
Teilzeit	44	8	44	24	58	8218	43	8	44	24	58	485
Gesamt	42	9	43	24	58	22.349	42	8	42	24	58	29.826

master_12.do

Kinder oder betreuen diese nicht.[60]

Alter

Das Alter (Variable *alter*) kann mit Hilfe der Informationen zu Geburtsjahr, Geburtsmonat sowie dem Jahr und Monat des Interviews sehr genau generiert werden. Tabelle 4.5.20 zeigt die Altersverteilung getrennt nach dem Geschlecht und dem Umfang der Erwerbstätigkeit. Demnach sind Teilzeitbeschäftigte im Mittel etwas älter als die Vollzeitbeschäftigten, wobei der Unterschied für Frauen etwas ausgeprägter ist. Grund hierfür ist u.a. das mit 'dem Alter' steigende Teilzeitrisiko der Frauen, das zu einer linksschiefen Verteilung des Alters unter den Teilzeitbeschäftigten führt (vgl. hierzu Abbildung 4.5.5). Da das Alter bereits zu einem früheren Zeitpunkt als Ausschlusskriterium herangezogen wurde, gibt es keine Missings auf dieser Variable.

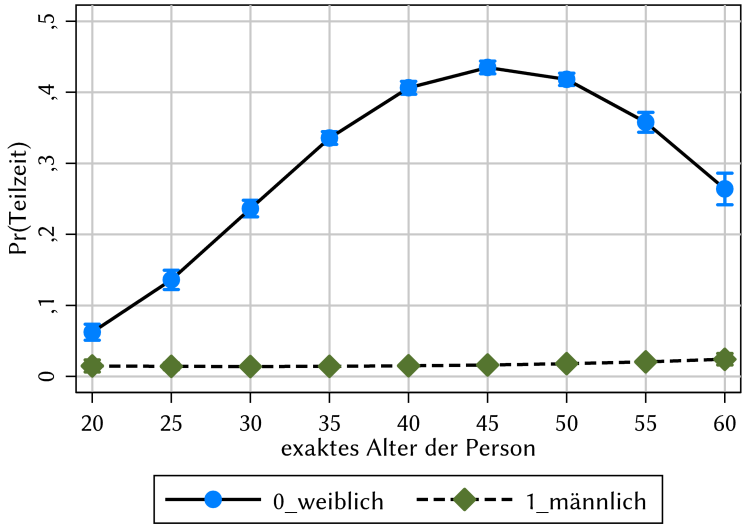
Geschlecht

In Abschnitt 3.4.3 wurde argumentiert, dass eine separate Analyse für Männer und Frauen nicht notwendig ist, wenn separate Analysen für Vollzeit- und Teilzeitbeschäftigte durchgeführt werden. Gemäß Tabelle 4.5.20 sind ca. 92% der (verbliebenen) Teilzeitbeschäftigten Frauen. Bei den Vollzeitbeschäftigten liegt der Anteil der Frauen hingegen nur bei ca. 32%. Jedoch können auch die Gründe für eine Teilzeitbeschäftigung zwischen Männern und Frauen variieren. Hinweise darauf finden sich in Abbildung 4.5.5, die die durch das Alter und das Geschlecht bedingten Anteile in Teilzeit zu arbeiten abbildet.[61]

60 Der Anteil der gültigen Missings variiert über die Zeit. Das hat mit der Umstellung von Papi auf Capi und einer veränderten Filterführung im Capi-Fragebogen zu tun (Antwort vom DIW vom 8.6.2017).

61 Grundlage dieses rein deskriptiven *Marginal-Effect-Plots* ist ein logistisches Regressionsmodell mit dem *teilzeit*-Dummy als abhängiger und dem Alter, Alter zum Quadrat sowie dem Geschlecht als unabhängigen Variable(n). Das Geschlecht wurde mit beiden Altersvariablen interagiert. Das Modell dient der Deskription und ist *nicht* kausal zu verstehen. Dies geht schon deshalb nicht,

Abbildung 4.5.5.: Anteil in Teilzeit in Abhängigkeit von Alter und Geschlecht (nicht gewichtet, *master_12.do*).



Demnach steigt der Anteil der Frauen in Teilzeit bis zum 45. Lebensjahr kontinuierlich an, während für Männer ein leichter Anstieg erst ab dem 50. Lebensjahr zu verzeichnen ist. Grund hierfür dürfte die ungleiche Aufteilung der Erziehungsarbeit zwischen Männern und Frauen sein. Die getrennte Analyse für Teilzeit- und Vollzeitbeschäftigte fängt damit bereits einen wesentlichen Teil der arbeitsmarktrelevanten Geschlechterrollen ein. Nicht eingefangen, und deshalb mit Hilfe der anderen Kovariaten kontrolliert, wird hingegen die Aufteilung in typisch männliche und typisch weibliche Berufe. Männer werden mit Hilfe der Variable *mann* identifiziert.

Berufserfahrung

Die Berufs- und Arbeitslosigkeitserfahrung kann im SOEP mit Hilfe der generierten Variablen *expft* (Berufserfahrung Vollzeit), *exppt* (Berufserfahrung Teilzeit) und *expue* (Arbeitslosigkeitserfahrung) abgebildet werden. Für Befragte, die zum Zeitpunkt ihres Übergangs in den Arbeitsmarkt bereits Teil des SOEP waren, stammen die Informationen zu diesen Variablen aus den Erwerbskalendarien.[62] Befragte, die bereits vor ihrer erstmaligen Befragung erwerbstätig waren, erhalten (spätestens)

weil andere Erwerbszustände (insbesondere Hausfrau/Hausmann) nicht berücksichtigt sind.

62 Zu den Problemen bei der Aufbereitung der Spelldaten siehe Abschnitt 4.3.1 und Abschnitt 4.3.2.

Tabelle 4.5.21.: Berufserfahrung für Voll- und Teilzeitbeschäftigte (gewichtet)

	Vollzeiterfahrung				Teilzeiterfahrung				Arbeitslosigkeitserf.				
	$\bar{x}$	s_x	$\tilde{x}$	Max	$\bar{x}$	s_x	$\tilde{x}$	Max	$\bar{x}$	s_x	$\tilde{x}$	Max	N
Vollzeit	18,6	9,6	18	44	0,9	2,5	0	35	0,4	1,1	0	23	43.472
Teilzeit	10,2	8,2	8	41	8,8	6,8	7	40	0,7	1,7	0	24	8.703
Gesamt	17,3	9,8	17	44	2,1	4,6	0	40	0,4	1,2	0	24	52.175

master_12.do

in der dritten Welle einen Biografie-Fragebogen, mit dem die die Ausbildungs- und Erwerbsphasen erhoben werden.

Wie Tabelle 4.5.21 entommen werden kann, haben Vollzeitbeschäftigte im Schnitt 19 Jahre in Vollzeit und nur 1 Jahr in Teilzeit gearbeitet. Die durchschnittliche kumulierte Arbeitslosigkeitsdauer liegt bei 0,4 Jahren, wobei mindestens 50% der Befragten bisher nicht arbeitslos gewesen sind. Vollzeitbeschäftigte haben demzufolge relativ kontinuierliche Erwerbsverläufe. Teilzeitbeschäftigte unterscheiden sich von den Vollzeitbeschäftigten durch eine größere Heterogenität. Sie haben in ähnlichem Umfang Berufserfahrung in Vollzeit und Teilzeit gesammelt und sind etwas stärker von Arbeitslosigkeit betroffen. Allerdings sind auch hier mindestens 50% bisher nicht von Arbeitslosigkeit betroffen.[63] Für die Analyse wird eine Variable *workexp* gebildet, die die Summe aus Vollzeit- und Teilzeiterfahrung darstellt.

Ausreißerbehandlung für Arbeitslosigkeitserfahrung

Die Stichprobe enthält darüber hinaus (noch) knapp 80 Beobachtungen, die in ihrem bisherigen Erwerbsleben 10 oder mehr Jahre arbeitslos waren. Einige Beobachtungen sind nach eigenen Angaben ca. 80% ihres gesamten Erwerbslebens arbeitslos gemeldet gewesen (Variable *expuework*). Da bei der Stichprobenauswahl eine aktive Berufserfahrung (d.h. kumulierte Vollzeit- und Teilzeiterfahrung, Variable *worksexp*) von 3 Jahren festgelegt wurde, bedeutet dies, dass die Befragten mit drei Jahren aktiver Berufserfahrung bereits 12 Jahre arbeitslos gewesen (bzw. gemeldet) sein müssen (12/15=0,8). Dies deutet auf außergewöhnliche Erwerbskarrieren hin, bei denen Arbeitslosigkeit (und ggf. andere Phasen der Nichterwerbstätigkeit) überwiegen und nur ab und zu von Phasen der Erwerbstätigkeit durchbrochen werden. Beobachtungen mit einem Arbeitslosigkeitsanteil von 40% oder mehr ($\text{expuework} \geq 0,4$) werden deshalb von der Analyse ausgeschlossen. Dies betrifft weitere 268 Beobachtungen. Während der Anteil der Treatmentbeobachtungen mit einer solchen 'Arbeitslosigkeitsbelastung' bei 2% liegt, beträgt er bei den Stayern

63 Zu beachten ist hier, dass dieselben Personen mehrmals in die Berechnung eingehen können. U.U. sind sie einmal ohne und einmal mit vorheriger Arbeitslosigkeitserfahrung beobachtet worden.

Tabelle 4.5.22.: Erwerbsumfang nach Anzahl der Kinder im Haushalt (Spaltenprozente, gewichtet)

	Frauen				*Männer*			
	Anzahl Kinder im HH				Anzahl Kinder im HH			
	0	1	> 1	Gesamt	0	1	> 1	Gesamt
Vollzeit	75%	46%	33%	65%	98%	98%	99%	98%
Teilzeit	25%	54%	67%	35%	2%	2%	1%	2%
N	15.016	4.418	2.767	22.201	16.078	6.356	7.273	29.707

master_12.do

0,5%. Für die Kontrollbeobachtungen liegt dieser Anteil 1,1%.

Betreuung von Kindern

Wie bereits dargelegt, fängt die getrennte Analyse für Vollzeit- und Teilzeitbeschäftigte bereits einen (wesentlichen) Teil der Heterogenität zwischen Männern und Frauen ein. Tabelle 4.5.22 bestätigt die bisherigen Ausführungen, zeigt aber auch zusätzliche Mechanismen auf. Die Tabelle erfasst den Anteil der Teilzeitbeschäftigten in Abhängigkeit von der Anzahl der *Kinder bis zu einem Alter von 16 Jahren* im Haushalt. Diese Variable wird vom SOEP auf Basis der Angaben aus dem Haushaltsfragebogen generiert. Während für Frauen die Wahrscheinlichkeit einer Teilzeitbeschäftigung mit der Anzahl der Kinder (bis 16 Jahre) im Haushalt steigt, lässt sich für die Männer kein Kindereffekt erkennen. Die Gründe für eine Teilzeitbeschäftigung unterscheiden sich demnach für Männer und Frauen (vgl. Abbildung 4.5.5). Erkennbar ist jedoch auch die geringe Beschäftigungswahrscheinlichkeit von Frauen mit Kindern im Haushalt. Wenn sie überhaupt arbeiten, dann in Teilzeit.

Kinder im Haushalt sind jedoch auch für Frauen kein perfekter Prädiktor für eine Teilzeitbeschäftigung (siehe Tabelle A.4.9 auf Seite 327). Immerhin 50% der teilzeitbeschäftigten Frauen haben keine Kinder (mehr) im Haushalt. Dieser Anteil liegt bei den (wenigen) Teilzeitmännern etwas höher. Rund 18% der vollzeitbeschäftigten Frauen haben ein oder mehr Kinder im Haushalt, der Anteil bei den Männern liegt hier bei 42%. Die Frage ist nun, ob auch unter Kontrolle des Beschäftigungsumfangs große Unterschiede in der Kinderbetreuung bestehen und wie diese eingefangen werden können.

Die tatsächlichen (berichteten) Kinderbetreuungszeiten können im SOEP über die Fragen nach der Zeitverwendung an Werktagen und Wochenenden abgebildet werden (bbp0204). Im Folgenden werden nur die Stunden der Kinderbetreuung an einem durchschnittlichen Werktag berücksichtigt (Variable *childcare*). Wie Tabelle 4.5.23 zu entnehmen ist, unterscheiden sich vollzeitbeschäftigte Männer und Frauen

Tabelle 4.5.23.: Stunden der Kinderbetreuung nach Geschlecht und Erwerbsumfang (gewichtet)

	Frauen					Männer				
	$\bar{x}$	s_x	$\tilde{x}$	Max	N	$\bar{x}$	s_x	$\tilde{x}$	Max	N
Vollzeit	0,6	2,0	0	24	14.090	0,6	1,4	0	24	29.344
Teilzeit	2,3	4,0	0	24	8.203	0,9	2,1	0	24	482
Gesamt	1,2	2,9	0	24	22.293	0,6	1,4	0	24	29.826

master_12.do

Tabelle 4.5.24.: Stunden Kinderbetreuung nach Geschlecht und Erwerbsumfang – nur Personen mit Kindern im HH (gewichtet)

	Frauen					Männer				
	$\bar{x}$	Q_1	$\tilde{x}$	Q_3	N	$\bar{x}$	Q_1	$\tilde{x}$	Q_3	N
Vollzeit	2,9	1	2	4	3.012	1,5	0	1	2	13.435
Teilzeit	4,6	2	3	6	4.171	2,8	1	2	4	1.92
Gesamt	3,9	1	3	5	7.183	1,5	0	1	2	13627

master_12.do

auf den ersten Blick nur sehr unwesentlich in Bezug auf die berichteten Kinderbetreuungszeiten. Dies scheint durchaus plausibel, da die verfügbare Zeit bei einer Vollzeitbeschäftigung überschaubar ist. Anders sieht es bei den Teilzeitbeschäftigten aus. Zwar ist der Median für Frauen und Männer identisch, allerdings sind die durchschnittlichen Betreuungszeiten bei den Frauen fast doppelt so hoch. Die Verteilung ist demnach stark rechtsschief. Grund hierfür sind auch die unplausibel hohen Betreuungszeiten von bis zu 24 Stunden, die zu einem späteren Zeitpunkt 'berichtigt' werden sollen.

Tabelle 4.5.23 zeigt die Verteilung der Betreuungszeiten für *alle* Beschäftigten. Da Frauen im Sample (und insbesondere unter den Vollzeitbeschäftigten) öfter kinderlos sind, kann dies zu Verzerrungen führen (vgl. Tabelle A.4.9). Tabelle 4.5.24 enthält zentrale Kennwerte der Verteilung der Betreuungszeiten nur für Personen mit Kindern im Haushalt. Die durchschnittliche Betreuungszeit für vollzeitbeschäftigte Frauen liegt nun bei drei Stunden, die der vollzeitbeschäftigten Männer bei anderthalb Stunden. Teilzeitfrauen betreuen ihre Kinder nach eigenen Angaben durchschnittlich viereinhalb Stunden am Tag, Teilzeitmänner drei Stunden. Auch im Hinblick auf die Quartile, die hier ergänzend hinzugenommen wurden, zeigt sich der größere Umfang der Kinderbetreuung bei den Frauen.

Tabelle 4.5.25.: Alleinerziehend nach Geschlecht und Erwerbsumfang, nur Personen mit Kindern im HH (Spaltenprozente, gewichtet)

	Frau			Mann		
alleinerziehend?	Vollzeit	Teilzeit	Gesamt	Vollzeit	Teilzeit	Gesamt
nein	74%	85%	80%	99%	97%	99%
ja	27%	15%	20%	1%	3%	1%
N	3.012	4.171	7.183	13.435	192	13.627

master_12.do

Es wäre wünschenswert, die durch das Geschlecht bedingte Heterogenität in der Kinderbetreuung zu berücksichtigen. Aus diesem Grund wird zusätzlich zur Anzahl der Kinder (Variable *kinderimhh*) und dem Betreuungsumfang (Variable *childcare*) ein Interaktionsterm zwischen der Anzahl der Kinder und dem Geschlecht (Variable *kindmann*) aufgenommen. Weiterhin wird eine Variable aufgenommen, die anzeigt, ob eine Person *alleinerziehend* ist.[64] Während ca. 11% der Frauen *alleinerziehend* sind, sind es bei den Männern nur 2% (gewichtete Angaben). Beschränkt man sich auf Personen mit Kindern im Alter bis 16 Jahren im Haushalt, so sind die Unterschiede – bedingt durch die hohe Anzahl kinderloser Frauen in der Stichprobe – sogar noch ausgeprägter: 27% der vollzeitbeschäftigten Frauen mit Kindern im Haushalt sind alleinerziehend, aber nur 15% der teilzeitbeschäftigten Frauen (vgl. Tabelle 4.5.25). Vor dem Hintergrund, dass Alleinerziehende wesentlich für das Haushaltseinkommen verantwortlich sind, sind diese Zahlen plausibel. Bei den Männern ist das Verhältnis auf deutlich niedrigerem Niveau umgekehrt. Während 1% der vollzeitbeschäftigten Männer alleinerziehend sind, sind es bei den (wenigen) teilzeitbeschäftigten Männern 3%.

Der Anteil Alleinerziehender, die zusammen mit älteren Kindern (älter als 16 Jahre) in einem Haushalt leben ist deutlich geringer (2% für die Männer vs. 7% für die Frauen). Da ältere Kinder nicht im selben Maße betreut werden müssen, werden im Folgenden nur solche Personen als alleinerziehend bezeichnet, die mit Kindern im Alter bis 16 Jahre in einem gemeinsamen Haushalt wohnen. Von dieser Änderung sind 1.300 Alleinerziehende mit älteren Kindern betroffen.

Ausreißerbehandlung für Betreuungszeiten

Gemäß Tabelle 4.5.23 haben einige Befragte angegeben, ihre Kinder an einem gewöhnlichen Werk*tag* 24 Stunden zu betreuen. Die Angabe solcher Betreuungszeiten wäre für Befragte 'nachvollziehbar', die 1. nur am Wochenende arbeiten,

64 Beste und Trappmann (2017) zeigen, dass die Konzessionsbereitschaft alleinerziehender Arbeitsloser geringer ist, als die von Personen aus anderen Haushaltskonstellationen. Dies gilt so jedoch nicht für beschäftigte Alleinerziehende.

2. Schlafenszeiten als Betreuungszeiten auf Abruf zählen und deren Kinder 3. in der Woche nicht durch Dritte betreut werden. Wochenendarbeit ist wiederum nur möglich, wenn 4. die Betreuung am Wochenende gesichert ist.[65]

Die Frage ist nun, wie mit den unplausibel hohen Werten umgegangen werden soll. Anders als im Fall der Arbeitslosigkeitserfahrung, bietet die Frageformulierung Interpretationsspielraum. So könnte auch das Gefühl „rund um die Uhr" verfügbar sein zu müssen (und die Wohnung nachts nicht verlassen zu können) zur Einschätzung führen, 24 Stunden Betreuungsarbeit leisten zu müssen. Im Folgenden wird versucht, aus der gemeinsamen Betrachtung weiterer betreuungsrelevanter Merkmale informierte Grenzwerte für Betreuungszeiten zu ermitteln. Unplausibel hohe beobachtete Werte werden dann durch die plausibleren Grenzwerte ersetzt (Winsorisierung).[66] Zu den betreuungsrelevanten Merkmalen zählen 1. das Geschlecht (*mann*), 2. der Beschäftigungsumfang (*tatzeit*), 3. Kinder im Haushalt (*kinderimhh*) und 4. der Erziehungsstatus (*alleinerziehend*).

Ziehen wir von den 24 Stunden die gewöhnlichen Schlafens- und Ruhezeiten (der Kinder und/oder Erwachsenen) ab, so bleiben für die aktive Kinderbetreuung noch ca. 24 – 8 = 16 Stunden. Während Befragte, mit einer tatsächlichen wöchentlichen Arbeitszeit von weniger als 17 Stunden, theoretisch nur am Wochenende arbeiten müssten (und damit in der Woche 16 Stunden für die aktive Kinderbetreuung haben), müssten Befragte mit 17 oder mehr Stunden regelmäßiger Wochenarbeitszeit auch in der Woche arbeiten um ihr Stundenpensum zu erbringen. Für letztere wird der individuelle Grenzwert (g_i) dann zu $g_i = 16 - \frac{tatzeit-16}{5}$. Insgesamt gibt es 297 Beobachtungen, deren berichtete Betreuungszeiten über diesem Grenzwert (der maximal 16 Stunden beträgt) liegt und durch diesen ersetzt wird (Winsorisierung).

Betreuung von pflegebedürftigen Personen

Seit 2001 wird auch der Umfang pflegerischer Tätigkeiten erhoben. Auch hier ist eine geschlechtsspezifische Aufteilung zu erwarten. Tabelle 4.5.26 kann entnommen werden, dass die Betreuung von pflegebedürftigen Personen in der Stichprobe eine Ausnahme darstellt. 1.800 von 46.700 Befragten (d.h. knapp 4%) geben an, an Werktagen überhaupt Zeit zur Pflege aufzubringen. Die Unterschiede zwischen Frauen und Männern sowie zwischen Vollzeit- und Teilzeitbeschäftigten sind marginal. Allerdings bestehen zwischen der Treatment- und der Kontrollgruppe Unterschiede von 0,5Pp (Betriebsstilllegung) bis 4Pp (Kündigung durch den AG). Dies kann

65 Da die Zeiten der Kinderbetreuung an Wochenenden im SOEP jedoch nur alle zwei Jahre erhoben werden, kann dies nicht ohne weiteres überprüft werden.

66 Eine andere Möglichkeit besteht im Ausschluss der Befragten, die unplausible Angaben machen. Da – wie bereits argumentiert – die Frageformulierung Interpretationsspielraum bietet, die Variable in ihren Ausprägungen beschränkt ist gedeckelt und Informationen über Kinder im Haushalt etc. bestehen, wird eine Winsorisierung vorgezogen.

Tabelle 4.5.26.: Betreuung von pflegebedürftigen Personen nach Geschlecht und Erwerbsumfang (gewichtet)

	Frauen					Männer				
	$\bar{x}$	s_x	$\tilde{x}$	Max	N	$\bar{x}$	s_x	$\tilde{x}$	Max	N
Vollzeit	0,1	0,5	0	21	12.608	0,0	0,3	0	16	26.023
Teilzeit	0,1	0,6	0	19	7.426	0,0	0,4	0	9	441
Gesamt	0,1	0,6	0	21	20.034	0,0	0,3	0	16	26.464

master_12.do

eine mögliche Quelle für kleinere Verzerrungen sein. Da die Variable erst ab 2001 verfügbar ist und durch Berücksichtigung der Variable 10% der Beobachtungen von der Analyse ausgeschlossen würden, wird sie im weiteren Verlauf nicht verwendet.

Gesundheitliche Beeinträchtigungen

Gesundheitliche Beeinträchtigungen, die für die Ausübung des Berufes relevant sind, werden im SOEP erst seit 2011 erfasst (bbp99). Möchte man Auskunft über den (subjektiven) Gesundheitszustand in den Jahren davor erhalten, so kann die Frage nach dem 'gegenwärtigen Gesundheitszustand' verwendet werden (bbp97, Variable *health*).[67] Die Berücksichtigung dieser Variable führt zum Ausschluss von weiteren 44 Beobachtungen. Aus Abbildung 4.5.5 ist bekannt, dass der Anteil der teilzeitbeschäftigten Männer mit dem Alter steigt. Zu vermuten ist, dass dies auch mit einem verschlechterten Gesundheitszustand zusammenhängt. Tabelle 4.5.27 bestätigt diese Vermutung (siehe auch Tabelle 4.5.29). Während zwischen vollzeitbeschäftigten Männern und Frauen sowie zwischen Frauen mit unterschiedlichem Erwerbsumfang keine Unterschiede bestehen, zeigt sich ein mäßiger (statistisch hochsignifikanter) Unterschied zwischen den vollzeit- und den teilzeitbeschäftigten Männern.[68] Dieser Unterschied ist zwischen den teilzeit- und vollzeitbeschäftigten Männern ohne Kinder im Haushalt, bzw. Männern über 40 Jahre, noch größer.

Unter der Annahme, dass die Befragten damit ihren allgemeinen (über den Tag der Befragung hinausgehenden) Gesundheitszustand meinen, ist die Variable 'gegenwärtiger Gesundheitszustand' (*health*) ein ordentlicher Indikator für gesundheitliche Probleme. Als subjektiver Indikator leidet er jedoch unter dem üblichen Messfehlerproblem: bei der Bewertung kann der Maßstab von Person zu Person variieren. Darüber hinaus müssen den Befragten (noch) nicht alle Erkrankungen bekannt sein. Insofern wird der subjektive Gesundheitsindikator um weitere Informationen

67 Alternativ kann die Zufriedenheit mit der Gesundheit verwendet werden (vgl. Schmitz 2011).
68 Hierzu wird ein verteilungsfreier Test verwendet.

Tabelle 4.5.27.: Subjektiver Gesundheitszustand nach Geschlecht und Erwerbsumfang (gewichtet)

	Frauen					Männer				
	$\bar{x}$	Q_1	$\tilde{x}$	Q_3	N	$\bar{x}$	Q_1	$\tilde{x}$	Q_3	N
Vollzeit	2,4	2	2	3	14.028	2,4	2	2	3	29.197
Teilzeit	2,5	2	2	3	8.151	2,7	2	3	3	482
Gesamt	2,5	2	2	3	22.179	2,4	2	2	3	29.679

master_12.do

Tabelle 4.5.28.: Prävalenz von längerer Krankschreibung nach Geschlecht und Erwerbsumfang (Spaltenprozente, gewichtet)

	Frau			Mann		
Krankschreibung	Teilzeit	Vollzeit	Gesamt	Teilzeit	Vollzeit	Gesamt
nein	95%	96%	96%	97%	96%	96%
ja	5%	4%	4%	3%	4%	4%
N	8.060	13.992	22.052	480	29.146	29.626

master_12.do

ergänzt. So wird bspw. gefragt, ob eine Person im letzten Kalenderjahr länger als sechs Wochen am Stück krankgemeldet war (Variable *sickleave*). Tabelle 4.5.28 kann entnommen werden, dass der Anteil der Teilzeitmänner mit längeren Krankschreibungen etwas unter dem Anteil in den anderen Gruppen liegt. Berücksichtigung dieser Variablen führt zum Verlust von weiteren 180 Beobachtungen.

In Bezug auf den Anteil der Schwerbehinderten (Variable *hancap*) tritt ein deutlicher Unterschied zwischen Teilzeit- und Vollzeitmännern zu Tage (vgl. Tabelle 4.5.29). Während der Anteil der Schwerbehinderten unter den teilzeitbeschäftigten Männern bei 13% liegt, beträgt er in allen anderen Gruppen nur 6%.

Ausschluss der Teilzeitmänner

Die bisherigen Auswertungen haben gezeigt, dass sich die Gruppe der teilzeitbeschäftigten Männer stark von den teilzeitbeschäftigten Frauen unterscheidet. Teilzeitmänner gehen eher aus gesundheitlichen Gründen einer Teilzeitbeschäftigung nach. Dies legt die Vermutung nahe, dass sie aus anderen Gründen eine Stelle verlieren/aufgeben bzw. arbeitslos werden. Im Gegensatz zu den Teilzeitfrauen wünschen sich die Teilzeitmänner eher eine Erhöhung des Stundenumfangs (*wunschzeit*). Sie arbeiten länger (*tatzeit*), öfter im öffentlichen Dienst (*oeffd*) und haben

Tabelle 4.5.29.: Schwerbehinderung nach Geschlecht und Erwerbsumfang (Spaltenprozente, gewichtet)

	Frau			Mann		
Behinderung?	Teilzeit	Vollzeit	Gesamt	Teilzeit	Vollzeit	Gesamt
nein	94%	94%	94%	87%	94%	94%
ja	6%	6%	6%	13%	6%	6%
N	8.046	13.963	22.009	480	29.100	29.580

master_12.do

eine höhere (relative) Arbeitslosigkeitserfahrung (*expuework*). Die Unterschiede sind bei den vollzeitbeschäftigten Männern und Frauen geringer ausgeprägt.[69] Da zu vermuten ist, dass sich Teilzeitmänner und -frauen auch in unbeobachteten Merkmalen (wie z.B. dem Anteil personenbedingter Kündigungen) deutlich unterscheiden, wird die kleine Gruppe der Teilzeitmänner in der weiteren Analyse nicht berücksichtigt. Dies führt zu einem exakten Matching in Bezug auf das Geschlecht für die Teilzeitbeschäftigten (Frauen).

Soziale (berufsbezogene) Netzwerke

Im SOEP werden Informationen zu sozialen Netzwerken und sozialer Unterstützung seit 1991 in etwa alle fünf Jahre erhoben. Allerdings haben sich die Erhebungsinstrumente immer wieder verändert. Erst seit 2006 werden (alle fünf Jahre) Fragen zu sozialer Unterstützung und der Anzahl enger Freunde erfasst. In diesem Zusammenhang wird auch eine Frage nach beruflichen Netzwerken gestellt (bbp12512). Da der unregelmäßige Erhebungsrythmus zu einem Ausschluss von 90% der Beobachtungen führen würde, wird auf Verwendung dieser Variable verzichtet.

Die wenigen ungenauen *Proxies* eignen sich ebenfalls nicht zur Analyse im Längsschnitt. Die Mitgliedschaft in einem Verein oder einer anderen beruflichen Organisation (Gewerkschaft, Berufsverband, Betriebsrat – bbp1230X), die Zufriedenheit mit dem Freundes- und Bekanntenkreis (bbp0111) und auch die Zeitverwendung für gesellige (bbp0305) oder musische bzw. künstlerische (bbp0304) Freizeitaktivitäten werden nur in unregelmäßigen Abständen erhoben (zwischen den Erhebungen liegen bis zu drei Jahre). Mindestens alle zwei Jahre werden die Häufigkeit von Kirchgängen (bbp0309), ehrenamtlichen Tätigkeiten (bbp0307) und die Beteiligung in Bürgerinitiativen (bbp0308) erhoben. Auch andere (potentiell gesellige)

69 Die mittlere standardisierte Abweichung zwischen Männern und Frauen für die Variablen *owner, ost, childcare, expuework, tatzeit, diffzeit, oeffd, erwzeit, sorgnochance* beträgt 15% im Fall der Teilzeitbeschäftigten und 10% im Fall der Vollzeitbeschäftigten.

Freizeitaktivitäten werden in diesem Rhythmus erhoben.[70]

In den Jahren, in denen diese Merkmale nicht erhoben wurden, sind die fehlenden Werte eine Folge des Befragungsdesigns und nicht auf andere selektive Ausfallprozesse zurückzuführen. Unter der Annahme, dass das Ausmaß der sozialen Aktivitäten sich nicht jedes Jahr ändert, könnten die fehlenden Werte nach dem Prinzip *last observation carried forward* (locf) imputiert werden. Da diese Merkmale jedoch in einem nicht näher bekannten Zusammenhang zu den tatsächlichen beruflichen Netzwerken stehen und die Annahme der zeitlichen Stabilität von Aktivitäten (und damit zusammenhängenden Netzwerken) ungeprüft ist, wird auch auf die Verwendung dieser Alternativen verzichtet. Soziale Netzwerke können somit nicht berücksichtigt werden. Dies lässt möglicherweise einige Hintertürpfade offen.

Wohneigentum

Im SOEP liegen mit der generierten Variable *owner* Informationen über den Eigentümerstatus vor. Darüber hinaus wird erfragt, ob die Befragten keine Miete zahlen (*norent*).[71]

Der Anteil von Befragten, die zwar nicht Immobilienbesitzer sind, aber keine Miete zahlen ist verschwindend gering. Darüber hinaus gibt es nur marginale Unterschiede zwischen verschiedenen soziodemografischen und analyserelevanten Gruppen. Von inhaltlich größerer Bedeutung ist der Eigentümerstatus. Wohneigentum stellt Ressourcen dar, bindet aber auch. Tabelle 4.5.30 zeigt, dass über alle Beobachtungen der Stichprobe kaum Unterschiede zwischen Ost- und Westdeutschen im Eigentümeranteil bestehen. Allerdings gibt es große Unterschiede beim Anteil der Eigentümer zwischen ost- und westdeutschen Treatment- und Kontrollbeobachtungen. Demnach ist der Anteil Immobilieneigentümer unter den westdeutschen Treatmentbeobachtungen ca. 10Pp höher als unter den ostdeutschen. Darüber hinaus gibt es nur zwischen den westdeutschen Treatment- und Kontrollbeobachtungen deutliche Unterschiede beim Immobilienbesitz.

Ebenfalls interessant ist die regionenspezifische Aufteilung auf Treatmentgruppen (und damit Kündigungsgründe), wie sie der letzten Zeile (N) entnommen werden kann. So liegt der Anteil der richtigen Kontrollbeobachtungen (K) und falschen Kontrollbeobachtungen ($f.K.$, insb. eigene Kündigungen) in Ostdeutschland deutlich unter dem in Westdeutschland. Kündigungen sind demnach in Ostdeutschland häufiger mit einer Arbeitslosigkeit verbunden. Dies hat u.a. mit den höheren Arbeitslosenquoten in ostdeutschen Regionen zu tun (siehe dazu Abbildung 3.4.17).

70 Hierzu gehören: die aktive sportliche Betätigung (bbp0303) sowie der Besuch von (pop)kulturellen Veranstaltungen (Kino, Konzert, Theater, Disco etc. – bbp0301 und bbp0302).
71 Bei Immobilienbesitz spielen auch Mieteinnahmen oder Kreditbelastungen eine Rolle. Da diese aber den gesamten Haushalt betreffen, müssten diese wieder pro Kopf – und in Relation zu den verfügbaren Einkommen – ausgedrückt werden. Dies ist ein schwieriges Unterfangen.

Tabelle 4.5.30.: Wohnungseigentümer nach Treatmentstatus und Erhebungsgebiet – ohne Teilzeitmänner (Spaltenprozente, gewichtet)

Eigentum	Ost					West				
	K	*T*	*f.K.*	*Stay*	Gesamt	*K*	*T*	*f.K.*	*Stay*	Gesamt
nein	63%	59%	63%	55%	55%	50%	70%	69%	53%	54%
ja	37%	41%	37%	45%	45%	50%	30%	31%	47%	46%
N	88	329	312	12.536	13.265	250	464	1.068	36.049	37.831

master_12.do

Die erhöhte Wahrscheinlichkeit in der Folge einer Kündigung arbeitslos zu werden, ist womöglich auch eine Erklärung für den geringen Unterschied im Eigentümeranteil bei ostdeutschen Treatment- und Kontrollgruppen. Arbeitslosigkeit verliert in diesem Fall seine (statistischen) Diskriminierungseigenschaften: zwischen Arbeitslosen und Wechslern ohne Arbeitslosigkeit besteht kein so großer Unterschied. Um diese Unterschiede in gemeinsamen Analysen einzufangen, wird ein Interaktionsterm zwischen Erhebungsgebiet und Eigentümerstatus (Variable *ostowner*) in die Analysen aufgenommen.

Die Variable Wohnungseigentümer identifiziert 16 Heimbewohner (Missings). Diese werden von der Analyse ausgeschlossen.

4.5.4. Kontextmerkmale (M_1)

In Abschnitt 3.4.3 wurde herausgearbeitet, dass die regionale Arbeitslosenquote die Arbeitsmarktsituation gut abzubilden vermag. Dabei sollten möglichst kleinräumige Daten genutzt werden, die eine wohnortgetreue Abbildung der regionalen Arbeitsmarktbedingungen erlauben. Die tiefste regionale Ebene der Standard-Distribution des SOEP sind die Bundesländer. Möchte man unterhalb der Bundeslandebene mit dem SOEP arbeiten, so müssen spezielle Datenschutzkonzepte erstellt und zusätzliche Datennutzungsverträge abgeschlossen werden. Analysen auf Kreisebene sind nur während eines Forschungsaufenthaltes am DIW oder per Datenfernverarbeitung (SOEPremote) möglich.

Für die vorliegenden Analysen werden Kontextinformationen auf Ebene der Raumordnungsregionen den Individualdaten zugespielt (vgl. Goebel 2011). Raumordnungsregionen „stellen das Beobachtungs- und Analyseraster der Bundesraumordnung dar" und eignen sich u.a., um „Aussagen über großräumige Disparitäten im Bereich der Infrastruktur und der Erwerbsstruktur" zu treffen (BBSR 2017, S. 19). Ab 1996 sind die Zahl und der Zuschnitt der Raumordnungsregionen relativ stabil, weshalb auch zeitvergleichende Analysen möglich sind. Nach Kreisreformen

in Sachsen-Anhalt (2007) und Sachsen (2008), liegt die Zahl der Raumordnungsregionen derzeit bei 96 (1996: 97).

Die Informationen zur Arbeitslosenquote und zum siedlungsstrukturellen Typ entstammen dem Datenangebot des Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung (2017). Die Arbeitslosenquoten basieren auf den Statistiken der Bundesagentur für Arbeit und des Statistischen Amts der Europäischen Union (Eurostat). Abbildung 4.5.6 zeigt die Arbeitslosenquoten auf Ebene der Raumordnungsregionen im Jahr 2000 in Form einer Karte. Die Karte wurde über die Website des Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung (2017) erstellt.

Erkennbar ist die starke regionale Konzentration von Arbeitslosigkeit im Norden und Osten (und insbesondere im Nordosten) Deutschlands. Gleichwohl gibt es auch innerhalb der Bundesländer starke Disparitäten auf Ebene der Raumordnungsregionen. So variierte die Arbeitslosenquote in Nordrhein-Westfalen im Jahr 2000 zwischen 6,5% (Münster oder Bonn) und 13,2% (Emscher-Lippe). Diese Heterogenität würde durch eine Analyse auf Ebene der Bundesländer nicht eingefangen. Raumordnungsregionen sind wiederum groß genug um auch überregionale Dynamiken zu erfassen.

Im Zuweisungsmodell soll neben dem Anteil der Arbeitslosen an allen zivilen Erwerbspersonen (Variable *aloq*) auch die Veränderung in der Arbeitslosenquote um den Zeitrum der Arbeitslosigkeit herum verwendet werden (Variable *diffaloq*=$aloq_{t+1} - aloq_t$). Tabelle 4.5.31 stellt die Verteilung der regionale Arbeitslosenquoten getrennt nach Geschlecht und Erwerbsumfang dar. Im Vergleich zu den 'Vollzeitmännern' wohnen 'Vollzeitfrauen' eher in Regionen mit erhöhten Arbeitslosenquoten, d.h. eher in den neuen Bundesländern. Dies hat mit dem höheren Beschäftigungsumfang von ostdeutschen Frauen zu tun. Um diesen Unterschied einzufangen, wird in den Analysen ein Interaktionsterm zwischen dem Erhebungsgebiet und dem Geschlecht berücksichtigt (Variable *mannost*).

Neben der Arbeitslosenquote soll auch der Zeitpunkt des Eintritts in Arbeitslosigkeit berücksichtigt werden. Ein direkter Vergleich von Arbeitslosen aus dem Jahr 2003 mit Kontrollbeobachtungen aus dem Jahr 2008 wäre fragwürdig. Zum einen werden die Einkommensvariablen deflationiert (vgl. Abschnitt 4.5.5), zum anderen würden Gesamtwirtschaftliche Trends sonst nicht beachtet. Nach Berechnungen von Bengtsson (2015) war die Lohnzurückhaltung in den Jahren 1999-2004 besonders stark. Dieser Trend konnte erst im Jahr 2005 gebremst werden. Darüber hinaus könnte auch das Arbeitslosigkeitsrisiko mit dem Jahr der Kündigung variieren, z.B. wenn gesellschaftliche Diskussionen über die 'faulen Arbeitslosen' (vgl. Oschmiansky u. a. 2003) oder aber Arbeitsmarktreformen zu einer erhöhten Such- und Kompromissbereitschaft führen. Die Jahre sollen über Jahresdummies (2000-2001, 2002-2004, 2005-2006, 2007-2008 und 2009-2010) abgebildet werden bzw. im Fall von Mahalanobis-Matching durch eine metrische Jahresvariable.

Abbildung 4.5.6.: Arbeitslosenquoten auf Ebene der Raumordnungsregionen im Jahr 2000

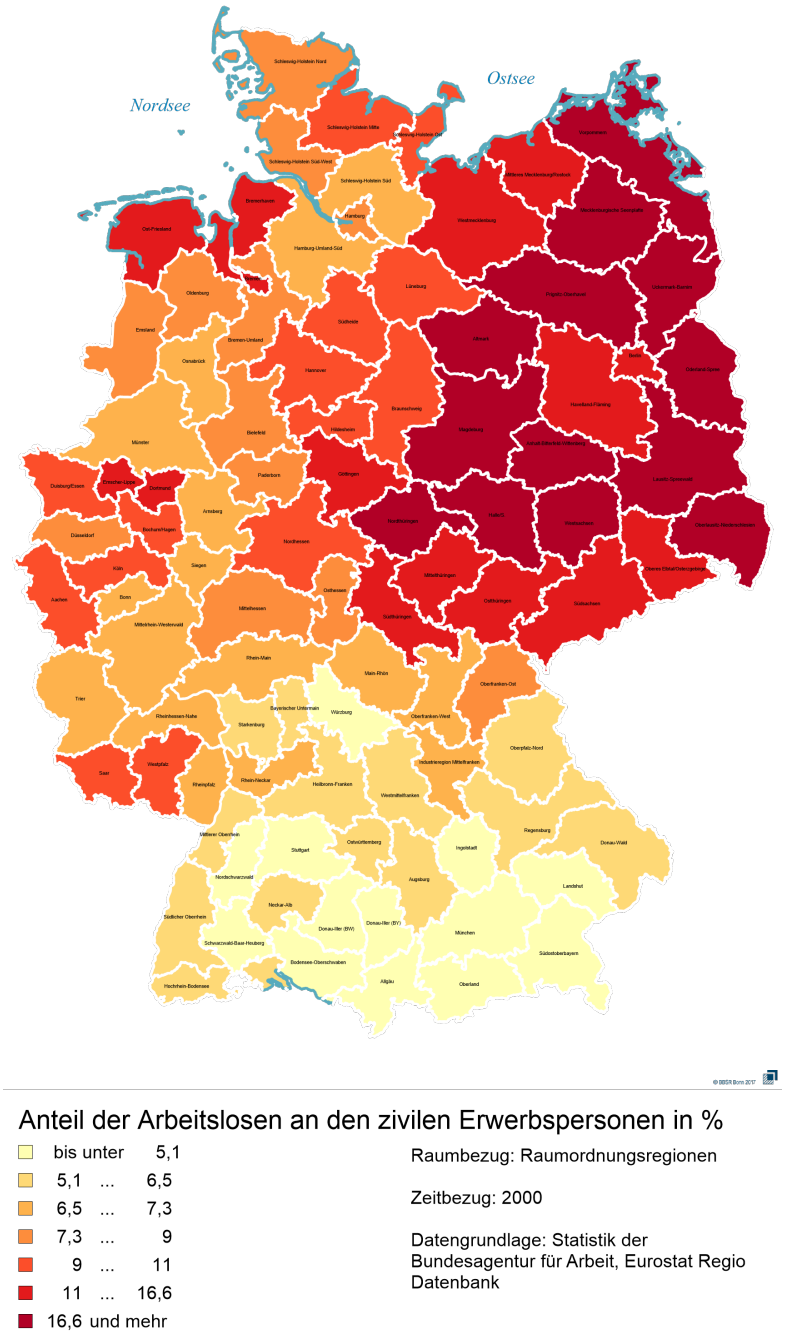


Abbildung erstellt mit Hilfe von Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung (2017)

Tabelle 4.5.31.: Regionale Arbeitslosenquote nach Geschlecht und Erwerbsumfang (gewichtet)

	Frauen					Männer				
	$\bar{x}$	$\tilde{x}$	Min	Max	N	$\bar{x}$	$\tilde{x}$	Min	Max	N
Vollzeit	9,8%	9%	3%	24%	13.963	9,4%	9%	3%	24%	29.091
Teilzeit	9,7%	9%	3%	24%	8.042	.	.	.	.	.
Gesamt	9,8%	9%	3%	24%	22.005	9,4%	9%	3%	24%	29.091

master_13.do

4.5.5. Abhängige Variablen

Bruttomonatslöhne

Als Grundlage für alle Lohnvariablen wird die vom FDZ SOEP generierte Variable *labgro$$* verwendet. Diese erfasst die Bruttomonatslöhne im Monat vor der Befragung (d.h. i.d.R. ohne Sonderzahlungen) und wird für alle Jahre in Euro ausgegeben. Für Erwerbstätige, die keine Angaben zum Bruttomonatslohn machen, werden die Bruttomonatslöhne mit Hilfe eines zweistufigen Verfahrens imputiert (vgl. Frick und Grabka 2005). Dabei ist entscheidend, ob Lohninformationen (für ein- und dieselbe Person) zu anderen Zeitpunkten vorliegen.

Liegen weitere Lohninformationen vor, so wird zur Imputation ein längsschnittorientiertes Verfahren genutzt, bei dem der Lohn durch Kombination von Jahreseffekten, Personeneffekten und einem zufälligen Störterm geschätzt wird. Der zufällige Störterm wird auf Basis eines *nearest-neighbor*-Matchings aus den Daten geschätzt.[72] Wird – wie im vorliegenden Fall – nur ein nächster Nachbar zur Schätzung der Zufallskomponente verwendet, so kann auch nur ein Wert imputiert werden. Im Gegensatz zur multiplen Imputation werden die Standardfehler bei Verwendung dieser Lohnvariable demnach unterschätzt (vgl. Enders 2010, S. 48).

Liegen keine weiteren Lohninformationen vor, so wird der Bruttomonatslohn mit Hilfe einer Lohnregression (im Querschnitt) geschätzt.[73] In die Imputationsmodelle gehen (maximal) 14 berufliche Variablen und soziodemografische Variablen ein, allerdings variiert die Zahl der Variablen in den Modellen je nach Erhebungswelle und Beschäftigungsumfang einer Person. Folgt man den Ausführungen in Grabka und Frick (2003), enthalten die so geschätzten Werte keine Zufallskomponente. Es handelt sich demnach um eine einfache Regressionsimputation und nicht um

72 Die Schätzung der Zufallskomponente ähnelt damit dem *nearest neighbor hot deck*-Imputationsverfahren (vgl. Enders 2010, S. 49f.).

73 Welches Imputationsverfahren verwendet wurde, lässt sich anhand der Daten nicht ohne weiteres identifizieren.

Tabelle 4.5.32.: Anteil imputierter Lohninformationen nach Treatmentstatus (Spaltenprozente, gewichtet)

	erster Zeitpunkt $t = 1$					zweiter Zeitpunkt $t = X$, mit $X \in (2, 3, 4)$				
imputiert	*K*	*T*	*f.K.*	*Stay*	Gesamt	*K*	*T*	*f.K.*	*Stay*	Gesamt
nein	93%	91%	89%	89%	89%	83%	84%	88%	89%	89%
ja	7%	9%	11%	11%	11%	17%	16%	12%	11%	11%
N	338	793	1.380	48.585	51.096	338	793	1.380	48.585	51.096

master_14.do

eine stochastische Regressionsimputation. Bei der einfachen Regressionsimputation werden jedoch Kovarianzen und Varianzen unterschätzt. Bei Verwendung dieser Lohnvariablen werden die Standardfehler demnach unter- und die Fit-Statistiken (bspw. R^2) überschätzt (vgl. Enders 2010, S. 44).

Probleme der imputierten Lohnvariable

Imputationsverfahren zielen darauf ab, unvollständige Datensätze zu vervollständigen. Bei der Imputation und der anschließenden Datenanalyse ist entscheidend, welcher Missing-Data-Mechanismus (MDM) zum Fehlen einzelner Werte geführt hat. Die MDM sollen anhand eines kleinen Beispiels erläutert werden (die Ausführungen orientieren sich an Enders 2010, Kap. 1).

Seien Y der Lohn, X ein für den Lohn relevantes Merkmal (z.B. die Bildung in Jahren) und R^Y sowie R^X Indikatoren (Hilfsvariablen) für gültige (beobachtete) Werte für Y oder X. Während nur ein Teil der Beschäftigten Angaben zum Lohn macht (d.h. $R_i^Y = 1$ für die Personen mit Lohnangaben und $R_i^Y = 0$ für Personen ohne Lohnangaben), wird die Bildung für alle Beschäftigten beobachtet ($R_i^X = 1$). Entscheidend für die Zuordnung eines MDM zu einer Daten- bzw. Datenanalysesituation ist der Zusammenhang zwischen dem Fehlen der Lohnangaben (R^Y), den Löhnen (Y) und der Bildung in Jahren (X) bzw. anderen beobachteten Variablen im Datensatz, die für die Analyse relevant sind. In der Literatur zum Umgang mit fehlenden Werten werden drei Situationen unterschieden:

1. Die Lohnangaben fehlen zufällig, d.h. es gibt keinen Zusammenhang zwischen dem Fehlen der Lohnangaben (R^Y) und der Lohnhöhe (Y) sowie dem Fehlen der Lohnangaben und der Bildung (X). Dieses Szenario wird als *missing completely at random* (MCAR) bezeichnet.

2. Das Fehlen der Lohnangaben hängt (allein) von der Bildung ab. In diesem Szenario wird der MDM als *missing at random* (MAR) bezeichnet, sofern die Variable Bildung im Imputationsverfahren berücksichtigt wird.

3. Das Fehlen der Lohnangaben hängt (auch) von der Lohnhöhe (bzw. allgemein der Ausprägung des fehlenden Merkmals) oder von unbeobachteten Variablen ab. Dieses Szenario wird als *missing not at random* (MNAR) bezeichnet. In einem solchen Szenario würden die Parameterschätzungen selbst unter die Berücksichtigung der Bildungsvariablen im Imputationsmodell verzerrt sein.[74]

Bei der Wahl der Variablen für die Imputation sind somit mögliche Zusammenhänge zwischen unbeobachteten Variablen, den fehlenden Merkmalsausprägungen (der Lohnhöhe) und dem Missingindikator R^Y zu diskutieren. Darüber hinaus sollten alle Variablen, die im Analysemodell berücksichtigt werden, auch im Imputationsschritt verwendet werden.

Bei der Imputation der Lohnvariablen *labgro$$* werden einige wichtige Variablen nicht berücksichtigt, so u.a. die (direkte) Berufserfahrung[75] und berufliche Veränderungen im Vorjahr. Damit kann der MDM nicht als (vollständig) MAR gelten. Wie groß die Verzerrung durch den Ausschluss dieser Variablen aus dem Imputationsmodell ist, hängt letztlich vom Zusammenhang zwischen den bereits im Imputationsmodell verwendeten und den nicht verwendeten Variablen ab. Darüber hinaus wäre prinzipiell vorstellbar, dass Personen, die aufgrund ihres Arbeitsplatzwechsels besonders drastische Veränderungen in der Lohnhöhe erfahren haben, ihre Löhne mit höherer Wahrscheinlichkeit nicht berichten. Für die vorliegende Analyse würde das bedeuten, das der MDM nicht als (bedingt) zufällig (MAR) angenommen werden kann.

Deskription der imputierten Lohnvariable

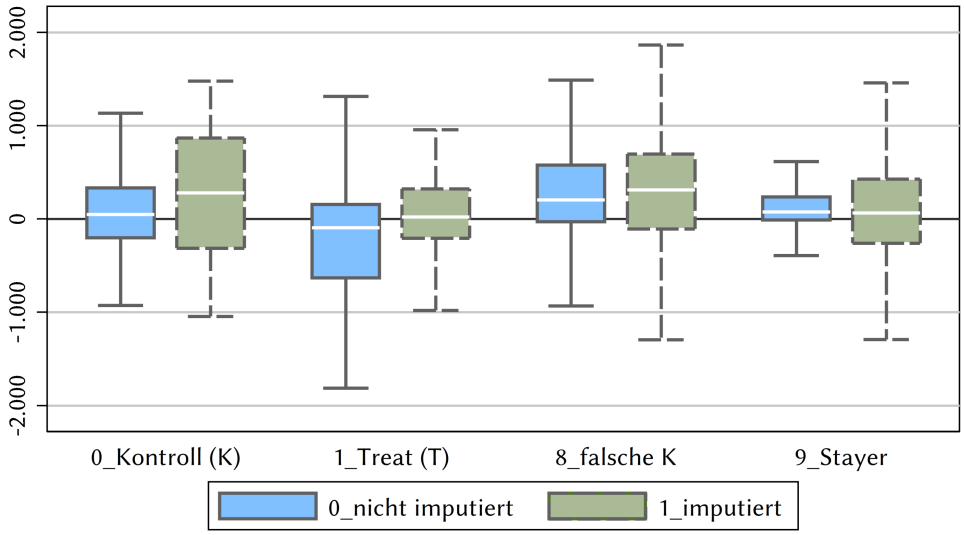
Im SOEP werden die imputierten Werte mit Hilfe eines Indikators markiert (Variable *impgro*). Einen ersten Eindruck von der Bedeutung der Imputation für die vorliegende Analyse erhält man durch einen Vergleich der Anteile der imputierten Werte in Abhängigkeit vom Treatmentstatus. Tabelle 4.5.32 zeigt auf eindrückliche Weise, dass der Anteil imputierter Lohninformationen bei Wiederbeschäftigung (d.h. nach der Kündigung resp. Arbeitslosigkeit) für die Treatment- und Kontrollbeobachtungen höher ist als vor der Kündigung (in $t = 1$) und darüber hinaus auch deutlich über dem Anteil für die anderen Gruppen liegt. Nach dem Arbeitsplatzwechsel kennen entweder weniger Befragte ihren Bruttomonatslohn, oder wollen hierzu keine Angaben machen.

Um konkretere Hinweise über mögliche Konsequenzen der Imputation für die vorliegende Analyse zu erhalten, sind in Abbildung 4.5.7 die ersten Differenzen in den preisbereinigten Bruttomonatslöhnen in Abhängigkeit vom Treatmentstatus und dem Vorliegen imputierter Löhne abgetragen (d.h. *impgroges* = 1, wenn zu einem

74 Das Ausmaß der Verzerrung hängt von der Stärke des Zusammenhangs zwischen R^Y und Y sowie zwischen R^Y, unbeobachteten Variablen und Y ab.

75 Die Modelle enthalten nur Terme für Alter und Alter^2.

Abbildung 4.5.7.: Lohnentwicklung für imputierte und nicht-imputierte Werte (in $t = 1$ oder $t = 2$) getrennt nach Treatmentstatus (gewichtet, *master_14.do*)

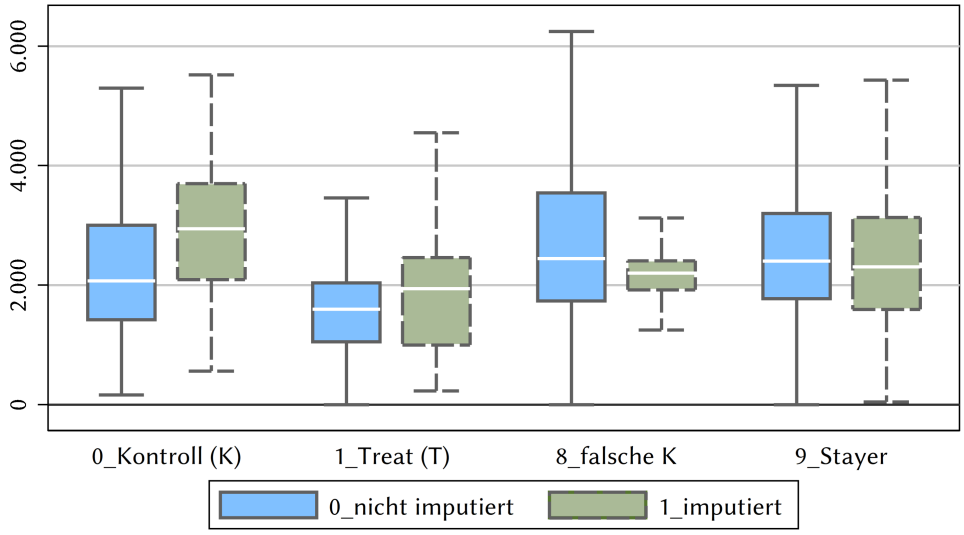


der beiden Zeitpunkte imputierte Werte vorliegen). Zwischen den imputierten und den nicht-imputierten Beobachtungen bestehen demnach deutliche Unterschiede, die im Fall der *logarithmierten* Bruttomonatslöhne sogar noch ausgeprägter sind. Bei den Arbeitsplatzwechslern (alle außer den Stayern) liegen die imputierten Lohndifferenzen zum Teil deutlich über den beobachteten Lohndifferenzen. Besonders drastisch fällt dieser Unterschied zwischen den (richtigen) Kontrollbeobachtungen mit und ohne imputierte(n) Löhne(n) aus.[76]

Bei genauerer Analyse zeigt sich, dass die 'Überschätzung' der Lohnentwicklung zum einen mit dem längsschnittlichen Imputationsverfahren und zum anderen mit ungleichen Veränderungen in den Arbeitszeiten zusammenhängt. Mit Ausnahme der falschen Kontrollbeobachtungen und der Stayer liegen die imputierten Löhne in $t = 2$ deutlich über den beobachteten Löhnen (vgl. Abbildung 4.5.8). Ein so ausgeprägter Lohnunterschied ist zum ersten Zeitpunkt nicht zu beobachten (vgl. Abbildung A.4.5 auf Seite 328). Für Befragte, die in $t = 2$ (erstmalig) keine Angaben machen, wird der beobachtete Lohn aus den vorherigen (oder folgenden) Perioden als Grundlage genutzt. Für die Stayer ist dies kein Problem, da sich für sie i.d.R. nicht viel ändert. Problematisch wird es für die Arbeitsplatzwechsler. Während die Löhne derjenigen,

76 Dies kann auch auf die geringe Zahl der imputierten Löhne in dieser Gruppe zurückgeführt werden ($n = 44$).

Abbildung 4.5.8.: Verteilung der imputierten und beobachteten Monatslöhne in $t = 2$ (gewichtet, *master_14.do*)



die (mehrheitlich) selbst kündigen (falsche Kontrollgruppe) unterschätzt werden, werden die Löhne der gekündigten oder entlassenen Arbeitnehmer überschätzt.[77] Hinzu kommt, dass die Beobachtungen mit imputierten Löhnen ihren Arbeitsumfang tendenziell etwas stärker erhöhen (vgl. Abbildung A.4.6 auf Seite 328). Kündigung und Arbeitslosigkeit im Imputationsverfahren (derzeit) nicht berücksichtigt werden, bleiben deutliche Unterschiede in den ersten Differenzen der Stundenlöhne bestehen (vgl. Abbildung 4.5.10).

Die beschriebenen Unterschiede können als (empirische) Hinweise für die weiter oben getroffene Einschätzung verstanden werden, dass der Mechanismus für die fehlenden Werte in den folgenden Analysen von Lohnveränderungen im Längsschnitt nicht als (vollständig) MAR berzeichnet werden kann. Da im vorliegenden Fall die Lohnentwicklungen von Treatment- und Kontrollbeobachtungen scheinbar in annähernd gleichem Umfang überschätzt werden, ist der Effekt der Imputation für die Analyseergebnisse nicht vorhersehbar. Die Analysen werden u.a. aus diesem Grund einmal mit und einmal ohne imputierte Werte gerechnet und die Ergebnisse miteinander verglichen.

77 Dass dennoch die Lohndifferenz für die falsche Kontrollgruppe überschätzt wird, hängt u.a. mit der Konstruktion des Imputationsdummies zusammen. Für die Differenzen wird auf die Variable *impgroges* zurückgegriffen (siehe oben). Für die Löhne in $t = 1, 2$ wird auf die zeitpunktspezifischen Imputationsdummies zurückgegriffen.

Preisbereinigung und Logarithmierung

Die Bruttomonatslöhne werden mit dem Verbraucherpreisindex eines Jahres deflationiert. Die so generierte Variable *wagemon* (vgl. Abbildung 4.5.9) ist Ausgangspunkt für die Bildung der anderen Lohnvariablen. Wie in Abschnitt 3.3.1 beschrieben, werden die Löhne mit dem Ziel logarithmiert, eine bessere Interpretation zu ermöglichen, normal verteilte Residuen zu produzieren und den Einfluss von Ausreißern zu begrenzen. Bei der Transformation ist auf den richtigen Umgang mit (beobachteten) Nullen zu achten. Eine einfache Variante besteht darin, eine Konstante (bei Löhnen i.d.R. den Wert 1) zum Lohn eines jeden Zeitpunkts zu addieren und dann den natürlichen Logarithmus zu bilden.

$$lnwagemon = ln(wagemon + 1) \tag{4.2}$$

Personen mit einem Lohn von 0 € haben dann auch einen logarithmierten Lohn von 0 ($ln[1] = 0$). Dabei muss jedoch auf die relative Häufigkeit der Nullen geachtet werden.[78] Da von den verbleibenden Beobachtungen nur 58 (darunter 18 Treatmentbeobachtungen) zu einem der beiden Zeitpunkte 0 € im Monat verdienen, kann dieses Verfahren hier problemlos eingesetzt werden.[79] Die Verteilung der realen Bruttomonatslöhne für die Vollzeit- und Teilzeitbeschäftigten zum ersten Zeitpunkt kann Abbildung 4.5.9 entnommen werden.

Demnach liegt der mittlere Bruttomonatslohn (Median) in $t = 1$ für vollzeitbeschäftigte Frauen bei ca. 2.100 € und für vollzeitbeschäftigte Männer bei ca. 2.600 €. Das beobachtete Maximum für vollzeitbeschäftigte Frauen liegt bei 19.700 € (99. Perzentil = 6.100 €) und bei den Männern bei 33.600 € (99. Perzentil = 8.300 €). Für die teilzeitbeschäftigten Frauen liegt der Median bei ca. 1.200 € und die Lohnobergrenze bei 10.900 € (99. Perzentil = 3.500 €). Die Verteilung der Löhne ist stark rechtsschief. Logarithmieren führt für beide Gruppen zu annähernd symmetrischen Verteilungen.

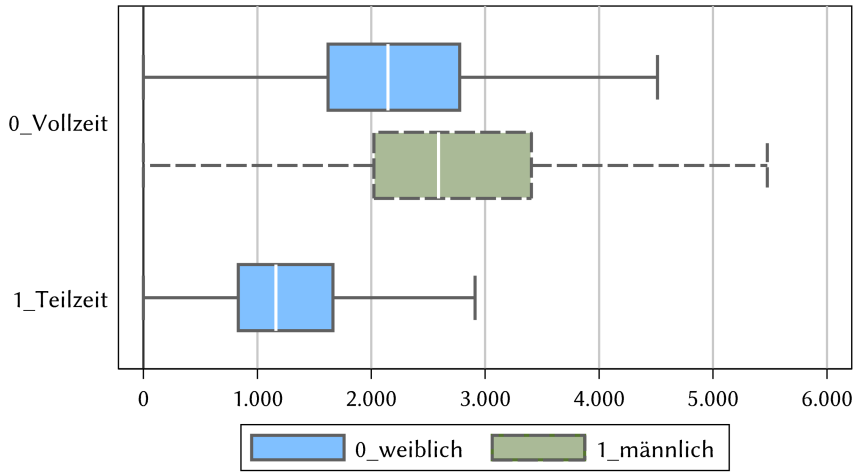
Wie bei den anderen Variablen stellt sich die Frage, wie mit sehr niedrigen/hohen Werten umgegangen werden soll. Hierzu sei angemerkt, dass die abhängige Variable *nicht* der (logarithmierte) Bruttomonats- bzw. -stundenlohn zu einem Zeitpunkt, sondern die Differenz in den (logarithmierten) Bruttomonats- bzw. -stundenlöhnen ist. Eine Ausreißerbehandlung sollte demnach vor allem mit Blick auf diese ersten Differenzen erfolgen.[80]

78 So macht es bspw. einen großen Unterschied, ob Löhne oder Vermögen als abhängige Variable genutzt werden. Sieht man einmal von dem Problem der fehlenden Lohninformationen für Nichterwerbstätige ab, so werden deutlich mehr Personen kein (null) Nettovermögen haben, als Erwerbstätige Löhne von null.

79 Die 18 Treatmentbeobachtungen verdienen nach der Arbeitslosigkeit 0 € monatlich. Es gibt keine Treatmentbeobachtung, die zuvor für diesen Betrag gearbeitet hat. Es gibt nur wenige imputierte 0 €-Beträge.

80 Allerdings haben Beobachtungen mit sehr hohen/niedrigen Werten zu einem Zeitpunkt

Abbildung 4.5.9.: Verteilung der Bruttomonatslöhne in $t = 1$ getrennt nach Beschäftigungsumfang (gewichtet, *master_14.do*)



Erste Differenzen in den Bruttomonatslöhnen

Alle abhängigen Variablen werden nach demselben Muster gebildet (vgl. Abschnitt 3.3.2). Seien Y_t der Wert der abhängigen Variable zum Zeitpunkt $t = 1, 2, 3, 4$ und ΔY_i bzw. ΔY_j die ersten (beobachtbaren) Differenzen der Treatment- bzw. potentiellen Kontrollgruppen, so berechnet sich die abhängige Variable nach:

$$\Delta Y_i = \begin{cases} Y_{i,1+X} - Y_{i,1} & \text{mit } X \leq 3, \quad \text{wenn } D_i = 1 \\ Y_{i,1+V} - Y_{i,1} & \text{mit } V \leq 2, \quad \text{wenn } D_i = 0 \text{ oder } D_i = 8 \\ Y_{i,2} - Y_{i,1} & \quad\quad\quad\quad \text{wenn } D_i = 9 \end{cases} \tag{4.3}$$

Für Treatmentbeobachtungen ist ΔY_i demnach die Differenz zwischen dem Lohn in $t = 1$ und dem ersten beobachteten Lohn in einem Zeitfenster von drei Jahren nach dem Treatment (d.h. bis $t = 4$). Für richtige und falsche Kontrollbeobachtungen wird ein Zeitfenster von zwei Jahren nach dem Treatment gewählt. Grund hierfür ist die in Abschnitt 4.4 beschriebene Zuweisung von (sehr wenigen) Treatmentbeobachtungen in die Kontrollgruppe, sofern sie nur kurzzeitig arbeitslos waren und bei Beschäftigungsende bereits einen neuen Arbeitsvertrag bzw. eine Stelle in Aussicht hatten. Da die Stayer ihren Arbeitsplatz nicht wechseln, stammt die nächste Beobachtung hier stets aus dem Folgejahr ($t = 2$). Wenn also über den

aufgrund des *regression-to-the-mean* bezeichneten Phänomens auch einen größeren Effekt auf die Differenzen. So wird eine Person mit einem Lohn von 0 € in der nächsten Periode mit sehr geringer Wahrscheinlichkeit wieder einen Lohn von 0 € haben.

zweiten Zeitpunkt bzw. über $t = 2$ geschrieben wird, dann ist damit die nächste Lohnbeobachtung gemeint.

Abbildung 4.5.7 hat erste Hinweise auf die Entwicklung der Bruttomonatslöhne für die verschiedenen Treatmentgruppen gegeben. Ersichtlich ist, dass die Variation in der Lohnentwicklung innerhalb der Treatmentgruppe am größten ist. Während der Interquartilabstand bei den Treatmentbeobachtungen mehr als 800 € beträgt, liegt er bei den Kontrollbeobachtungen bei ca. 600 € und bei den Stayern bei unter 300 €. Damit scheinen sich die in Abschnitt 3.2.2 getroffenen Aussagen zu den unterschiedlichen datengenerierenden Mechanismen für Stayer und Mover zu bestätigen. Der Spielraum für Lohnverhandlungen ist bei den Stayern gering, *true-state-dependence* eine Möglichkeit. Für die anderen Gruppen besteht jedoch die Möglichkeit für eine umfassende Verhandlung des Lohns.

Ausreißerbehandlung

Multivariate Ausreißer (und damit auch Ausreißer in den ersten Differenzen der Löhne) werden mit Hilfe eines iterativen Algorithmus identifiziert (vgl. Billor u. a. 2000). Dieser als *blocked adaptive computationally efficient outlier nominators* (BACON) bezeichnete Algorithmus identifiziert im ersten Schritt einen Teil von (homogenen) Beobachtungen, die scheinbar frei von Ausreißern sind. In der hier verwendeten ersten Version von BACON besteht die Ausgangsstichprobe stets aus den $4 \cdot 11 = 44$ Beobachtungen mit den geringsten Mahalanobis-Distanzen (ebd. S. 285).[81] Im zweiten Schritt werden die Mahalanobis-Distanzen auf Grundlage dieser Ausgangsstichprobe erneut berechnet. Die Ausgangsbeobachtungen bilden dann den Maßstab für alle anderen Beobachtungen (ebd. S. 286). Im dritten Schritt werden vergleichbare neue Beobachtungen in die Teilstichprobe integriert und (wenn möglich) andersartige Beobachtungen aus der Ausgangsstichprobe ausgeschlossen. Schritte zwei und drei werden wiederholt, bis alle Ausreißer identifiziert wurden. Das verwendete Verfahren hat bei elf Variablen einen Bruchpunkt von mindestens 15%.[82]

Zur Umsetzung in *Stata* wird das Ado 'bacon' von Weber (2010, v:1.0.1) genutzt. Die Identifikation der Ausreißer erfolgt getrennt nach Treatmentgruppe und Beschäftigungsumfang. Für diese Gruppen wird überprüft, ob sich multivariate Ausreißer auf den Variablen *wagemon_diff, tatzeit_diff, erwzeit, alter, workexp, expue, autono, aloq, mann, ost, kgrund* finden lassen.[83] Durch Berücksichtigung

81 Die Formel zur Berechnung der Anzahl der Ausgangsbeobachtungen m für die erste Version des Algorithmus beträgt $4 \cdot v$, wobei v der Anzahl der Variablen entspricht.

82 Der Bruchpunkt ist der kleinste Anteil an Daten, der einen Schätzer beliebig verfälschen kann. In ihrer Simulation erreicht Version 1 höhere Bruchpunkte von 30% (vgl. Billor u. a. 2000, S. 292). Im vorliegenden Fall ist es aber nicht von Bedeutung, welcher Algorithmus verwendet wird.

83 Der Kündigungsgrund wird nur für die Arbeitsplatzwechsler in Form entsprechender Dummyvariablen berücksichtigt. Die Variable *mann* wird bei den Teilzeitbeschäftigten nicht berücksichtigt, weil es nur weibliche Teilzeitbeschäftigte gibt.

Tabelle 4.5.33.: Erste Differenzen Bruttomonatslohn und logarithmierter Bruttomonatslohn nach Beschäftigungsumfang und Geschlecht (gewichtet)

	Δ Bruttomonatslohn											
	Frauen						Männer					
	$\bar{x}$	s_x	Q_1	$\tilde{x}$	Q_3	N	$\bar{x}$	s_x	Q_1	$\tilde{x}$	Q_3	N
Vollzeit	96	497	-28	74	235	13.832	123	632	-57	92	303	28.764
Teilzeit	94	389	-15	41	186	7.936	.	.	.	.	.	.
Gesamt	96	463	-22	62	221	21.768	123	632	-57	92	303	28.764
	Δ logarithmierter Bruttomonatslohn											
	Frauen						Männer					
	$\bar{x}$	s_x	Q_1	$\tilde{x}$	Q_3	N	$\bar{x}$	s_x	Q_1	$\tilde{x}$	Q_3	N
Vollzeit	0,034	0,3	-0,01	0,03	0,10	13.832	0,037	0,3	-0,02	0,03	0,11	28.764
Teilzeit	0,065	0,3	-0,01	0,03	0,14	7.936	.	.	.	.	.	.
Gesamt	0,045	0,3	-0,01	0,03	0,11	21.768	0,037	0,3	-0,02	0,03	0,11	28.764

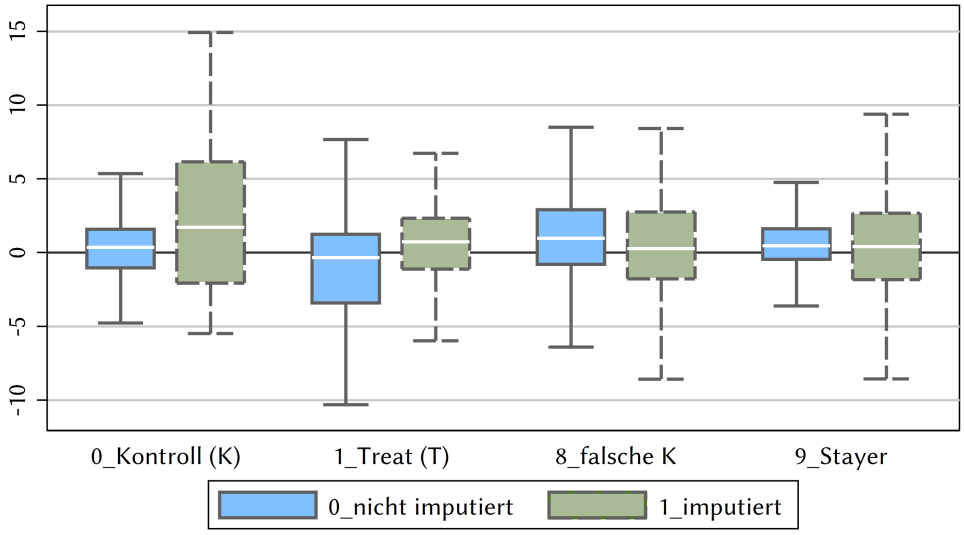
master_14.do

der Variable *tatzeit_diff* im Modell, können 457 Beobachtungen (ca. 0,9%), für die keine Angaben zur Arbeitszeit in $t = 2$ vorliegen, nicht weiter verwendet werden. Da diese Beobachtungen ohnehin keine Schätzung des Effekts von Arbeitslosigkeit auf den Bruttostundenlohn erlauben, ist der Verlust dieser Beobachtungen gut begründet. Mit Hilfe des Algorithmus werden 92 Vollzeitbeschäftigte und 16 Teilzeitbeschäftigte als Ausreißer identifiziert. Unter den Ausreißern finden sich keine Treatmentbeobachtungen und nur eine vollzeitbeschäftigte Kontrollbeobachtung mit einem Lohnzuwachs von mehr als 11.000 €.

Beschreibung der bereinigten Variable

Tabelle 4.5.33 weist zentrale Kennwerte für die ersten Differenzen in den (logarithmierten) Bruttomonatslöhnen aus. Demnach unterscheiden sich zwar die absoluten Lohnveränderungen zwischen den vollzeitbeschäftigten Frauen und Männern um fast 30 € ($\bar{x}$) bzw. 20 € ($\tilde{x}$). Allerdings liegen die relativen Lohnveränderungen der vollzeitbeschäftigten Frauen und Männer nur marginal auseinander. Während für Männer der Lohn im Schnitt um ca. $100 \cdot [exp(0,037) - 1]$ =3,8% steigt, steigt er bei den Frauen um ca. 3,5%. Für die teilzeitbeschäftigten Frauen kann hingegen ein durchschnittlicher Lohnzuwachs im Monatslohn von ca. 6,7% beobachtet werden. Da die Stundenlöhne für teilzeitbeschäftigte Frauen nicht im gleichen Maße steigen (vgl. Tabelle 4.5.34), muss dieser Lohnzuwachs maßgeblich eine Folge der Erhöhung

Abbildung 4.5.10.: Verteilung der imputierten und beobachteten Stundenlohnentwicklung (gewichtet, *master_14.do*)



der wöchentlichen Arbeitszeit sein.

Bruttostundenlöhne

Die Bruttostundenlöhne ergeben sich aus dem Quotienten von Bruttomonatslohn und geleisteten Arbeitsstunden pro Monat. Da ein Monat durchschnittlich 4,345 Wochen lang ist, werden die Bruttostundenlöhne wie folgt gebildet:

$$wagehrs = \frac{wagemon}{4,345 \cdot tatzeit} \tag{4.4}$$

Abbildung 4.5.10 zeigt die ersten Differenzen in den Bruttostundenlöhnen getrennt nach Treatment- und Imputationsstatus. Wie im Fall der Monatslöhne liegt für die gekündigten oder entlassenen Personen die imputierte Lohnentwicklung deutlich über der nicht-imputierten Lohnentwicklung. Für die vorwiegend selbst kündigenden falschen Kontrollbeobachtungen wird die Lohnentwicklung auf Basis der imputierten Löhne hingegen unterschätzt, was sich durch die positive Selektion von eigenen Kündigungen erklären lässt. Weil eigene Kündigungen i.d.R. mit dem Ziel einer Verbesserung relevanter Arbeitsplatzmerkmale erfolgen, der Kündigungsgrund im Imputationsmodell jedoch nicht berücksichtigt wird, werden die Stundenlöhne zum zweiten Zeitpunkt unterschätzt.

Tabelle 4.5.34.: Erste Differenzen Bruttostundenlohn und logarithmierter Bruttostundenlohn nach Beschäftigungsumfang und Geschlecht (gewichtet)

	Δ Bruttostundenlohn											
	Frauen						Männer					
	$\bar{x}$	s_x	Q_1	$\tilde{x}$	Q_3	N	$\bar{x}$	s_x	Q_1	$\tilde{x}$	Q_3	N
Vollzeit	0,6	6	-0,4	0,5	1,6	13.832	0,7	9	-0,7	0,5	1,9	28.764
Teilzeit	0,2	7	-0,8	0,3	1,6	7.936	.	.	.	.	.	.
Gesamt	0,5	6	-0,5	0,4	1,6	21.768	0,7	9	-0,7	0,5	1,9	28.764
	Δ logarithmierter Bruttostundenlohn											
	Frauen						Männer					
	$\bar{x}$	s_x	Q_1	$\tilde{x}$	Q_3	N	$\bar{x}$	s_x	Q_1	$\tilde{x}$	Q_3	N
Vollzeit	0,044	0,3	-0,03	0,04	0,12	13.832	0,037	0,2	-0,05	0,03	0,12	28.764
Teilzeit	0,023	0,3	-0,07	0,02	0,14	7.936	.	.	.	.	.	.
Gesamt	0,037	0,3	-0,04	0,03	0,12	21.768	0,037	0,2	-0,05	0,03	0,12	28.764

b_master_14.do

Berichtete oder imputierte Stundenlöhne von 0 € stellen eine absolute Ausnahme dar. Zu beiden Zeitpunkten haben nur 81 (oder 0,2% der) Beobachtungen Löhne von weniger als 1 €. Insofern erfolgt die Transformation der Bruttostundenlöhne auch hier wieder durch Addition einer Konstante (+1) und anschließender Logarithmierung.

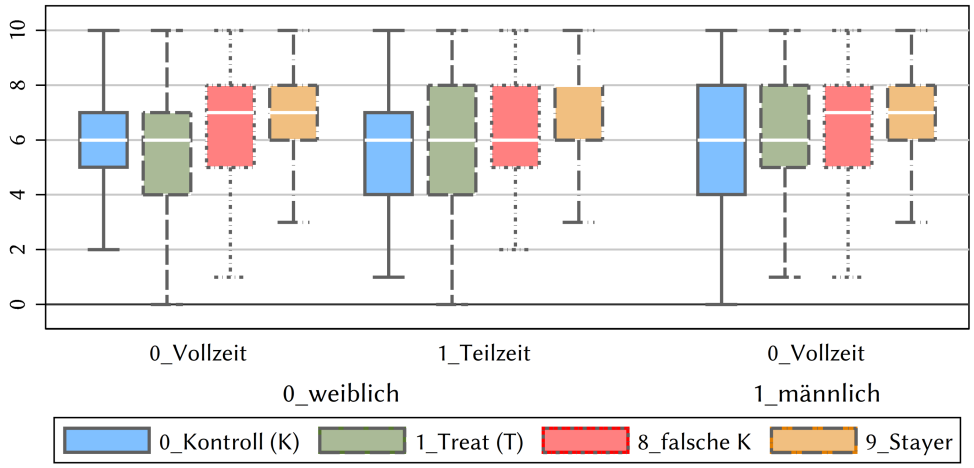
$$lnwagehrs = ln(wagehrs + 1) \tag{4.5}$$

Tabelle 4.5.34 zeigt Kennwerte der Verteilung der ersten Differenzen in den Bruttostundenlöhnen und den logarithmierten Bruttostundenlöhnen. Demnach können vollzeitbeschäftigte Männer mit Zuwächsen in den Stundenlöhnen von 3,8% (oder 0,6 €) und vollzeitbeschäftigte Frauen mit Zuwächsen von 4,5% (oder 0,7 €) rechnen. Für teilzeitbeschäftigte Frauen fällt der Lohnzuwachs mit 2,3% (oder 0,2 €) etwas geringer aus.

Zufriedenheit mit dem Arbeitsplatz

Im Sinne einer Exploration soll auch der Effekt von Arbeitslosigkeit auf die Zufriedenheit mit dem Arbeitsplatz untersucht werden. In Kapitel 3.4.3 wurde dargelegt, dass die Zufriedenheit mit dem Arbeitsplatz von der drohenden oder bereits in $t = 1$ ausgesprochenen Kündigung (bzw. bei den selbst Kündigenden von der Kündi-

Abbildung 4.5.11.: Verteilung der Arbeitsplatzzufriedenheit ($t = 1$) nach Treatmentstatus, Geschlecht und Beschäftigungsumfang (gewichtet, *master_14.do*)



gungsabsicht) beeinflusst sein kann. Inwiefern die Aussicht auf Arbeitslosigkeit, die in $t = 1$ ja noch nicht stattgefunden hat, einen Einfluss auf die Arbeitsplatzzufriedenheit hat, kann anhand der Daten nicht umfassend überprüft werden.[84] Von den verbleibenden 50.746 Beobachtungen haben ca. 700 (oder 1,4%) keine Angaben zur Arbeitsplatzzufriedenheit in $t = 1$ oder $t = 2$. Da die Zufriedenheitsvariable nicht Teil des Zuweisungsmodells ist, werden diese Beobachtungen dennoch behalten. Die Analysen zur Arbeitsplatzzufriedenheit beziehen sich somit auf eine Teilstichprobe.

Abbildung 4.5.11 zeigt, dass in $t = 1$ kaum Unterschiede zwischen den Treatment- und Kontrollbeobachtungen bestehen. Während bei den Männern die Kontrollbeobachtungen etwas unzufriedener sind (betroffen ist nur das erste Quartil), sind es bei den Frauen die Treatmentbeobachtungen (Unterschiede im dritten Quartil und im arithmetischen Mittel). Bei den teilzeitbeschäftigten Frauen unterscheidet sich wiederum nur das dritte Quartil. Die Ähnlichkeit der Verteilungen ist ein Hinweis dafür, dass womöglich der (drohende) Arbeitsplatzverlust, nicht aber die (ungewisse) Arbeitslosigkeit die Zufriedenheit beeinflusst.

84 Anhaltspunkte bietet der Vergleich der Arbeitsplatzzufriedenheit von Treatment- und Kontrollbeobachtungen zum ersten Zeitpunkt. Für eine umfassendere Prüfung müsste u.a. bekannt sein, ob die Kündigung bereits zum Zeitpunkt des Interviews in $t = 1$ erfolgt bzw. bekannt war. Ein Vergleich der bereits gekündigten Personen mit und ohne spätere Arbeitslosigkeitserfahrung bzw. mit schlechten und guten Chancen auf dem Arbeitsmarkt könnte Hinweise auf einen solchen Antizipationseffekt liefern.

Wie zu erwarten war, sind die Treatment- und Kontrollbeobachtungen etwas weniger zufrieden als die falschen Kontrollbeobachtungen und die Stayer. Innerhalb der falschen Kontrollgruppe sind es diejenigen, die selbst kündigen, die am wenigsten zufrieden mit ihrem Arbeitsplatz sind. Insgesamt lässt sich festhalten, dass durch eine Kontrolle von Kündigungsgrund und Treatmentstatus Unterschiede in der Arbeitsplatzzufriedenheit (mit)kontrolliert werden.

Abbildung 4.6.12 auf Seite 241 zeigt, dass die vollzeitbeschäftigten Treatment- und Kontrollbeobachtungen nach dem Arbeitsplatzwechsel etwas zufriedener sind als vorher. Unabhängig vom Beschäftigungsumfang und Geschlecht ist dieser Zuwachs bei den Treatmentbeobachtungen etwas ausgeprägter als bei den richtigen Kontrollbeobachtungen. Eine mögliche Erklärung hierfür kann der Wiederbeschäftigungseffekt nach einer Arbeitslosigkeit sein. Arbeitslose werden die Freude über die Wiederbeschäftigung auf die Bewertung der Arbeitsplatzqualität übertragen. Dieser Effekt sollte jedoch über die Zeit verblassen. Während sich für die Stayer allenfalls marginale Veränderungen (im arithmetischen Mittel) zeigen, verbessern sich die (größtenteils) aktiven Arbeitsplatzwechsler unabhängig vom Geschlecht und Beschäftigungsumfang im Schnitt um mehr als einen Skalenpunkt.

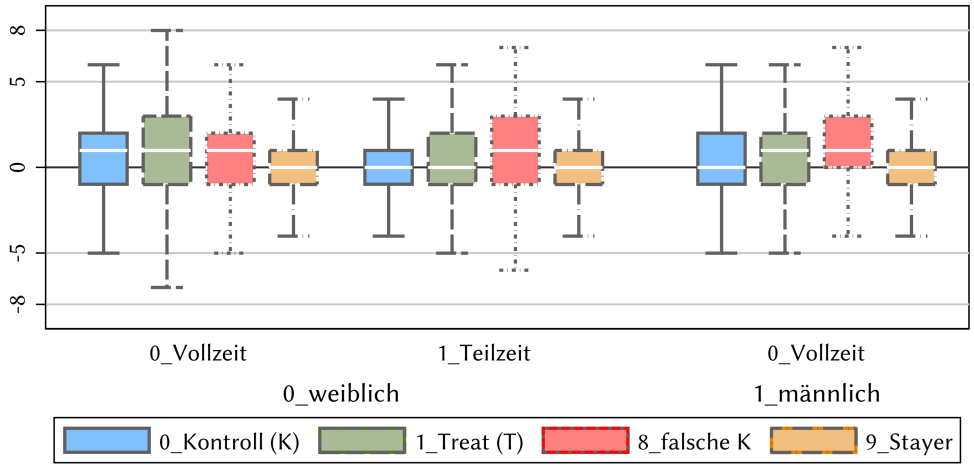
4.6. Zusammenfassung: Daten

In Kapitel 3 wurde aufgezeigt, dass und warum sich die Identifikation des kausalen Effekts von Arbeitslosigkeit auf Arbeitsplatzmerkmale schwierig gestaltet. Es wurde ein einfaches kausales Modell entworfen und aus diesem eine Reihe von Variablen abgeleitet, deren angemessene statistische Kontrolle die dynamische CIA erfüllen können. Die Ausführungen in diesem Kapitel geben Anlass zu Skepsis bezüglich der Möglichkeiten, über den kausalen Effekt von Arbeitslosigkeit zu lernen.

In den Abschnitten 4.1 und 4.2 wurde die Datensatzauswahl beschrieben und begründet. Es wurde dargelegt, dass die Erhebungsdesigns der verfügbaren Surveys nicht für die Analyse der Effekte von Arbeitslosigkeit optimiert sind. Während die administrativen Daten kaum über wichtige subjektive und Haushaltsinformationen verfügen, finden die Wiederholungsbefragungen in großen Abständen statt. Darüber hinaus sind die Kalenderangaben zu unterjährigen Veränderungen in den Surveys nicht ohne Weiteres nutzbar: die Kalenderangaben müssen in relativ aufwendigen Verfahren vereinheitlicht und mit den Informationen zum Erhebungszeitpunkt verknüpft werden (vgl. Abschnitt 4.3). Diese Datenaufbereitung wird, wie auch die bereitgestellten Querschnitt- und Längsschnittgewichte im SOEP (vgl. Abschnitt 4.5), nicht einwandfrei sein und deshalb zusätzliche Ungenauigkeiten (Messfehler) produzieren.

Auch bei der Definition des Treatments müssen Entscheidungen getroffen werden, die Auswirkungen auf die Analyseergebnisse haben. In Abschnitt 4.4 wurde gezeigt,

Abbildung 4.6.12.: Erste Differenzen in der Arbeitsplatzzufriedenheit nach Treatmentstatus und Beschäftigungsumfang (gewichtet, *master_14.do*)



dass bei der Operationalisierung des Treatments auf Informationen zur Beschäftigungsperspektive zurückgegriffen werden kann. Mit Hilfe dieser Variable ist es möglich, kurzzeitige Phasen der Arbeitslosigkeit zu identifiziert, die nur dazu dienen, einen bereits vor der Arbeitslosigkeit gesicherten neuen Arbeitsplatz anzutreten.

Das SOEP ist zwar eine sehr aufwendige Erhebung, allerdings konnte in Abschnitt 4.5 gezeigt werden, dass von den 29 prinzipiell beobachtbaren und zur Identifikation benötigten Variablen, nur ein Teil regelmäßig in der benötigten Form erhoben wird (vgl. Abschnitt 3.4.3). Infolgedessen können u.a. die Kündigungsfrist, die Existenz eines Betriebsrates, die Möglichkeit des Bezugs von ALG I und die Aussicht auf einen Recall keine Berücksichtigung finden (vgl. Tabelle 4.6.35).[85] Auch in Bezug auf die zentrale abhängige Variable (die Löhne) muss mit Einschränkungen gerechnet werden. So konnte in Abschnitt 4.5.5 gezeigt werden, dass die vom FDZ SOEP zur Imputation verwendeten Verfahren nicht alle relevanten Variablen enthalten, um von einem (vollständig) ignorierbaren MDM (MAR) bei der Analyse der Lohnveränderungen m Längsschnitt ausgehen zu können.

Tabelle 4.6.36 auf Seite 248 listet alle für die Datenanalyse aufbereiteten Variablen auf. Nicht enthalten sind Variablen, die zu einem früheren Zeitpunkt zur Eingrenzung der Stichprobe genutzt, aber nicht verändert wurden. Dies betrifft

85 Darüber hinaus wird die Variable *pflege* nicht verwendet, da sie erst ab 2001 erhoben wird und kaum Unterschiede zwischen den Gruppen bestehen.

u.a. die Beschäftigungsperspektive, die Hochrechnungsfaktoren und die Variable berufliche Veränderungen. Ebenso sind die in Abschnitt 4.3 diskutierten Spelltypen nicht aufgeführt. Die Tabelle umfasst vier abhängige Variablen, eine unabhängige Variable und insgesamt 39 Kontrollvariablen (davon 17 Arbeitsplatz'merkmale', 15 soziodemografische Variablen und 7 Kontextvariablen). Neben dem Variablennamen im Datensatz enthält die Tabelle auch das erklärende Variablenlabel und wichtige Anmerkungen.

Gemessen an der Zahl der Treatment- und Kontrollbeobachtungen ist die Liste der Kontrollvariablen sehr lang. Es ist unwahrscheinlich, dass in den nach Kündigungsgrund und Beschäftigungsumfang getrennten Analysen sämtliche Variablen balanciert werden können. So beträgt bspw. die Zahl der teilzeitbeschäftigten Frauen, die aufgrund einer Betriebsstilllegung ihren Arbeitsplatz verloren haben nur $n_{tz,BS} = 38$. Die Anzahl der vollzeitbeschäftigten Männer und Frauen aus der Gruppe *BS* ist mit $n_{vz,BS} = 329$ fast zehn Mal so groß, liegt aber immer noch unterhalb der von van der Ploeg u. a. (2014) für die logistische Regression empfohlenen Anzahl von Beobachtungen. Gemäß van der Ploeg u. a. (2014) werden für die Schätzung von logistischen Regressionsmodellen 20 bis 50 Beobachtungen pro Variable benötigt. Dies liefe auf eine Mindestzahl von 400 Beobachtungen hinaus. Auch wenn mit den Zuweisungsmodellen keine kausalen Parameter geschätzt werden sollen, dürften diese Daumenregeln von Bedeutung sein. Insbesondere für die Gruppe der Teilzeitbeschäftigten besteht die Möglichkeit, dass die Modelle bei geringem Stichprobenumfang nicht identifiziert sind.

Zu guter Letzt lohnt ein Blick auf die Entwicklung der Stichprobengröße. Von knapp 2.700 potentiellen Treatmentbeobachtungen, [86] auf die die in Tabelle 4.2.1 gelisteten Kriterien zutreffen, stehen für die Analysen (vorerst) noch 773 Beobachtungen zur Verfügung. Zahlreiche Maßnahmen, die zu einer Reduzierung des Stichprobenumfangs beigetragen haben, werden zur Identifikation benötigt oder erleichtern zumindest die Interpretation der Ergebnisse. So wurden neben den Treatmentbeobachtungen mit ungeeigneten Kündigungsgründen auch die 'Teilzeitmänner' wegen ihrer spezifischen Merkmalskombinationen ausgeschlossen. Überdies wurden uni- und multivariate Ausreißer entfernt (vgl. Abschnitte 4.5.2 und 4.5.5). Der hier praktizierte listenweise Fallausschuss, der ca. 12% der Fälle betrifft, könnte die Parameterschätzungen zusätzlich verzerren. [87] Die mit diesen Daten produzierten Schätzungen können somit allenfalls ungefähre *local average treatment effects for the treated* (LATT) sein.

86 Vgl. Tabelle 4.3.5.

87 Bei der Berechnung sind die Ausreißer und die fehlenden Erwerbskalendarien nicht mit einbezogen.

Tabelle 4.6.35.: Verfügbarkeit von Variablen aus dem Zuweisungsmodell

Merkmal	erfasst?	Fragenummer und -text im SOEP (Welle BB) bzw. Proxies (wenn nicht erfasst)	Item-ID in 2011	erfasst seit	Turnus
		Arbeitsplatzmerkmale			
Beendigungskündigung	nein	Größe des Betriebs, Abfindung erhalten, Betriebszugehörigkeit, Beamter			
verhaltensbedingte Kündigung	nein	Betriebszugehörigkeit, Zufriedenheit mit dem Arbeitsplatz			
personenbedingte Kündigung	nein	verschlechterter Gesundheitszustand			
Aussicht auf Recall	nein	Branche			
Freistellung zur Arbeitsplatzsuche	nein	keine			
Vorankündigung des Arbeitsplatzverlustes	nein	Betriebsgröße, Betriebszugehörigkeitsdauer, Befristung			
Umschulung (Sozialplan)	nein	Wechsel in Weiterbildung nach Erwerbstätigkeit (Beschäftigungskalender)			
Abfindung (Sozialplan)	ja	[89] Erhielten Sie vom Betrieb eine Abfindung?	bbp8901	1991	jährlich
Arbeitszeit	ja	Generierte Variablen '*Employment Status*'	emplst11	1984	jährlich
		Generierte Variable 'vereinbarte Arbeitszeit'	vebzeit11	1984	jährlich
		Generierte Variable 'tatsächliche Arbeitszeit'	tatzeit11	1984	jährlich
Beamte/r	ja	[42] In welcher beruflichen Stellung sind Sie derzeit beschäftigt?	bbp4205	1984	jährlich
Befristung	ja	[40] Haben Sie einen unbefristeten Arbeitsvertrag oder ein befristetes Arbeitsverhältnis?	bbp40	1985	jährlich
Betriebsgröße (10,20)	ja	[34] Wie viele Beschäftigte hat das Gesamtunternehmen etwa?	bbp34	1984	jährlich
		Generierte Variable 'Grobkategorien Unternehmensgröße'	allbet11	1984	jährlich
		Generierte Variable 'Unternehmensgröße' (nicht konsistent)	betr11	1984	jährlich
Betriebsrat	ja	[35] Gibt es in Ihrem Betrieb einen Betriebs- oder Personalrat? Proxies: öffentlicher Dienst, Unternehmensgröße	bbp35	2001	alle 5 Jahre
Betriebszugehörigkeitsdauer	ja	[38] Seit wann sind Sie bei Ihrem jetzigen Arbeitgeber beschäftigt?	bbp38	1984	jährlich
		Generierte Variable 'Betriebszugehörigkeitsdauer'	bberwzeit	1984	jährlich

Fortsetzung auf der folgenden Seite

Tabelle 4.6.35.: Fortsetzung

Merkmal	erfasst?	Fragenummer und -text im SOEP (Welle BB) bzw. Proxies (wenn nicht erfasst)	Item-ID in 2011	erfasst seit	Turnus
Chance auf gleichwertige Beschäftigung	ja	[46] Wenn Sie Ihre jetzige Stelle verlieren würden, wäre es für Sie dann leicht, schwierig oder praktisch unmöglich, wieder eine mindestens gleichwertige Stelle zu finden?	bbp46	1987	jährlich
Subjektive Arbeitsplatzsicherheit	ja	[131] Wie ist es mit den folgenden Gebieten - machen Sie sich da Sorgen? – Arbeitsplatzsicherheit	bbp13113	1984	jährlich
Öffentlicher Dienst	ja	[32] Gehört der Betrieb, in dem Sie arbeiten, zum öffentlichen Dienst?	bbp32	1984	jährlich
Stellung im Beruf	ja	Generierte Variable 'Autonomie des beruflichen Handelns'	autono11	1984	jährlich
		Generierte Variable 'erforderliche Ausbildung im Beruf'	ausb11	1984	jährlich
Umfang der gewünschten Beschäftigung	ja	[68] Wenn Sie den Umfang Ihrer Arbeitszeit selbst wählen könnten und dabei berücksichtigen, dass sich Ihr Verdienst entsprechend der Arbeitszeit ändern würde: Wie viele Stunden in der Woche würden Sie dann am liebsten arbeiten?	bbp68	1985	seit 1997 jährlich
Nebenerwerbstätigkeiten	ja	[74] Neben Beruf, Haushalt, Ausbildung oder als Rentner kann man ja noch Nebentätigkeiten ausüben. Üben Sie eine oder mehrere der folgenden Tätigkeiten aus?			
		a) Mithelfender Familienangehöriger im eigenen Betrieb	bbp7401	1985	jährlich
		b) Regelmäßige bezahlte Nebenerwerbstätigkeit	bbp7402	1985	jährlich
		c) Gelegentliche Arbeiten gegen Entgelt	bbp7403	1985	jährlich
		[79] Wie hoch war Ihr Bruttoverdienst aus dieser Tätigkeit im letzten Monat?	bbp79	2004	jährlich
(Branche)	ja	Generierte Variable 'Branche nach Nace'	nace11	1984	jährlich
		Soziodemografische Merkmale			
Möglichkeit des Bezugs von ALG I	nein	Betriebszugehörigkeitsdauer, Länge des Erwerbsspells, Erhalt einer Abfindung			
Alter	ja	Über Geburtsjahr und Geburtsmonat sowie Interviewjahr und -monat selbst generiert		1984	jährlich
Arbeitslosigkeitserfahrung	ja	Generierte Variable Arbeitslosigkeitserfahrung	expue11	1984	jährlich

Fortsetzung auf der folgenden Seite

Tabelle 4.6.35.: Fortsetzung

Merkmal	erfasst?	Fragenummer und -text im SOEP (Welle BB) bzw. Proxies (wenn nicht erfasst)	Item-ID in 2011	erfasst seit	Turnus
Berufserfahrung	ja	Generierte Variable Berfuserfahrung Vollzeit	expft11	1984	jährlich
		Generierte Variable Berufserfahrung Teilzeit	exppt11	1984	jährlich
Betreuung von Kindern	ja	[2d] Wie sieht gegenwärtig Ihr normaler Alltag aus? Wie viele Stunden pro Tag entfallen bei Ihnen an einem durchschnittlichen Werktag [...] auf die [...] Kinderbetreuung?	bbp0204	1985	jährlich
Betreuung von pflegebedürftigen Personen	ja	[2e] Wie sieht gegenwärtig Ihr normaler Alltag aus? Wie viele Stunden pro Tag entfallen bei Ihnen an einem durchschnittlichen Werktag [...] auf die [...] Versorgung und Betreuung von pflegebedürftigen Personen?	bbp0205	2001	jährlich
		[H56] Gibt es in Ihrem Haushalt jemand, der aus Alters- oder Krankheitsgründen oder wegen einer Behinderung dauernd hilfe- oder pflegebedürftig ist?	bbp56	1984	jährlich
Geschlecht	ja	Generierte Variable Geschlecht	sex	1984	jährlich
gesundheitliche Beeinträchtigungen	ja	[97] Wie würden Sie Ihren gegenwärtigen Gesundheitszustand beschreiben?	bbp97	1992	jährlich
		[105] Kam es im letzten Jahr vor, dass Sie länger als 6 Wochen ununterbrochen krankgemeldet waren?	bbp10501	1985	jährlich
		[99] Sind Sie seit zumindest einem halben Jahr durch ein gesundheitliches Problem bei Tätigkeiten des normalen Alltagslebens eingeschränkt?	bbp99	2011	jährlich
Schwerbehinderung	ja	[101] Sind Sie nach amtlicher Feststellung erwerbsgemindert oder schwerbehindert?	bbp10101	1984	jährlich
Soziale Netzwerke	ja	[125b] Wer unterstützt Sie in Ihrem beruflichen Fortkommen oder Ihrer Ausbildung und hilft Ihnen, dass Sie vorankommen? Proxies: Nebenjob; kulturelle und soziale Aktivitäten	bbp12512	2006	alle 5 Jahre
Wohneigentum vs. Miete	ja	Generierte Variable 'Wohnraumeigentümer'	owner	1984	jährlich
		Generierte Variable 'zahlt keine Miete'	norent	1984	jährlich
		Kontextmerkmale			
Arbeitslosenquote	ja	den Individualdaten zugespielt		1991	jährlich
Jahr der Arbeitslosigkeit	ja	Aus den Spelldaten extrahiert		1984	jährlich

Fortsetzung auf der folgenden Seite

Tabelle 4.6.35.: Fortsetzung

Merkmal	erfasst?	Fragenummer und -text im SOEP (Welle BB) bzw. Proxies (wenn nicht erfasst)	Item-ID in 2011	erfasst seit	Turnus
Neue vs. Alte Bundesländer	ja	Generierte Variable 'Erhebungsgebiet' (Sampling Region)	sampreg	1984	jährlich

Ende der Tabelle

Tabelle 4.6.36.: Operationalisierung von Variablen aus dem Zuweisungsmodell

Variablenname	Erklärung	Anmerkung
	Abhängige Variablen (*master_14.do*)	
lnwagemon_diff	Veränderung im log. Bruttomonatslohn	deflationiert, Ausreißer entfernt
lntwage_diff	Veränderung im log. Bruttostundenlohn (tatsächliche Arbeitszeit)	selbst generiert
lnvwage_diff	Veränderung im log. Bruttostundenlohn (vereinbarte Arbeitszeit, nur Teilstichprobe)	selbst generiert
jobsatis_diff	Veränderung in der Arbeitsplatzzufriedenheit (nur Teilstichprobe)	
	Treatment (u.a. *master_10.do*)	
treat	Dummy: Treatment	selbst generiert
	Prädiktoren: Arbeitsplatzmerkmale (master_11.do)	
kgrund	Kündigungsgrund	getrennte Analyse
teilzeit	Dummy: Beschäftigungsumfang	getrennte Analysen
abfindung	Dummy: Abfindung erhalten?	
tatzeit	tatsächliche Arbeitszeit	Ausreißer entfernt
keinezeit	Dummy: keine vereinbarte Arbeitszeit	
diffzeit	Differenz zwischen gewünschter und tatsächlicher Arbeitszeit	
beamt	Dummy: Beamte/r?	
frist	Dummy: befristeter Arbeitsvertrag?	nur Personen mit Arbeitsvertrag
kleinbetrieb	Dummy: Betrieb mit weniger als 20 Beschäftigten?	
oeffd	Dummy: Beschäftigung im öffentlichen Dienst?	
erwzeit	Betriebszugehörigkeitsdauer	
probezeit	Dummy: in Probezeit? (*erwzeit* $< 0{,}5$)	
nochance	Dummy: geringe/keine Chance auf vergleichbare Beschäftigung?	
besorgt	Dummy: (große) Sorgen über Arbeitsplatzsicherheit?	
sorgnochance	Dummy: (große) Sorgen und geringe/keine Chancen?	
sidejob	Dummy: regelmäßiger Nebenjob?	
autono	Autonomie beruflichen Handelns	
	Soziodemografische Merkmale (master_12.do)	
alter	Alter der Befragten	
mann	Dummy: Mann	nur Vollzeitbeschäftigte
workexp	kumulierte Berufserfahrung	
expuework	Anteil der kumulierten Arbeitslosigkeitserfahrung an der gesamten kumulierten Berufs- und Arbeitslosigkeitserfahrung	Ausreißer entfernt
kinderimhh	Anzahl Kinder bis 16 Jahre im Haushalt?	
childcare	Stunden der Kinderbetreuung wochentags	Winsorisierung

Fortsetzung auf der folgenden Seite

Tabelle 4.6.36.: Fortsetzung

Variablenname	Erklärung	Anmerkung
kindmann	Dummy: Kinder im Haushalt und Mann?	nur Vollzeitbeschäftigte
alleinerziehend	Dummy: Alleinerziehende/r	nur für Eltern mit Kindern bis 16 Jahre
health	gegenwärtiger subjektiver Gesundheitszustand	
sickleave	Dummy: Mehr als sechs Wochen krankgeschrieben im Vorjahr?	
hancap	Dummy: schwerbehindert?	
owner	Dummy: wohnt in eigener Immobilie?	
ostowner	Dummy: wohnt in eigener Immobilie und in neuen Bundesländern	
mannost	Dummy: Mann aus neuen Bundesländern	nur Vollzeitbeschäftigte
	Kontextmerkmale (master_13.do)	
aloq	regionale Arbeitslosenquote (auf Ebene der Raumordnungsregionen)	zugespielt
diffaloq	Veränderung der regionalen Arbeitslosenquote (im Jahr der Arbeitslosigkeit)	zugespielt
ost	Dummy: neue Bundesländer	
(*j2000*)	Dummy: $t = 1 = (2000, 2001)$	Basiskategorie
j2002	Dummy: $t = 1 = (2002, 2003, 2004)$	
j2005	Dummy: $t = 1 = (2005, 2006)$	
j2007	Dummy: $t = 1 = (2007, 2008)$	
j2009	Dummy: $t = 1 = (2009, 2010)$	

Ende der Tabelle

5. Datenanalyse

„If you torture the data long enough, it will confess (to anything)."

(Ronald Harry Coase)

Kapitelübersicht

5.1. Beschreibung des Analysesamples 250
5.1.1. Charakterisierung der Gruppen 254
5.1.2. Bewertung der Unterschiede in den Variablen 256
5.2. Getrennte Analysen nach Kündigungsgrund 258
5.2.1. Propensity Score Matching (PSM) 258
5.2.2. Mahalanobis-Matching (MDM) 263
5.2.3. Entropy Balancing (EnBal) 264
5.2.4. Vergleich der Gewichte 266
5.2.5. Ergebnisse bei Kontrolle des Kündigungsgrundes 268
5.2.6. Zusammenfassung – getrennte Analysen 272
5.3. Analysen unter Vernachlässigung des Kündigungsgrundes 273
5.3.1. Erwartungen bzgl. der Modelle 273
5.3.2. Szenario 1: Erweiterung auf alle Arbeitsplatzwechsler . 276
5.3.3. Szenario 2: Erweiterung um die Stayer 278
5.3.4. Zusammenfassung – erweiterte Kontrollgruppen 279

In Kapitel 3 wurde dargestellt, dass zur Identifikation des kausalen Effektes von Arbeitslosigkeit auf den Lohn bzw. auf die Lohnentwicklung bei Wiederbeschäftigung eine Beschränkung auf Kündigungen durch den Arbeitgeber (KAG) und Betriebsstilllegungen (BS) erforderlich ist. Ausgehend von einem einfachen kausalen Modell wurden potentielle Prädiktoren für das Arbeitslosigkeitsrisiko (D_2) und die Lohnentwicklung (ΔY) diskutiert. In diesem Zusammenhang wurde argumentiert, dass wichtige Prädiktoren entweder nicht direkt beobachtbar sind oder in keiner

größeren (deutschen) Längsschnittstudie erhoben werden. Da die identifizierenden Annahmen (dynamische CIA oder CTA) in Beobachtungsstudien auf der Möglichkeit einer vollständigen Beobachtung und Kontrolle relevanter Kovariaten basieren, wurden die Chancen für eine Identifikation des Effekts von Arbeitslosigkeit als mittel (bei BS) bis gering (bei KAG) eingestuft.

In Kapitel 4 wurden in Bezug auf die Operationalisierung der Variablen sowie die Stichprobenauswahl weitere Identifikationshindernisse benannt. Erstens werden im Sozio-ökonomischen Panel (SOEP) nicht alle wichtigen Variablen in der benötigten Form oder Regelmäßigkeit erhoben und zweitens können die Mechanismen, die zu fehlenden Werten auf einzelnen Variablen oder zum vollständigen Ausfall von Beobachtungen führen (*Item-* und *Unit-Non-Response*), nicht vollständig durch die Survey-Gewichte und Imputationsmethoden abgebildet werden. Da diese Mechanismen den beobachteten Zusammenhang von Arbeitslosigkeit und Lohn (oder Arbeitsplatzzufriedenheit) beeinflussen können, besteht die Gefahr eines *non-response bias*. Darüber hinaus wurde u.a. für einen Ausschluss der Personen ohne schriftlichen Arbeitsvertrag und der teilzeitbeschäftigten Männer argumentiert. Der Ausschluss der 'Teilzeitmänner' hat jedoch zur Folge, dass, aufgrund geringer Fallzahlen, für die Gruppe der Teilzeitbeschäftigten (Frauen) keine Zuweisungsmodelle geschätzt werden können (vgl. Abschnitt A.3 im Anhang).

Trotz der benannten Identifikationshindernisse soll an dieser Stelle gezeigt werden, was mit den in Kapitel 3 beschriebenen Methoden über den Effekt von Arbeitslosigkeit gelernt werden kann und welchen Einfluss die Wahl der Kontrollgruppen auf die geschätzten Effekte hat. Für die vollzeitbeschäftigten Männer und Frauen werden in einem ersten Schritt die Verteilungen der Kovariaten für die unterschiedlichen Treatmentgruppen miteinander verglichen (Abschnitt 5.1). Dies schließt auch eine Charakterisierung der Gruppen mit ein. Im zweiten Schritt werden die Analyseverfahren und deren Umsetzung im Detail beschrieben. Während in Abschnitt 5.2 die Verfahren für und Ergebnisse aus separaten Analysen für die beiden Kündigungsgründe präsentiert und diskutiert werden, werden in Abschnitt 5.3 die Ergebnisse unter Vernachlässigung des Kündigungsgrundes präsentiert und mit den getrennten Analysen verglichen. In Abschnitt A.1 im Anhang zu dieser Arbeit werden vier Sensitivitätsanalysen präsentiert.

5.1. Beschreibung des Analysesamples

Tabelle 5.1.1 enthält Mittelwerte und Anteile für zentrale Variablen in Abhängigkeit vom Kündigungsgrund und dem Treatmentstatus. In den mit K_{BS} und T_{BS} überschriebenen Spalten finden sich die Kennzahlen für die von einer Betriebsstilllegung betroffenen Kontroll- und Treatmentbeobachtungen. In den mit K_{KAG} und T_{KAG} überschriebenen Spalten finden sich die Kennzahlen für die vom Arbeitgeber ge-

kündigten Kontroll- und Treatmentbeobachtungen. Die Spalten K und T enthalten Kennzahlen für (die gepoolte Gruppe der) Kontrollbeobachtungen, die durch Betriebsstilllegung oder Kündigung durch den Arbeitgeber ihren Arbeitsplatz verloren haben. Spalte $f.K.$ enthält die Kennwerte für die Arbeitsplatzwechsler, die ihren Arbeitsplatz aufgrund einer eigenen Kündigung, eines Auflösungsvertrags oder dem Ende eines befristeten Arbeitsvertrags aufgegeben bzw. verloren haben. Spalte S enthält die Kennzahlen für Personen, die weiterhin beim selben Arbeitgeber beschäftigt sind (Stayer).

Zeilen zwei und drei in Tabelle 5.1.1 enthalten die ersten Differenzen für die zwei primären abhängigen Variablen (Bruttomonatslohn und Bruttostundenlohn auf Basis der tatsächlichen Arbeitszeit). Die Kennzahlen für die anderen abhängigen Variablen finden sich in Tabelle 5.1.2.

Unter der Homogenitätsannahme und der Annahme, dass die Kündigung keinen Effekt auf den Lohn hat (siehe u.a. Abschnitt 3.1.2) führt Arbeitslosigkeit in Folge einer Betriebsstilllegung (BS) oder Kündigung durch den AG (KAG) demnach zu einer Reduzierung des Bruttomonatslohns von ca. $[exp(-0,3)-1]\cdot 100 \approx 26\%$ und zu einer Reduzierung des Bruttostundenlohns von ca. 10% (siebte Spalte $[T]$). Werden beide Annahmen zugunsten der Annahme gleicher kontrafaktischer Trends aufgegeben,[1] so erhöht sich der geschätzte Effekt von Arbeitslosigkeit auf ca. $[exp(-0,38)-1]\cdot 100 \approx 32\%$ für den Monatslohn und $[exp(-0,16)-1]\cdot 100 \approx 15\%$ für den Stundenlohn. Dass auch diese Annahme zweifelhaft ist, wurde in Abschnitt 3.4 ausführlich beschrieben.

Für richtige (K) und falsche ($f.K.$) Kontrollbeobachtungen erhöhen sich die Löhne deutlich. Die Ähnlichkeit des Lohnzuwachses mag verwundern, sollten eigene Kündigungen doch zu stärkeren Lohnzuwächsen führen als Kündigungen durch den Arbeitgeber (K_{KAG}) bzw. Betriebsstilllegungen (K_{BS}). Letztere sollten gemäß der Such- und Matchingtheorien sogar eher zu Lohneinbußen führen (vgl. Abschnitte 2.3 und 3.2.2). Dabei muss jedoch 1. daran erinnert werden, dass die Gruppe der falschen Kontrollbeobachtungen zu einem kleinen Teil aus Personen besteht, die einen Auflösungsvertrag geschlossen haben oder befristet beschäftigt waren. Für diese Personen fällt der Lohnzuwachs erwartungsgemäß geringer aus. Hinzu kommt, dass 2. eine Lohnerhöhung nicht das erklärte Ziel des freiwilligen Arbeitsplatzwechsels sein muss. Ein Blick auf die in Tabelle 5.1.2 berichteten Arbeitsplatzzufriedenheiten zeigt denn auch, dass die falsche Kontrollgruppe den größten Zuwachs bei der Arbeitsplatzzufriedenheit erzielt.[2]

Dass unfreiwillige Arbeitsplatzverluste in den Entlassungs- und anderen Studien einen negativen Effekt auf den Lohn haben, wird 3. auch daran liegen, dass dort nicht

1 Diese Annahme besagt, dass sich die Löhne der Treatmentgruppe bei Abwesenheit des Treatments (Arbeitslosigkeit) genauso entwickelt hätten, wie die der Kontrollgruppe.

2 Zu den unterschiedlichen Fallzahlen vgl. Abschnitt 4.5.5.

zwischen dem Effekt der Arbeitslosigkeit und dem der Kündigung unterschieden wird. In diesem Fall werden *alle* gekündigten oder entlassenen Arbeitnehmer (der Treatmentgruppe) mit den Stayern (der Kontrollgruppe) verglichen und Zeiten der Arbeitslosigkeit als Zeiten ohne Lohn bzw. mit dem Ersatzlohn berücksichtigt (vgl. Jacobson u. a. 1993a und Ruhm 1991). Tabelle 5.1.1 kann aber entnommen werden, dass auch die Stayer mit moderaten Lohnerhöhungen von ca. 4% rechnen können (dafür sinkt bzw. stagniert ihre Arbeitsplatzzufriedenheit über die Jahre.).

Vergleicht man die Werte der abhängigen Variablen in $t = 1$, so zeigt sich ('unbeobachtete') Heterogenität in verschiedenen Facetten. Es ist zu vermuten, dass sich diese Heterogenität auch in den potentiellen Ergebnissen (und damit den kontrafaktischen Trends) niederschlägt. Zuerst einmal kann festgehalten werden, dass Treatmentbeobachtungen deutlich weniger verdienen als Kontrollbeobachtungen. Dabei gibt es jedoch große Unterschiede zwischen den unterschiedlichen Kündigungsgründen. Am ausgeprägtesten sind die Unterschiede im Stunden- und Monatslohn bei den von einer Betriebsstilllegung betroffenen Treatment- und Kontrollbeobachtungen. Vergleicht man die Treatment- und Kontrollbeobachtungen von der Gruppen Betriebsstilllegung und Kündigung durch den Arbeitgeber untereinander, so fällt auf, dass Treatmentbeobachtungen, die ihren Arbeitsplatz aufgrund einer Betriebsstilllegung verloren haben, im Schnitt fast genauso viel verdienen wie Kontrollbeobachtungen, denen aus anderen Gründen gekündigt wurde. Während die falschen Kontrollbeobachtungen von allen Gruppen den höchsten Stundenlohn erzielen, liegt der Bruttomonatslohn der Stayer über dem der anderen Gruppen. Wie im Folgenden deutlich wird, lassen sich die Lohnunterschiede zwischen den Gruppen zum Teil durch Unterschiede in den aufgelisteten Kontrollvariablen erklären.

Tabelle 5.1.1.: Mittelwerte und Anteile für zentrale Variablen, nach Treatmentgruppen (gewichtet)

	K_{BS}	T_{BS}	K_{KAG}	T_{KAG}	K	T	$f.K.$	S
lnwagemon_diff	0,09	-0,24	0,07	-0,33	0,08	-0,3	0,09	0,04
lntwage_diff	0,06	-0,08	0,06	-0,1	0,06	-0,1	0,05	0,04
wagemon	2717	2173	2204	1902	2497	1986	2650	2741
twagehrs	14,7	11,6	11,1	10,0	13,2	10,5	15,0	14,6
impgroges	21%	19%	17%	18%	19%	18%	18%	15%
autono	2,9	2,6	2,5	2,2	2,7	2,3	3,0	2,8
diffzeit	-4,7	-5,2	-5,6	-5,9	-5,1	-5,7	-4,8	-5,0
erwzeit	9,8	7,1	5,3	4,5	7,9	5,3	5,1	12,4
tatzeit	43	44	46	45	45	44	45	43
abfindung	17%	21%	26%	12%	21%	15%	4%	.
beamt	2%	0%	0%	0%	1%	0%	5%	7%
besorgt	80%	85%	84%	86%	82%	86%	62%	59%
frist	3%	13%	8%	14%	5%	14%	15%	4%
keinezeit	5%	5%	10%	8%	7%	7%	10%	6%
kleinbetrieb	33%	41%	43%	51%	38%	48%	20%	17%
nochance	91%	88%	81%	82%	87%	84%	65%	82%
oeffd	9%	4%	12%	7%	10%	6%	23%	26%
probezeit	5%	1%	16%	18%	10%	13%	11%	3%
sidejob	9%	1%	6%	2%	7%	2%	3%	4%
sorgnochance	76%	81%	73%	74%	74%	76%	50%	53%
alter	40	40	40	40	40	40	36	42
childcare	0,51	0,47	0,37	0,59	0,45	0,56	0,55	0,60
health	2,3	2,6	2,4	2,6	2,3	2,6	2,3	2,4
workexp	17	18	19	18	18	18	14	20
alleinerziehend	1%	1%	1%	2%	1%	2%	2%	2%
expuework	2%	6%	3%	7%	2%	7%	4%	2%
hancap	4%	9%	2%	6%	3%	7%	4%	6%
kinderimhh	35%	32%	39%	33%	37%	33%	33%	34%
kindmann	30%	29%	32%	28%	31%	28%	29%	28%
mann	77%	81%	71%	72%	74%	75%	65%	68%
ostowner	9%	12%	9%	15%	9%	14%	6%	8%
owner	47%	35%	48%	32%	47%	33%	30%	45%
sickleave	1%	4%	13%	4%	6%	4%	4%	4%
aloq	9,7	10,9	10,4	11,2	10,0	11,1	8,8	9,5
diffaloq	0	-0,28	-0,25	-0,07	-0,11	-0,14	-0,22	-0,22
mannost	16%	24%	15%	25%	16%	25%	10%	12%
ost	20%	27%	24%	33%	22%	31%	15%	19%
j2000	18%	17%	17%	18%	18%	18%	21%	18%
j2002	37%	24%	26%	32%	32%	30%	19%	26%
j2005	14%	15%	19%	14%	16%	14%	10%	17%
j2007	15%	17%	20%	15%	18%	16%	28%	20%
j2009	16%	27%	18%	21%	17%	23%	23%	19%
N	154	175	134	495	288	670	1.153	40.485
MeanBias	16		16		14	.	21	24
MedBias	11		15		9	.	16	17

vollzeit_1.do und *vollzeit_2.do* [für StdBias])

5.1.1. Charakterisierung der Gruppen

Die *Treatmenbeobachtungen* sind (T) u.a. in schlechterer gesundheitlicher Verfassung (*health*), häufiger von Schwerbehinderung betroffen (*hancap*), seltener im öffentlichen Dienst (*oeffd*) und dafür häufiger in kleinen Betrieben (*kleinbetrieb*) beschäftigt und bereits in der Vergangenheit häufiger bzw. länger arbeitslos gewesen (*expuework*). Darüber hinaus haben sie eine geringere berufliche Autonomie (*autono*), eine relativ kurze Betriebszugehörigkeitsdauer (*erwzeit*) und kommen öfter aus den neuen Bundesländern (*ost*) bzw. Regionen mit hohen Arbeitslosenquoten (*aloq*). Auch wenn es deutliche Unterschiede zwischen den Arbeitslosen nach Betriebsstilllegung (T_{BS}) und den Arbeitslosen nach Kündigung durch den Arbeitgeber (T_{KAG}) gibt, so könnten diese dennoch etwas vereinfachend als die 'arbeitsmarktnahen Außenseiter' beschrieben werden.

In Relation zu den anderen Gruppen könnten die *falschen Kontrollbeobachtungen* ($f.K.$) als '*high potentials*' beschrieben werden.[3] Sie sind noch relativ jung (*alter*), üben Tätigkeiten mit hoher Autonomie aus (*autono*), haben – wie bspw. bei Führungskräften üblich – häufiger keine vereinbarten Arbeitszeiten (*keinezeit*), sind noch nicht allzu lange bei ihrem Arbeitgeber beschäftigt (*erwzeit*), sind häufig im öffentlichen Dienst – vor allem in der Wissenschaft – beschäftigt (*oeffd*) und wohnen bzw. leben in Regionen mit einer guten Arbeitsmarktsituation (*aloq*). Unter den falschen Kontrollbeobachtungen ist der Frauenanteil höher als unter den anderen Gruppen (*mann*). Interessanterweise sind ihre Erwerbsbiografien leicht überdurchschnittlich von Phasen der Arbeitslosigkeit geprägt (*expuework*). Ein genauerer Blick zeigt, dass letzteres vor allem für diejenigen gilt, deren befristeter Arbeitsvertrag ausgelaufen ist (*expuework*=8,5%). Wie auch die Stayer, machen sich Personen der falschen Kontrollgruppe deutlich weniger Sorgen um ihren Arbeitsplatz (*besorgt*). Im Einklang mit den Kündigungsabsichten und im Gegensatz zu allen anderen Gruppen schätzen sie ihre Chancen, einen (mindestens) gleichwertigen Arbeitsplatz zu finden, besser ein.

Die *Stayer* (S) entsprechen den Vorhersagen, die die in Abschnitt 2.3 beschriebenen Arbeitsmarkttheorien über den Such- und Matchingprozess treffen. Stayer sind zuerst einmal deutlich zufriedener mit ihrem Arbeitsplatz (*jobsatis*). Diese Zufriedenheit spiegelt sich auch in der weit überdurchschnittlich hohen Betriebszugehörigkeitsdauer und dem hohen Lohn wider (*erwzeit* und *wagemon*). Obwohl Stayer sich weniger Sorgen um ihren Arbeitsplatz machen (*besorgt*), schätzen immerhin 82% ihre Chancen, einen (mindestens) gleichwertigen Arbeitsplatz zu finden, als gering ein (*nochance*). Auch dies ist ein Zeichen für ein gutes Matching. Die Stayer sind darüber hinaus etwas älter als die anderen Gruppen (*alter*) und haben,

3 Da diese Gruppe (absichtlich) sehr heterogen gehalten ist, passt dieses Etikett nur für die freiwilligen Arbeitsplatzwechsler, die selbst gekündigt oder (vermutlich nach der eigenen Kündigung) einen Aufhebungsvertrag geschlossen haben.

Tabelle 5.1.2.: Mittelwerte für zusätzliche abhängige Variablen, nach Treatmentgruppen (gewichtet)

	K_{BS}	T_{BS}	K_{KAG}	T_{KAG}	K	T	$f.K.$	S
jobsatis_diff	0,5	0,5	1,0	0,6	0,7	0,6	1,3	-0,2
jobsatis	6,2	5,7	5,5	6,0	5,9	5,9	6,1	7,0
N	153	169	128	470	281	639	1.127	39.973
lnvwage_diff	0,11	-0,08	0,04	-0,07	0,08	-0,07	0,06	0,04
vwagehrs	16,8	12,6	12,7	10,5	15,2	11,2	15,0	15,9
N	133	136	103	379	236	515	914	36.635

vollzeit_1.do

wegen der geringen Arbeitslosigkeitserfahrung, die längste aktive Berufserfahrung (*workexp*). Sie arbeiten öfter im öffentlichen Dienst (*oeffd*) und sind öfter verbeamtet (*beamt*). Sie haben darüber hinaus einen leicht erhöhten Anteil von Personen mit einer Schwerbehinderung. Auf die Stayer passt somit am besten das Prädikat 'gute Matches'.

Die *richtigen Kontrollbeobachtungen* (K) stehen zwischen den Stayern und den Treatmentbeobachtungen, bzw. bewegen sich im Fall der Betriebsstilllegung (K_{BS}) in etwa gleichauf mit den Stayern. Sie verdienen mehr als die Treatmentbeobachtungen, jedoch nicht so viel wie die Stayer. Sie haben eine höhere berufliche Autonomie als die Treatmentbeobachtungen, bleiben aber – wieder mit Ausnahme der Betriebsstilllegung – unter der der Stayer. In Bezug auf die Betriebszugehörigkeitsdauer, die Kleinbetriebsquote, den Anteil Beschäftigter im öffentlichen Dienst, die Arbeitslosigkeitserfahrung und die Arbeitslosenquote bewegen sie sich ebenfalls zwischen Treatmentgruppe und den Stayern.

Die großen Unterschiede zwischen der Kontrollgruppe mit Betriebsstilllegung (K_{BS}) und der Kontrollgruppe mit Kündigung durch den Arbeitgeber (K_{KAG}) schließen eine einheitliche Charakterisierung aus. Da die durch eine Betriebsstilllegung des Arbeitsplatzes Beraubten in wichtigen Variablen mit den Stayern vergleichbar oder gar etwas besser sind, können sie als die 'Pechvögel' beschrieben werden. Dies unterstreicht die Exogenität des Ereignisses Betriebsstilllegung. Die Kontrollbeobachtungen der Gruppe KAG ähneln stärker den 'arbeitsmarktnahen Außenseitern'. Für sie bietet sich das Label 'schlechte Matches' an, das zeigt, dass durchaus noch Verbesserungen möglich sind. Dies zeigt sich auch daran, dass sie deutlich unzufriedener sind als die durch den Arbeitgeber gekündigten Treatmentbeobachtungen.

5.1.2. Bewertung der Unterschiede in den Variablen

Standardisierter Bias

In den letzten Zeilen von Tabelle 5.1.1 sind der durchschnittliche (MeanBias) und der mittlere (MedBias) standardisierte Bias für die Kontrollvariablen abgetragen (d.h. ab *autono*, aber ohne *beamt*).[4] Dabei sind vier Dinge zu beachten: 1. wurden bei der Berechnung des Bias – anders als in den derzeit in *Stata* verfügbaren Programmen implementiert – die Längsschnittgewichte berücksichtigt. 2. wird – da es keine verbeamteten Treatmentbeobachtungen gibt – die Variable *beamt* (Beamte/r) bei der Berechnung des Bias nicht mit einbezogen. Dies hat zur Folge, dass der Erfolg des Matchings in späteren Analysen etwas unterschätzt wird.[5] 3. wird für die Stayer die Variable *abfindung* nicht berücksichtigt. Diese Variable treibt den durchschnittlichen Bias jedoch in allen anderen Gruppen deutlich nach oben. Und 4. berechnet sich der Bias aus einem Vergleich verschiedener Treatmentgruppen mit verschiedenen Kontrollgruppen. Die ersten beiden Vergleiche (Spalten 2-3 und 4-5) basieren auf einem exakten Matching der Kündigungsgründe. Spalte 6 (K) zeigt den Bias für ein Szenario, in dem der Kündigungsgrund vernachlässigt wird und die Gruppen *KAG* und *BS* gepoolt werden (d.h. Fokus auf unfreiwillige Arbeitsplatzwechsler). Spalte 8 (*f.K.*) basiert auf einem Vergleich aller Treatmentbeobachtungen mit allen Arbeitsplatzwechslern (auch denen der falschen Kontrollgruppe). Spalte 9 (S) zeigt den Bias, der entsteht, wenn die Kontrollgruppe um die Stayer erweitert wird. Der standardisierte Bias zeigt somit den Grad der zunehmenden Ungleichheit bei Erweiterung der Kontrollgruppe an. Dabei wird jedoch 5. die zunehmende Ungleichheit in Bezug auf den Kündigungsgrund bei der Berechnung des Bias nicht berücksichtigt.

Übereinstimmend mit den oben getroffenen Charakterisierungen ist zu erkennen, dass sich gepoolte Treatment- und Kontrollgruppe ähnlicher sind als die gepolte Treatmentgruppe und die falsche Kontrollgruppe oder die Stayer (dies gilt darüber hinaus auch für andere Kennzahlen der Ungleichheit von [multivariaten] Verteilungen). Insbesondere im Fall der durch den Arbeitgeber Gekündigten wird durch die exakte Kontrolle des Kündigungsgrundes bereits ein Teil der beobachteten Heterogenität kontrolliert. Es kann davon ausgegangen werden, dass sich Treatment- und Kontrollbeobachtungen in diesem Fall auch im Hinblick auf die potentiellen Ergebnisse ähnlicher sind und somit der *baseline bias* geringer ist. Bereits aus diesem Grund lohnt es sich für den Kündigungsgrund zu kontrollieren.

4 Der standardisierte Bias wird in Abschnitt 3.3 erklärt.

5 Die gematchten Samples haben durch die Beschränkung auf nicht verbeamtete Beschäftigte stets den gleichen Anteil an Beamten (0%). Ein Vergleich der Balancierung für die verbleibenden Variablen gestaltet sich nach Ausschluss der Beamten einfacher.

Unterschiede in ausgewählten Variablen

Während manche Variablen bereits im 'rohen' Zustand in den einzelnen Gruppen sehr ähnlich verteilt sind, gibt es in Bezug auf andere Variablen sehr große Unterschiede.[6] So ist der Altersdurchschnitt für die Treatment- und richtigen Kontrollbedingungen nahezu identisch (40 Jahre). Auch in Bezug auf die durchschnittlichen Arbeitszeiten, die Chance auf einen vergleichbaren Arbeitsplatz, den Anteil Männer, den Anteil Personen ohne festgeschriebene Arbeitsstunden und die Berufserfahrung gibt es nur kleine Unterschiede zwischen den Treatment- und Kontrollbeobachtungen mit demselben Kündigungsgrund. Größere Unterschiede gibt es hingegen in Bezug auf die berufliche Autonomie, die Betriebszugehörigkeitsdauer, den Anteil Personen mit einer Abfindung, mit einem befristeten Vertrag, in Kleinbetrieben, im öffentlichen Dienst, mit einer Nebenerwerbstätigkeit, mit einer Schwerbehinderung, mit Immobilienbesitz und mit gesundheitlichen Problemen. Die Unterschiede in diesen Variablen laufen fast alle in die vermutete Richtung (vgl. Abschnitt 3.4.3). Besonders hervorzuheben ist an dieser Stelle, dass es keine Beamten unter den Treatmentbeobachtungen gibt. Beamtentum schließt – zumindest in dieser Stichprobe – Arbeitslosigkeit aus ($Pr[D = 1|beamt = 1] = 0$). Aus diesem Grund sollten auch die 3.342 verbliebenen Beamten von der weiteren Analyse ausgeschlossen werden. Sie sind als Kontrollbeobachtungen ungeeignet.

Übereinstimmend mit den Ausführungen in Kapitel 3.4.3 gibt es fast keine Treatmentbeobachtungen mit einem relevanten Nebenjob. Dies nährt den Verdacht, dass sich Personen mit einem solchen Nebenjob nicht arbeitslos melden, weil sie mit diesem Einkommen – das sonst auf das Arbeitslosengeld angerechnet werden müsste – für kurze Zeit über die Runden kommen und/oder diesen Nebenjob zum Hauptjob machen können. Hervorzuheben ist darüber hinaus der deutlich höhere Anteil an Abfindungen unter den Kontrollbeobachtungen, die durch den Arbeitgeber gekündigt wurden. Dieser hohe Anteil ist ein Indiz dafür, dass unter den Kontrollbeobachtungen mehr betriebs- oder personenbedingte Kündigungen zu finden sind (nur in diesem Fall sind Abfindungen zu erwarten). Ein weiteres Indiz für personenbedingte Kündigungen ist der hohe Anteil (13%) von Personen mit einer mehr als sechswöchigen Krankmeldung im Vorjahr (*sickleave*).

Weiterhin beachtenswert ist der bereits in Abschnitt 4.5.3 angesprochene Interaktionseffekt zwischen Immobilienbesitz und Erhebungsgebiet auf das Arbeitslosigkeitsrisiko. Während Immobilienbesitz in Westdeutschland negativ mit der Arbeitslosigkeit korreliert, ist es in Ostdeutschland umgekehrt. Es kann vermutet werden, dass dies mit der unterschiedlichen Verteilung auf städtische und ländliche Regionen zu tun hat. Während bspw. Einfamilienhäuser häufig im Besitz der darin

6 Dies impliziert nun jedoch nicht den Ausschluss der ähnlich verteilten Variablen. Da es passieren kann, dass der Bias für Variablen, die nicht im Zuweisungsmodell enthalten sind, durch das Matching ansteigt, sollten theoretisch relevante Variablen stets Teil dieses Modells sein.

Wohnenden sind, gilt dies nicht im gleichen Maße für Wohnungen. Im Osten ist die Verstädterung nicht im gleichen Maße fortgeschritten. Somit kommen auch in der Stichprobe deutlich mehr ostdeutsche Befragte aus ländlichen Regionen.[7]

5.2. Getrennte Analysen nach Kündigungsgrund

Wie in Unterkapitel 3.3 dargelegt, sollen zur Analyse der kurzfristigen Effekte von Arbeitslosigkeit Matchingverfahren verwendet werden. Im Gegensatz zu Regressionsanalysen produzieren diese Analysetechniken bei Vorliegen von Treatmenteffektheterogenität unverzerrte Schätzungen für durchschnittliche Effekte. Auch sind Matchingverfahren weniger modellabhängig. Darüber hinaus wird in Regressionsanalysen die Überschneidung der Kovariatenverteilungen nicht überprüft. So würden bspw. bei Verwendung von Regressionsanalysen – ohne manuelle Prüfung des *common support* – Beamte nicht aus der Analyse ausgeschlossen.

Im Folgenden werden zuerst die Implementierung der drei Matching- bzw. Gewichtungsverfahren und ihr Erfolg bei der Angleichung der Kovariatenmuster von Treatment- und Kontrollgruppen beschrieben. Im Anschluss werden die Ergebnisse für die Gruppen *KAG* und *BS* besprochen. Neben den in Abschnitt 3.3.2 beschriebenen *Propensity Score Matching* (PSM) und dem *Mahalanobis-Distanz Matching* (MDM) soll auch das bereits in Abschnitt 3.3.2 kurz beschriebene *Entropy Balancing* (EnBal) zur Vorverarbeitung der Daten genutzt werden. Grund hierfür ist die Unmöglichkeit, die Verteilungen der Kovariaten mit Hilfe der anderen beiden Verfahren zufriedenstellend anzugleichen.

5.2.1. Propensity Score Matching (PSM)

Schätzung der Zuweisungsmodelle

In Abschnitt 4.6 wurde die Vermutung geäußert, dass bei dem vorhandenen Stichprobenumfang und der relativ hohen Zahl an Kovariaten selbst für die Vollzeitbeschäftigten keine separaten logistischen Zuweisungsmodelle geschätzt werden können. Diese Vermutung trifft nicht zu. Tabelle 5.3.13 zeigt die Koeffizienten für vier Zuweisungsmodelle.[8] Diese wurden unter Verwendung der Survey-Gewichte geschätzt (zur Diskussion vgl. Abschnitt 4.5.1).

7 In diesem Fall könnte zusätzlich für die Siedlungsstruktur kontrolliert werden.

8 Diese vier Zuweisungsmodelle dienen der Schätzung der Effekte von Arbeitslosigkeit auf den Monatslohn und den Stundenlohn. Da sich die Anzahl der Beobachtungen und/oder die Anzahl der Variablen für die anderen abhängigen Variablen ändert, müssen separate Modelle geschätzt werden. So entfällt bspw. der Koeffizient für *keinezeit* in den Zuweisungsmodellen für den vereinbarten Stundenlohn. Darüber hinaus verändern sich die Koeffizienten leicht. Der Schwerpunkt liegt jedoch auf den Variablen Bruttomonatslohn und Bruttostundenlohn nach tatsächlicher Arbeitszeit.

Die Vorzeichen bestätigen im Wesentlichen die bisher getroffenen Aussagen. So haben bspw. Personen mit einem Nebenjob eine geringere Wahrscheinlichkeit arbeitslos zu werden. Auch im multivariaten Modell bestätigt sich der negative Einfluss der längeren Krankschreibung auf das Arbeitslosigkeitsrisiko – ein Hinweis auf personenbedingte Kündigungen, bei denen die Kündigungsschutzfristen eingehalten werden müssen. Während Immobilienbesitzer in den alten Bundesländern eine geringere Wahrscheinlichkeit für eine Arbeitslosigkeitsepisode haben, ist dies in den neuen Bundesländern nicht der Fall – ein Umstand, der weiter oben mit der höheren Wahrscheinlichkeit für Immobilienbesitz der ostdeutschen Befragten aus ländlichen Regionen erklärt wurde.[9] Interessant ist darüber hinaus der unterschiedliche 'Einfluss' des Erhalts einer Abfindung. Während Personen, die im Rahmen einer Betriebsstilllegung eine Abfindung erhalten haben, mit höherer Wahrscheinlichkeit arbeitslos werden, ist dies im Fall der Kündigung durch den Arbeitgeber nicht so. Dies ist womöglich darauf zurückzuführen, dass der Erhalt einer Abfindung im Fall der Betriebsstilllegung auf eine echte Trennung hinweist – die anderen erhalten eine Änderungskündigung – im Fall der Kündigung durch den Arbeitgeber jedoch auf eine betriebs- oder personenbedingte Kündigung, bei der – im Gegensatz zur verhaltensbedingten Kündigung – die Kündigungsfristen prinzipiell gewahrt werden müssen (siehe oben). Da die Koeffizienten und Fit-Statistiken der Hilfsmodelle nichts über die Güte des Matchings aussagen, sollten die Ergebnisse der Zuweisungsmodelle jedoch zurückhaltend interpretiert werden.

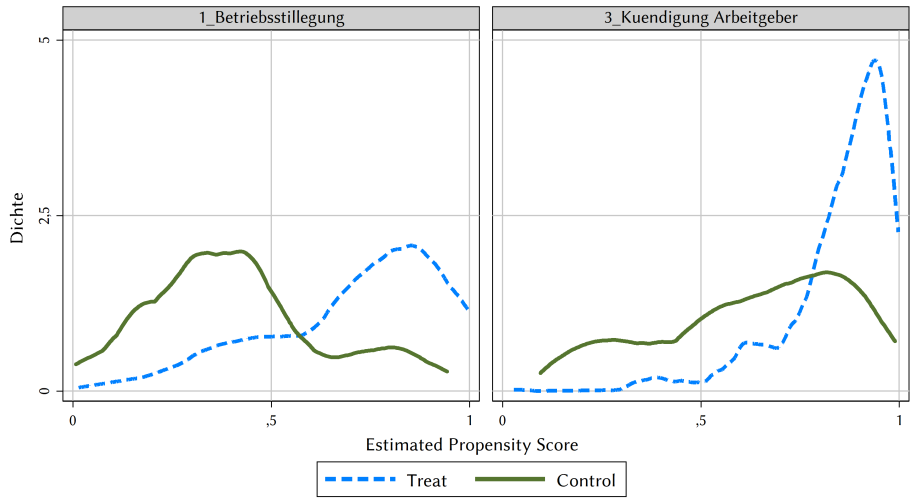
Verteilung der Propensity Scores

Wichtiger als die Koeffizienten sind die Verteilungen der *Propensity Scores* (Pscores) in Abhängigkeit von Treatmentstatus und Kündigungsgrund. Diese können Abbildung 5.2.1 entnommen werden (vgl. auch Abbildung 3.3.12). Wie zu erwarten haben Treatmentbeobachtungen eine höhere geschätzte Wahrscheinlichkeit arbeitslos zu werden als Kontrollbeobachtungen. Gleichwohl gibt es erkennbare Unterschiede zwischen den Gruppen. Während nur knapp 3% der T_{KAG} Pscores unter 0,5 haben, liegt der Anteil der T_{BS} mit einem solchen Pscore bei 20%. Dem entspricht ein durchschnittlicher Pscore von 0,71 für die ersten Gruppe und 0,41 für die zweite Gruppe (alle Angaben gewichtet). Ähnliches gilt für die Kontrollbeobachtungen. Damit bestätigen die Modelle die oben getroffenen Aussagen zur (Un-)Ähnlichkeit der Treatment- und Kontrollgruppen ein weiteres Mal.

Wichtig für die weitere Analyse ist darüber hinaus die Überschneidung der Verteilungen der Pscores (bzw. Logits) von Treatment- und Kontrollgruppen. Wie zu erkennen ist, überlappen sich die Verteilungen der Pscores in der Gruppe *BS* nur

9 Während Immobilienbesitz in den alten Bundesländern ein Indikator für Vermögen ist, ist er in den neuen Bundesländern eher ein Indikator für den siedlungsstrukturellen Typ (Land vs. Stadt).

Abbildung 5.2.1.: $Pr(D = 1|Z)$ vor dem Matching (getrennt nach Kündigungsgrund, *vollzeit_3_1.do*)



mäßig. Median und Modalwert der Verteilungen liegen weit auseinander. Werden Treatment- und Kontrollbeobachtungen ausgeschlossen, die den höchsten bzw. niedrigsten Pscore oder Logit der anderen Treatmentgruppe über bzw. unterschreiten, so beträgt der Anteil an Beobachtungen, die *off support* sind ca. 2,5% für die Gruppe *KAG* (nur Treatmentbeobachtungen) und ca. 3,4% für die Gruppe *BS* (Treatment- und Kontrollbeobachtungen). Welche und damit wie viele Beobachtungen *off support* sind, wird jedoch erst später im Matchingverfahren festgelegt.[10]

Wahl des Matchingverfahrens

Für sämtliche Analysen soll ein 1:1 nn-Matching mit Zurücklegen innerhalb von Calipern durchgeführt werden. Für jede Treatmentbeobachtung soll somit nur eine nächste Kontrollbeobachtung gesucht werden, wobei Bindungen berücksichtigt werden. Da insbesondere in der Gruppe *KAG* Pscores nahe 1 sehr häufig vorkommen, soll auf die geschätzten Logits statt auf den Pscore gematcht werden.[11]

10 Addiert man bspw. zu den höchsten (niedrigsten) Logits der jeweiligen Gruppen noch die Hälfte eines Calipers mit Gesamtlänge $0,2 \cdot s_{\hat{p}}$ hinzu, so reduziert sich der Anteil der Beobachtungen *off support* auf 0,2% (*KAG*) und 1,5% (*BS*) respektive (zur Begründung der Wahl der Logits siehe unten).

11 Siehe auch Abschnitt 3.3.2. Austin (2011b) und Austin (2014) empfiehlt auf den Logit des *Propensity Scores* zu matchen, wenn Caliper verwendet werden. Mit Verweis auf Rosenbaum und

Während diese Wahl keinerlei Konsequenzen für das Matching in der Gruppe *BS* hat, führt der Rückgriff auf die Logits in der Gruppe *KAG* zu einer deutlich besseren Balancierung. Diese kommt um den Preis des Ausschlusses von deutlich mehr Treatmentbeobachtungen. Durch die Caliper wird – einer Empfehlung von Austin (2011b) folgend – eine maximale Distanz von $0,1 \cdot s_{\hat{L}}$ festgelegt, wobei es sich bei $s_{\hat{L}}$ um die Standardabweichung des Logits handelt. Mit dieser Caliperlänge wird im vorliegenden Fall die beste Balancierung erreicht. Da in beiden Gruppen ein ungünstiges Verhältnis von Treatment- und Kontrollbeobachtungen besteht, werden die Anzahl der nächsten Nachbarn auf 1 belassen und Kontrollbeobachtungen mehrmals verwendet (*greedy matching with replacement*). Während in der Gruppe *BS* Kontrollbeobachtungen bis zu 10 Mal wiederverwendet werden, liegt diese Zahl in der Gruppe *KAG* bei 16. Auch die durchschnittliche Zahl der 'Wiederverwendungen' liegt in der Gruppe *KAG* erwartungsgemäß über der der Gruppe *BS*.[12]

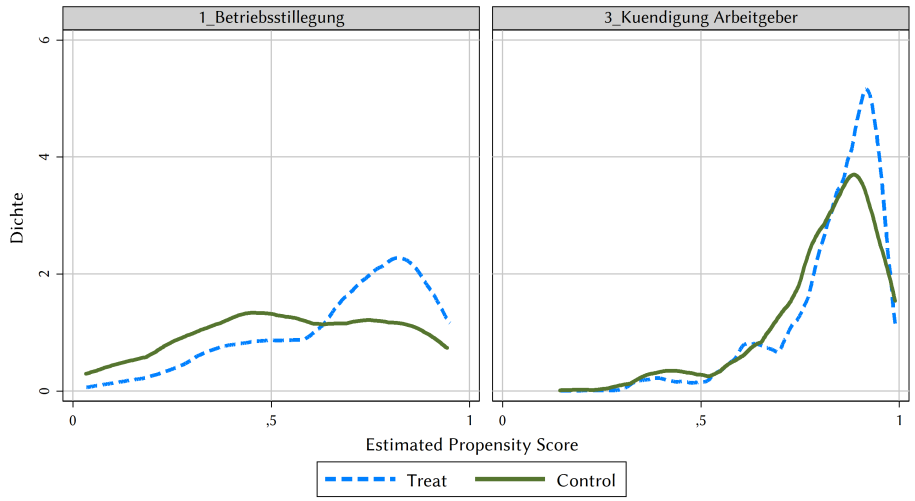
Wie in der Monte-Carlo-Simulation soll das von Leuven und Sianesi (2003) geschriebene Ado *psmatch2* (Version 4.0.11) zur Durchführung des Matchings verwendet werden. Da *psmatch2* und die ab *Stata* 13 standardmäßig implementierten *teffects*-Befehle nicht mit Survey-Gewichten umgehen können, werden in der Auswertung – anders als in der Simulation – gewichtete Regressionsanalysen verwendet, bei denen die Gewichte für die Kontrollbeobachtungen aus dem Produkt von Längsschnittgewicht und Anzahl der Wiederverwendungen bestehen.[13] Weil Treatmentbeobachtungen nur einmal verwendet werden, behalten sie ihr Längsschnittgewicht (vgl. Abschnitt 5.2.4). Die Regressionsanalysen haben den weiteren Vorteil, dass für die durch das Matching nicht behobenen Ungleichheiten in den 11 kontinuierlichen Kovariaten kontrolliert werden kann (vgl. u.a. Ho u. a. 2007; DuGoff u. a. 2014; Ridgeway u. a. 2015; "Propensity score matching and complex surveys" 2016). Zusätzlich zu diesen kontinuierlichen Variablen sollen auch die Jahresdummies in das Outcome-Modell aufgenommen werden. Im Rahmen der Regression können darüber hinaus cluster-robuste Standardfehler berechnet werden, die sowohl der wiederholten Beobachtung derselben Untersuchungseinheiten (Cluster) als auch der durch die Gewichte induzierten Heteroskedastizität Rechnung tragen. Nicht berücksichtigt wird hingegen die Unsicherheit bei der Schätzung des

Rubin (1985) schreibt er „Although it may appear inconsistent to have some methods be based on matching on the propensity score whereas other methods are based on matching on the logit of the propensity score, there are valid reasons for this discrepancy" (Austin 2014, S. 1058). Für die Schätzung der vorliegenden Analyse macht es kaum einen Unterschied, ob auf den Pscore oder den Logit gematcht wird, wohl aber für die Balancierung.

12 Diese Zahlen beziehen sich auf das Matching für die gesamte Gruppe mit dem jeweiligen Kündigungsgrund. Da für einzelne abhängige Variablen nur eine Teilgruppe zur Verfügung steht, können die Zahlen (leicht) variieren. Lediglich bei *Entropy Balancing* erfolgt die gleiche Balancierung in allen Teilgruppen.

13 Der Befehl hierfür lautet: `gen weight = lweight * _weight`. In `_weight` wird die Anzahl der Wiederverwendungen gespeichert.

Abbildung 5.2.2.: $Pr(D = 1|Z)$ nach dem Matching (getrennt nach Kündigungsgrund, *e_vollzeit_3_1*)



Propensity-Scores (und der imputierten Lohnvariablen), weshalb die Standardfehler eher unterschätzt werden sollten.

Balancierung nach dem Matching

Obwohl Treatment- und Kontrollbeobachtungen nach dem Matching ähnliche Verteilungen in den geschätzten Pscores haben (vgl. Abbildung 5.2.2), können die Verteilungen der Kovariaten nur sehr leicht (*BS*) bis mäßig (*KAG*) angepasst werden. Für die Gruppe *BS* kann der durchschnittliche Bias von 16% auf 10% gesenkt, der mittlere Bias jedoch nicht reduziert werden. Für die Gruppe *KAG* kann der durchschnittliche Bias von 16% auf 9% und der mittlere Bias von 15% auf 7% gesenkt werden. In beiden Fällen bleiben nach dem Matching starke Differenzen in einigen Kovariaten bestehen. Während einige Variablen nach dem PSM gleichmäßiger verteilt sind, kann für andere Variablen eine Zunahme der Ungleichverteilung beobachtet werden. Eine Modifikation der Anzahl der nächsten Nachbarn oder der Calipergröße bringen keine Verbesserungen. Eine iterative Veränderung des Zuweisungsmodells wurde nicht systematisch versucht (siehe die Ausführungen zur *propensity score tautology* in Abschnitt 3.3.2). Es ist davon auszugehen, dass bei dem geringen Stichprobenumfang, der hohen Variablenzahl sowie dem ungünstigen Verhältnis von Treatment- und Kontrollbeobachtungen keine maßgebliche Verbesserung im Rahmen von PSM erzielt werden kann. Allenfalls der Ausschluss

einer größeren Zahl von Variablen kann zu einer Verbesserung der Balancierung für die verbleibenden Variablen führen.[14] Zu diesem Zweck müsste allerdings bekannt sein, welche Variablen den Zusammenhang zwischen Arbeitslosigkeit und Lohn besonders stark konfundieren. Da eine solche Gewichtung sehr schwierig ist, bleibt zu hoffen, dass andere Matchingverfahren eher dazu geeignet sind, die Verteilungen der Kovariaten anzugleichen. Gleichwohl kann an dieser Stelle bereits festgehalten werden, dass nicht genug Informationen (Kontrollbeobachtungen) vorliegen, um allein mit Hilfe von PSM sinnvolle Schätzungen zu produzieren. Dies zeigt sich nicht zuletzt auch an der hohen Zahl der Wiederverwendungen unter den Kontrollbeobachtungen.

5.2.2. Mahalanobis-Matching (MDM)

Wahl des Matchingverfahrens

Wie im Fall des PSM wird das Ado *psmatch2* von Leuven und Sianesi (2003) verwendet. Die Mahalanobis-Distanz wird für alle Variablen im Zuweisungsmodell berechnet. Die Anzahl der nächsten Nachbarn wird auf 1 belassen, Bindungen sind im Fall der MDM unwahrscheinlich und werden nicht berücksichtigt. Kontrollbeobachtungen können mehrmals verwendet werden. Während in der Gruppe *BS* Kontrollbeobachtungen bis zu sechs Mal wiederverwendet werden, liegt die höchste Zahl der Wiederverwendungen in der Gruppe *KAG* bei 25. Als Caliper wird die Zahl 70 (*BS*) bzw. 55 (*KAG*) gewählt. Kleinere und größere als die verwendeten Caliper führen zu einer schlechteren Balancierung. Durch den Caliper werden in der Gruppe *BS* 4 von 175 Treatmentbeobachtungen nicht verwendet, während in der Gruppe *KAG* 33 von 495 Beobachtungen off support sind (die genaue Zahl hängt von der abhängigen Variable ab; Auskunft geben Tabelle 5.2.5 und Tabelle 5.2.6). Wie im Fall des PSM erfolgen die Schätzungen im Rahmen einer gewichteten Regressionsanalyse, bei der die Gewichte für die Kontrollbeobachtungen aus dem Produkt der Anzahl der Wiederverwendungen und dem Längsschnittgewicht gebildet werden. Treatmentbeobachtungen behalten ihr Längsschnittgewicht (vgl. Abschnitt 5.2.4).

14 So führte bspw. der Ausschluss weniger ausgewählter Variablen zu keiner deutlichen Verbesserung auf den anderen Kovariaten. Nimmt man hingegen weitere Interaktionseffekte zwischen den vorhandenen Variablen hinzu, so erhöht sich das Risiko unstabiler Parameterschätzungen. Darüber hinaus ist nicht klar, ob der Bias dann auch für diese Interaktionsterme oder aber nur für die Haupterme berechnet werden sollte. Nimmt man zusätzliche Interaktionsterme für 'Befristung und Geschlecht', 'Berufserfahrung und Geschlecht' sowie 'alleinerziehend und Geschlecht' auf, und berechnet den Bias dann nur für die Haupterme, so kann dieser für die Gruppe KAG etwas reduziert werden. Die Schätzungen verändern sich hingegen kaum.

Balancierung nach dem Matching

Wie bereits in Abschnitt 3.3.2 beschrieben, hat MDM größere Ansprüche an die Daten. MDM gewichtet alle Interaktionen gleich und funktioniert nur mäßig, wenn gemischte Kovariaten existieren. Ein günstiges Verhältnis von Treatment- und Kontrollbeobachtungen vorausgesetzt, führen die höheren Ansprüche tendenziell auch zu einer höheren Vergleichbarkeit auf individueller Ebene: Treatment- und Kontrollbeobachtungen werden direkt auf den transformierten Distanzen der Ausgangsvariablen gematcht. Das Ergebnis ähnelt einer Randomisierung in Blöcken (vgl. King und Nielsen 2016). Bei dem hier gegeben Verhältnis von Variablen und Beobachtungen sowie von Treatment- und Kontrollbeobachtungen ist dieser Anspruch überzogen. Zwar kann mit Hilfe von MDM der Bias auf einigen binären Kovariaten auf (exakt) Null gesenkt werden – dies weist auf ein exaktes Matching auf diesen Variablen hin – allerdings *steigen* im Fall der *BS* der durchschnittliche Bias von 16% auf 24% und der mittlere Bias von 11% auf 20%. Treatment- und Kontrollbeobachtungen sind nach dem Matching demnach ungleicher (in Bezug auf die univariaten Verteilungen). Lediglich im Fall der *KAG* gleicht MDM die Verteilungen der Variablen etwas an: der durchschnittliche Bias sinkt von 16% auf 13% und der mittlere Bias sinkt von 15% auf 8%. Von einer zufriedenstellenden Balancierung kann jedoch auch hier keine Rede sein.

5.2.3. Entropy Balancing (EnBal)

Beschreibung

Da sowohl PSM als auch MDM Hintergrundvariablen nicht ausreichend angleichen können, soll auf das in Abschnitt 3.3.2 auf Seite 117 beschriebene Entropy Balancing (EnBal) zurückgegriffen werden, mit dem die Treatment- und/oder Kontrollbeobachtungen derart gewichtet werden, dass bestimmte, von der Forscherin vorgegebene Verteilungsziele erreicht werden (vgl. Hainmueller 2012). Dabei werden die Gewichte so gebildet, dass sie möglichst wenig von den Ausgangsgewichten abweichen. Auf diese Weise bleibt ein Maximum an Informationen erhalten. Da die Verteilungsziele vorgegeben werden, muss nach erfolgreicher Gewichtung die Balancierung nicht mehr überprüft werden. Ist es dem Algorithmus hingegen nicht möglich, die vorgegebenen Ziele zu erreichen, so ist dies ein ernster Hinweis darauf, dass Treatment- und Kontrollbeobachtungen im Hinblick auf die ausgewählten Variablen zu ungleich sind. Da es sehr unwahrscheinlich ist, dass mit Hilfe anderer Matchingverfahren eine bessere Angleichung für dieselben Beobachtungen und Variablen erzielt werden kann, muss in diesem Fall entweder die Liste der Kovariaten reduziert oder mit Hilfe eines anderen Matchingverfahrens Beobachtungen *off support* ausgeschlossen werden. Letzteres ist allein mit Hilfe von EnBal nicht

möglich. EnBal ist in *Stata* über das Ado *ebalance* implementiert und wird in Version 1.5.4 verwendet (Hainmueller und Xu 2015).

Setup der Gewichtung

In Anlehnung an das Vorgehen für PSM und MDM werden die Ausgangsgewichte der Kontrollbeobachtungen bei der Suche nach den optimalen Gewichten berücksichtigt. Während für Kontrollbeobachtungen neue Gewichte gebildet werden, behalten Treatmentbeobachtungen ihre Längsschnittgewichte. Da für die gesamte Gruppe *BS* auch mit EnBal keine sehr gute Balancierung erreicht werden kann, werden die im Rahmen von PSM als *off support* identifizierten Beobachtungen von der Analyse ausgeschlossen. Entropy Balancing wird dann für das Teilsample wiederholt. Diese Beschränkung hat einen deutlichen Effekt auf den Bias, jedoch nur einen vernachlässigbaren Effekt auf die geschätzten Koeffizienten (für den Monatslohn). Ähnliches gilt für die Gruppe *KAG*, wobei hier die Mittelwerte bereits ohne Ausschluss von Beobachtungen *off support* angepasst werden können.

Balancierung nach Entropy Balancing

Für beide Gruppen kann mit EnBal die Balancierung verbessert werden. Wie im Fall von PSM und MDM, gelingt die Angleichung für die Gruppe *KAG* jedoch deutlich besser. Für diese Gruppe kann mit Hilfe von EnBal ein durchschnittlicher und mittlerer StdBias von weniger als 0,1% erzielt werden. Möchte man darüber hinaus auch die Varianzen anpassen (dies ist mit Entropy Balancing prinzipiell möglich), so müssen Treatmentbeobachtungen mit Hilfe von PSM (oder MDM) ausgeschlossen werden. Werden alle mit Hilfe von PSM identifizierten Beobachtungen, die *off support* sind, ausgeschlossen, so können Mittelwerte und Varianzen für alle Variablen erfolgreich angepasst werden.

Für die Gruppe *BS* kann unter Verwendung aller Variablen maximal ein durchschnittlicher Bias von 2,1% und ein mittlerer Bias von 1,6% erreicht werden (Variante 1).[15] Gibt man die Variable *erwzeit* auf, so kann der durchschnittliche Bias immerhin auf 1,2% und der mittlere auf 1% reduziert werden (Variante 2). Danach müsste wieder eine Variable entfernt werden. Im Folgenden soll die Variablenzahl nicht verändert werden. Stattdessen werden dieselben Treatmentbeobachtungen ausgeschlossen, die gemäß PSM *off support* sind.[16] Nach Ausschluss

15 Eine weitere Senkung des Bias ohne die Anzahl der Variablen oder Beobachtungen zu verändern, wäre nur unter Aufgabe der Basisgewichte möglich. In diesem Fall können für jede Variable eigene Anpassungsziele formuliert werden.

16 Tatsächlich kann für die Analyse des Bruttomonatslohns auch ein etwas größerer Caliper gewählt werden, der zum Ausschluss von nur 5 Beobachtungen führt. Dieser größere Caliper funktioniert jedoch nicht für den Stundenlohn nach vertraglicher Arbeitszeit. Durch die Wahl desselben Calipers sind die Ergebnisse für PSM und EnBal darüber hinaus vergleichbar. Sie

dieser Beobachtungen kann ein durchschnittlicher und mittlerer Bias von 0,1% für alle Variablen erreicht werden (Variante 3). Will man darüber hinaus die Varianzen anpassen, so muss jedoch wieder ein größerer Bias auf ausgewählten Variablen in Kauf genommen werden (Variante 4). Auch durch eine weitere Reduzierung der Fallzahlen (über kleinere Caliper) kann keine bessere Anpassung der Varianzen erzielt werden. Es sei jedoch darauf hingewiesen, dass alle vier Varianten zu sehr ähnlichen Schätzungen kommen. Im Folgenden werden die Ergebnisse für Variante 3 präsentiert.

5.2.4. Vergleich der Gewichte

Im Rahmen der Analysen werden synthetische Gewichte gebildet, die zum einen das Stichprobendesign reflektieren und zum anderen der Angleichung der Stichprobenverteilungen dienen sollen. Diese Gewichte stellen oft eine Art 'Black Box' dar, die an dieser Stelle – aufgrund der Bedeutung der Gewichte in dieser Analyse – etwas ausgeleuchtet werden soll.

Bei PSM und MDM muss zwischen Survey-Gewichten einerseits und einem Matchinggewicht andererseits unterschieden werden. Letzteres gibt an, wie oft eine Beobachtung wiederverwendet wurde. Das synthetische Gewicht, welches in der Regression verwendet wird, entspricht dem Produkt aus Survey- und Matchinggewicht. Da Treatmentbeobachtungen nur einmal verwendet werden, entspricht ihr synthetisches Gewicht ihrem Längsschnittgewicht (sofern sie nicht *off support* sind). Für Kontrollbeobachtungen unterscheidet sich das synthetische Gewicht oft vom Längsschnittgewicht. Während nicht verwendete Kontrollbeobachtungen kein Gewicht oder ein Gewicht von Null erhalten und damit in der Outcome-Analyse nicht berücksichtigt werden, steigt das Gewicht der anderen Kontrollbeobachtungen mit der Zahl der Wiederverwendungen linear an. Stammen die imputierten kontrafaktischen Ergebnisse von nur wenigen Beobachtungen, so ist dies mit zusätzlichen Unsicherheiten verbunden. Im Extremfall stammen die Informationen über die kontrafaktischen Zustände der Treatmentbeobachtungen von nur einer Kontrollbeobachtung. Diese wird mit sehr hoher Wahrscheinlichkeit *nicht* das durchschnittliche kontrafaktische Ergebnis aller Treatmentbeobachtungen widerspiegeln. Bei EnBal sind die Survey-Gewichte hingegen nur die Ausgangsgewichte für eine weitere Rekalibrierung, in der *alle* Kontrollbeobachtungen berücksichtigt werden.

Gewichte für die Gruppe Betriebsstilllegung

Tabelle 5.2.3 zeigt für die Gruppe *BS* einige Kennzahlen für die verschiedenen Gewichte in Abhängigkeit vom Treatmentstatus. Mit *Basis* sind die Längsschnittgewichte gemeint. Das durchschnittliche Längsschnittgewicht für die n_1 = 175

beziehen sich auf dieselben Beobachtungen.

Tabelle 5.2.3.: Vergleich der Gewichte vor und nach dem Matching (Gruppe *BS*)

	Gewicht (w)	$\bar{w}$	s_w	w_{min}	w_{max}	N
$D=0$	Basis	3.912	5.245	148	48.004	149
	PSM	6.835	7.357	508	41.107	76
	MDM	9.811	21.945	168	192.015	83
	EnBal	5.042	8.765	0	51.177	149
$D=1$	Basis	4.793	7.205	134	66.402	175
	PSM	4.499	5.579	134	38.545	167
	MDM	4.816	7.282	134	66.402	171
	EnBal	4.499	5.579	134	38.545	167

vollzeit_5.do

Treatmentbeobachtungen beträgt ca. $\bar{w}_1 \approx 4.800$ und für die $n_0 = 149$ Kontrollbeobachtungen ca. $\bar{w}_0 \approx 3.900$.[17] Interessant ist nun die Veränderung von Fallzahlen und Gewichten in Abhängigkeit vom Analyseverfahren. Während bspw. EnBal alle Kontrollbeobachtungen nutzt, dafür jedoch das Gewicht der weniger geeigneten auf nahezu Null senkt, nutzen PSM und MDM nur knapp die Hälfte der Kontrollbeobachtungen. Im Ergebnis sind die Gewichte (und damit auch das durchschnittliche Gewicht) bei EnBal deutlich näher an den Ausgangsgewichten. Auffällig ist auch das sehr hohe maximale Gewicht im Fall von MDM. Dieser Ausreißer ist maßgeblich für die Abweichungen zwischen der Schätzung mit MDM und den Schätzungen mit Hilfe der anderen Verfahren verantwortlich (vgl. Abschnitt 5.2.5).[18] Diese Ergebnisse führen zu der Erkenntnis, dass die Gewichte immer dann überprüft werden sollten, wenn Survey-Gewichte verwendet werden und/oder ein Matching mit Zurücklegen durchgeführt wird. Eine solche Überprüfung wird bisher nicht empfohlen.

Für die Treatmentbeobachtungen verändern sich die Kennzahlen nur mit der Anzahl der Beobachtungen, die *off support* sind (d.h. mit der veränderten Stichprobenzusammensetzung). Da EnBal nur für das PSM-Sample erfolgreich durchgeführt werden kann, sind auch die Ergebnisse gleich.

Gewichte für die Gruppe Kündigung durch den Arbeitgeber

Wie Tabelle 5.2.4 entnommen werden kann, verhält es sich bei der Gruppe KAG ähnlich. Während bei EnBal wieder alle Kontrollbeobachtungen berücksichtigt

17 Die hohen Gewichte entstehen durch die hohen Hochrechnungsfaktoren. Die Bleibewahrscheinlichkeiten bewegen sich i.d.R. zwischen 0 und 1, es gibt jedoch auch Bleibe'wahrscheinlichkeiten' > 1.

18 Ausschluss dieser Beobachtung führt zu einer Schätzung von -27% (knapp 4,5Pp mehr).

Tabelle 5.2.4.: Vergleich der Gewichte vor und nach dem Matching (Gruppe *KAG*, *e_vollzeit_6*)

	Gewicht (w)	$\bar{w}$	s_w	w_{min}	w_{max}	N
$D=0$	Basis	3.357	3.288	67	24.516	133
	PSM	13.594	18.798	315	112.363	97
	MDM	13.964	21.890	134	153.194	100
	EnBal	12.025	15.955	0	93.297	133
$D=1$	Basis	3.772	4.645	115	36.478	495
	PSM	3.702	4.472	115	36.478	432
	MDM	3.771	4.689	115	36.478	462
	EnBal	3.702	4.472	115	36.478	432

vollzeit_6.do

werden, werden bei PSM und MDM knapp 25% ausgeschlossen. Dies ist etwas weniger als bei der Gruppe *BS*. Die Gewichte für die Kontrollbeobachtungen lassen weitere Unterschiede erkennen. Während die durchschnittlichen (und maximalen) Gewichte in der Gruppe *BS* stark zwischen den verschiedenen Matchingverfahren variieren, liegen die Gewichte bei der Gruppe *KAG* näher beieinander. Dies sollte dazu führen, dass die Ergebnisse dichter beieinander liegen.

5.2.5. Ergebnisse bei Kontrolle des Kündigungsgrundes

Im finalen Analyseschritt (dem Outcome-Modell) werden gewichtete Regressionsanalysen geschätzt, in denen zusätzlich für die 11 kontinuierlichen Kovariaten und die Jahresdummies kontrolliert wird. Da ein- und dieselben Individuen mehrmals in der Treatment- und/oder Kontrollgruppe vorkommen können, werden bei der Berechnung der Standardfehler nicht nur die Gewichte, sondern auch die Clusterung auf individueller Ebene berücksichtigt. Die Auswertung der gematchten Stichproben im Rahmen von Regressionsanalysen bietet somit mehrere Vorteile: 1. Längsschnittgewichte können verwendet werden; 2. die Clusterung auf individueller Ebene wird berücksichtigt; 3. die Berechnung von Varianzen und Standardfehlern erfolgt in einem bewährten Rahmen; 4. die Vergleichbarkeit zwischen EnBal, PSM und MDM ist gewährleistet. EnBal ist auf Regressionsanalysen angewiesen. Da (noch immer) kein einheitlicher Rahmen für die Berechnung der Varianzen in Matchingverfahren existiert, würden Regressionsanalysen immer dann benötigt, wenn die prozentualen Effekte gemäß Formel 3.37 berechnet werden sollen (vgl. Abschnitt 3.3.1). In der Analyse macht es trotz der geringen Stichprobengröße jedoch kaum einen Unterschied, ob die Approximation prozentualer Effekte gemäß Formel 3.37 oder Formel

3.38 erfolgt. Aus diesem Grund wird die einfachere Transformation nach Formel 3.38 verwendet.

Betriebsstilllegung

Tabelle 5.2.5 können zentrale Kennzahlen zu den Modellen für die Gruppe *BS* entnommen werden. In den Zeilen finden sich die abhängigen Variablen und unterschiedlichen Statistiken ($\hat{\delta}_{ATT}$ und $\hat{t}$-Wert), in den Spalten die vier Analyseverfahren (*naiv*, ***P****SM*, ***M****DM* & ***E****nBal*), die Zahl der potentiellen Beobachtungen (N) und die Zahl der Beobachtungen *off support* ($\notin$).

Der naive Schätzer (d.h. ohne Berücksichtigung von Kovariaten) für den *Bruttomonatslohn* beträgt -28%. In Anbetracht der oben beschriebenen Unterschiede zwischen den Gruppen sollte der geschätzte Effekt unter Kontrolle der Kovariaten geringer ausfallen. Dies trifft für PSM und EnBal zu, nicht jedoch für das – im Hinblick auf die Balancierung – erfolglosere MDM (zur Erklärung siehe die Ausführungen in den Abschnitten 5.2.2 und 5.2.4). Der mit Hilfe von PSM und EnBal geschätzte lokale ATT (LATT) liegt bei knapp über -20% und ist statistisch signifikant.[19][20] Unter der (wenig plausiblen) Annahme, dass das Zuweisungsmodell vollständig und korrekt spezifiziert wurde, müssen vormals Vollzeitbeschäftigte, die durch eine Betriebsstilllegung ihren Arbeitsplatz verloren haben, im Fall von Arbeitslosigkeit zumindest kurzfristig deutliche Lohneinbußen in Kauf nehmen und zwar *im Vergleich zu einer Situation, in der sie nicht arbeitslos gewesen wären.* Bei dieser Interpretation ist weiterhin zu beachten, dass einige Treatmentbeobachtungen bewusst aus der Analyse ausgeschlossen worden sind. Dies gilt zum einen für Beamte, zum anderen für die Treatmentbeobachtungen, die *off support* sind. Die Schätzungen sind somit allenfalls lokal gültig (LATT), einen „invarianten strukturellen Parameter" wird es nicht geben. Geht man davon aus, dass zumindest ein Teil der Hintertürpfade durch die Kontrollvariablen blockiert wurde, so können die Ergebnisse als *Hinweis* auf leichte bis moderate kurzfristige negative Bruttomonatslohneinbußen aufgrund von Arbeitslosigkeit interpretiert werden. Da keine Studien vorhanden sind, die den Effekt von Arbeitslosigkeit auf den Bruttomonatslohn für eine vergleichbar eingegrenzte Stichprobe untersuchen, eine Einordnung dieses Ergebnisses nicht vorgenommen werden.

Die Schätzungen für den *Bruttostundenlohn* auf Basis der tatsächlichen Ar-

19 Der Effekt ist lokal, da einige Treatmentbeobachtungen *off support* sind. Werden die kontinuierlichen Kovariaten nicht im Regressionsmodell berücksichtigt, so unterscheiden sich die Ergebnisse zwischen PSM und EnBal deutlich. Während die Kontrolle der Kovariaten im Fall von EnBal die Schätzung nur leicht verändert, hat dies im Fall von PSM einen deutlichen Einfluss. Grund hierfür ist die unzureichende Balancierung mit PSM. Dies erhöht die Modellabhängigkeit.
20 Wie oben geschrieben, werden die Standardfehler unterschätzt und somit das Signifikanzniveau überschätzt.

Tabelle 5.2.5.: Schätzungen der Effekte für die Gruppe *BS*

Variable	*Statistik*	*naiv*	***P**SM*	***M**DM*	***E**nBal*	N	N_T	$\notin_P$	$\notin_M$	$\notin_E$
Monatslohn	$\hat{\delta}_{ATT}$	-28%	-21%	-31%	-22%	324	175	8	4	8
	$\hat{t}$-Wert	-2,9	-3,0	-4,0	-3,3					
Stundenlohn	$\hat{\delta}_{ATT}$	-13%	-7%	-17%	-9%	324	175	8	4	8
(tatsächlich)	$\hat{t}$-Wert	-1,8	-1,4	-3,4	-2,2					
Stundenlohn	$\hat{\delta}_{ATT}$	-18%	-15%	-15%	-11%	265	136	19	5	19
(vereinbart)	$\hat{t}$-Wert	-2,0	-2,4	-2,8	-2,7					
Zufriedenheit	$\hat{\delta}_{ATT}$	0	-0,9	-0,2	-0,7	317	169	14	5	14
	$\hat{t}$-Wert	0	-2,0	-0,5	-1,9					
MeanBias		16%	10%	24%	0,1%					
MedBias		11%	11%	20%	0,1%					

vollzeit_5.do

beitszeit fallen weniger deutlich aus. Unter Kontrolle der Veränderungen in der Arbeitszeit ergeben sich Schätzungen von -17% (MDM) bis -7% (PSM). Da MDM nicht in der Lage ist, die Stichprobe zu balancieren, wird auf dieses Ergebnis nicht eingegangen. Die Ergebnisse für PSM und EnBal liegen dicht beieinander und weisen auf keine bis geringe Lohneinbußen nach Arbeitslosigkeit für die oben spezifizierte Gruppe hin.[21] Etwas stärker fallen die Ergebnisse für den vereinbarten Stundenlohn aus, wobei zu beachten ist, dass sich die Stichproben (und damit Grundgesamtheiten) unterscheiden.[22] Geht man von einer *partiellen* Gültigkeit der CIA aus, so hat Arbeitslosigkeit in Folge einer Betriebsstilllegung für vormals Vollzeitbeschäftigte leichte kurzfristige negative Effekte auf den Stundenlohn.

Die Schätzungen für die *Arbeitsplatzzufriedenheit* deuten auf keine bis allenfalls leichte negative Effekte einer Arbeitslosigkeit hin. Interessant ist dabei, dass die 'rohe' Entwicklung in der Arbeitsplatzzufriedenheit für Treatment- und Kontrollbeobachtungen gleich verläuft und der naive Schätzer damit (exakt) Null beträgt. Erst unter Kontrolle der Kovariaten werden negative Schätzungen ausgewiesen, die allerdings – da die Standardfehler unterschätzt werden – nicht signifikant sein dürften.[23]

21 Dies entspricht in etwa den Ergebnissen von Gregory und Jukes (2001) und Arulampalam (2001). Diese modellieren in ihren Analysen für Männer in England nicht nur die Inzidenz, sondern auch die Dauer der Arbeitslosigkeit.

22 Vergleichbare Unterschiede zwischen den Schätzungen auf Basis des vereinbarten oder tatsächlichen Stundenlohns bestehen auch dann, wenn – hier nicht berichtet – die Analysen auf die Beobachtungen mit vereinbarten Stundenlöhnen zu beiden Zeitpunkten beschränkt werden.

23 Dieckhoff (2011) untersucht der Effekt von Arbeitslosigkeit auf Zufriedenheit mit der Arbeits-

Die (scheinbar) ähnliche Entwicklung der Arbeitsplatzzufriedenheit ließe sich durch verschiedene Mechanismen erklären. So kann Arbeitslosigkeit als einschneidendes Ereignis betrachtet werden, in Folge dessen zentrale Lebensziele reflektiert werden und die eigenen Karriereziele neu gesetzt werden (vgl. Sennett 2010, Kap. 7). Es ist sehr wahrscheinlich, dass die Arbeitsplatzzufriedenheit der vormals Arbeitslosen durch ihr Glück über die erfolgreiche Wiederbeschäftigung zusätzlich positiv beeinflusst wird. In diesem Fall hat Arbeitslosigkeit einen weiteren – über die Arbeitsplatzsuche und die damit einhergehenden *realen* Veränderungen hinausgehenden – *indirekten* Effekt auf die abhängige Variable, in dem sie den Bewertungsmaßstab für Zufriedenheit beeinflusst. Es besteht aber auch die Möglichkeit, dass die Arbeitslosen von vornherein anders gesucht und stärker auf nicht-pekuniäre Arbeitsplatzmerkmale geachtet haben. Dass sie – trotz ihrer im Vergleich zu den Kontrollbeobachtungen schlechteren Arbeitsmarktchancen – in dieser Hinsicht 'erfolgreich' waren, könnte u.a. mit der längeren Suche (und somit der Arbeitslosigkeit) zu tun haben.

Kündigung durch den Arbeitgeber

Vergleicht man die Ergebnisse für die Gruppe *KAG* (Tabelle 5.2.6 auf Seite 272) mit denen der Gruppe *BS*, so fallen Gemeinsamkeiten und Unterschiede auf. Zuerst einmal weisen die Schätzungen fast durchgehend in die gleiche Richtung. Für die vom Arbeitgeber Gekündigten scheint Arbeitslosigkeit mit leichten bis mäßigen Lohneinbußen verknüpft zu sein. Die Ergebnisse für EnBal deuten auf etwas negativere Konsequenzen einer Arbeitslosigkeit auf die Löhne der Gekündigten hin. Diese Effekte – nicht die Unterschiede zwischen den Schätzungen für die Gruppen *BS* und *KAG* – sind statistisch signifikant, stehen jedoch wieder unter dem Vorbehalt der richtigen Spezifikation des Zuweisungsmodells. Stärker noch als bei der Gruppe *BS* müssen die identifizierenden Annahme hier in Zweifel gezogen werden (vgl. die Ausführungen in den Abschnitten 3.4.1, 3.4.3 und 4.5). In Bezug auf die Arbeitsplatzzufriedenheit gibt es erneut keine Hinweise auf negative Effekte.

Interessanterweise hat das Matching in der Gruppe *KAG* kaum Einfluss auf die Ergebnisse (man vergleiche die Spalten *naiv* und *EnBal*). Der Ausschluss von Treatment- und Kontrollbeobachtungen sowie die Neugewichtung der verbliebenen Kontrollbeobachtungen führen in der Summe zu Schätzungen, die – mit Ausnahme der Schätzungen für den vereinbarten Bruttostundenlohn und die Arbeitsplatzzufriedenheit – sehr nah an den naiven Schätzungen liegen.[24] Dieses Ergebnis ist umso überraschender, als die Kovariatenmuster im Fall von PSM und MDM

platzsicherheit und kommt zu ähnlichen Ergebnissen. Allerdings kontrolliert sie nicht für den Kündigungsgrund.

24 Daran können auch andere technische Spezifikationen (Länge der Caliper) sowie der Vergleich mit einer 'naiven' Schätzung für die Beobachtungen *on support* nichts ändern.

Tabelle 5.2.6.: Schätzungen der Effekte für die Gruppe *KAG*

Variable	*Statistik*	*naiv*	***P**SM*	***M**DM*	***E**nBal*	N	N_T	$\notin_P$	$\notin_M$	$\notin_E$
Monatslohn	$\hat{\delta}_{ATT}$	-33%	-32%	-32%	-34%	628	495	63	33	63
	$\hat{t}$-Wert	-4,5	-4	-4,6	-4,4					
Stundenlohn	$\hat{\delta}_{ATT}$	-15%	-15%	-16%	-15%	628	495	63	33	63
(tatsächlich)	$\hat{t}$-Wert	-3,4	-3	-3,3	-3,3					
Stundenlohn	$\hat{\delta}_{ATT}$	-10%	-4%	-6%	-9%	482	379	37	23	37
(vereinbart)	$\hat{t}$-Wert	-1,9	-0,8	-1,1	-1,8					
Zufriedenheit	$\hat{\delta}_{ATT}$	-0,4	0,1	0,6	-0,3	597	470	38	28	38
	$\hat{t}$-Wert	-1	0,2	1,5	-0,8					
MeanBias		16%	9%	13%	0,1%					
MedBias		15%	7%	8%	0,1%					

vollzeit_6.do

zumindest teilweise und im Fall von EnBal sogar vollständig angeglichen werden konnten. Darüber hinaus unterscheiden sich auch die Gewichte der Kontrollbeobachtungen stark von den Ausgangsgewichten. Darüber hinaus unterscheiden sich auch die durch die verschiedenen Matchingverfahren produzierten Gewichte für die Kontrollbeobachtungen.

Die Ähnlichkeit der Ergebnisse bei Unähnlichkeit der Ausgangsverteilungen deutet darauf hin, dass die Variablen im Zuweisungsmodell den durch die Kündigung bedingten Zusammenhang zwischen Arbeitslosigkeit und Lohnentwicklung nicht besonders stark beeinflussen.[25] Dies bedeutet jedoch nicht, dass es keine Hintertürpfade gibt. Mit dem exakten Kündigungsgrund (betriebs-, verhaltens- oder personenbedingte Kündigung) wird die wichtigste Variable nicht kontrolliert.

5.2.6. Zusammenfassung – getrennte Analysen

Die Analysen unter Berücksichtigung des (groben) Kündigungsgrundes deuten auf leichte bis moderate kurzfristige Lohneinbußen in Folge einer Arbeitslosigkeit hin. Die Schätzungen für die Arbeitsplatzzufriedenheit zeigen keine bis allenfalls leichte negative Effekte an. Die Variation in den Schätzungen für unterschiedliche Kündigungsgründe liefert schwache Hinweise auf einen Interaktionseffekt zwischen Kündigungsgrund und Arbeitslosigkeit.

25 Möglich ist jedoch auch, dass sich die Effekte der verschiedenen Variablen aufheben. So könnten einige Variablen Hintertürpfade schließen, während andere (Collider-)Variablen (neue) Hintertürpfade öffnen.

5.3. Analysen unter Vernachlässigung des Kündigungsgrundes

Nachdem die 'bestmöglichen' Schätzungen präsentiert und die Ergebnisse kritisch diskutiert wurden, sollen nun die Konsequenzen der Vernachlässigung des Kündigungsgrundes eruiert werden. Die zu beantwortende Fragestellung lautet:

> Wie verändern sich die Schätzungen der (lokalen) ATT's, wenn 1. der Kündigungsgrund vernachlässigt und 2. die Stayer als Kontrollbeobachtungen mit einbezogen werden?

Damit der 'Effekt' der Veränderung in der Zusammensetzung der Kontrollgruppe bzw. der Vernachlässigung des Kündigungsgrundes richtig erfasst werden kann, muss darauf geachtet werden, dass sich die Zusammensetzung der Treatmentgruppe möglichst *nicht* verändert. Treatmentbeobachtungen mit anderen Kündigungsgründen sollen deshalb weiterhin ausgeschlossen bleiben.

Darüber hinaus könnten auch diejenigen Treatmentbeobachtungen ausgeschlossen werden, die in den vorangehenden Analysen *off support* waren. In diesem Fall würde jedoch nicht der Gesamteffekt der Vernachlässigung des Kündigungsgrundes erfasst, denn dieser besteht einerseits aus veränderten Schätzungen der ATT's für die Beobachtungen die bisher *on support* waren und andererseits aus einer Veränderung der Anzahl der Treatmentbeobachtungen, die *on support* sind. So ist bspw. zu erwarten, dass bei Vernachlässigung des Kündigungsgrundes deutlich mehr Treatmentbeobachtungen *on support* sind.[26] Gleichzeitig stehen für jede Treatmentbeobachtung mehr nächste Nachbarn zur Verfügung, was in einer besseren Balancierung der (verbleibenden) Kovariaten resultieren sollte. Um beide Effekte getrennt zu erfassen, werden die Analysen einmal für die Treatmentbeobachtungen *on support* und einmal für alle Treatmentbeobachtungen durchgeführt.

5.3.1. Erwartungen bzgl. der Modelle

Die Schätzungen aus den bisherigen Modellen dienen als Richtschnur für diese erweiterten Modelle. Da der (lokale) ATT leicht mit dem Kündigungsgrund variiert, soll zusätzlich ein durchschnittlicher Effekt für alle Treatmentbeobachtungen berechnet werden. Dieser ist nichts anderes als die gewichtete Summe aus den beiden Effekten:

$$\hat{\delta}_{ATT} = \hat{\delta}_{ATT}|BS \cdot \widehat{Pr}(BS|D=1) + \hat{\delta}_{ATT}|KAG \cdot \widehat{Pr}(KAG|D=1) \qquad (5.1)$$

26 Vernachlässigung meint hier, dass die Variable nicht mit einbezogen wird. Es wäre auch möglich, auf das exakte Matching des Kündigungsgrundes zu verzichten und diesen als weitere Kovariate in das Zuweisungsmodell mit aufzunehmen. Diese Variante wird hier nicht untersucht.

Tabelle 5.3.7.: Durchschnittliche Effekte *BS* und *KAG*

Variable	*naiv*	***P**SM*	***M**DM*	***E**nBal*	N	N_T	$\notin_P$	$\notin_M$	$\notin_E$
Monatslohn	-32%	-28%	-32%	-30%	952	670	71	37	71
Stundenlohn (t)	-15%	-12%	-16%	-13%	952	670	71	37	71
Stundenlohn (v)	-13%	-8%	-9%	-10%	747	515	56	28	56
Zufriedenheit	-0,3	-0,3	0,3	-0,4	914	639	52	33	52

vollzeit_5.do und *vollzeit_6.do*

Tabelle 5.3.7 enthält die auf diese Weise berechneten durchschnittlichen ATT's, allerdings ohne Standardfehler. In die Berechnung der geschätzten Schichtwahrscheinlichkeit ($\widehat{Pr}[K = k|D = 1]$) sind nur die Beobachtungen *on support* eingegangen. Da deutlich mehr Treatmentbeobachtungen gekündigt wurden (Gruppe *KAG*), sind die durchschnittlichen Schätzungen stärker in Richtung der – gleichwohl weniger belastbaren – Schätzungen für diese Gruppe gewichtet.

Wie bereits beschrieben, unterscheiden sich die Analysen mit erweiterten Kontrollgruppen in wesentlichen Parametern von den bisherigen Analysen. Der wichtigste Unterschied besteht in der (vollständigen) Vernachlässigung des Kündigungsgrundes. Weil nun nicht mehr Treatment- und Kontrollbeobachtungen mit demselben Kündigungsgrund gematcht werden, steigt die Wahrscheinlichkeit für Paarungen mit unterschiedlichen Kündigungsgründen. Diese haben jedoch mit höherer Wahrscheinlichkeit unterschiedliche potentielle Ergebnisse. Trotz des – im Durchschnitt – ähnlichen Lohnzuwachses von falschen und richtigen Kontrollbeobachtungen sollte die Erweiterung der Kontrollgruppe um die falschen Kontrollbeobachtungen zu niedrigeren Schätzungen führen. Die Erweiterung (und damit Vergrößerung) der Kontrollgruppe sollte andererseits zu einer besseren Balancierung der Kontrollvariablen führen, und dies trotz eines größeren Ausgangsbias (siehe Tabelle 5.1.1). Im Fall von MDM und PSM sollte dies zu einer im Betrag verringerten (d.h. weniger negativen) Schätzung des ATT führen. Darüber hinaus ist mit einer Erhöhung des Anteils der Treatmentbeobachtungen *on support* zu rechnen. Damit ändert sich der zu schätzende Parameter.[27] Wie sich diese Änderung auf die Schätzungen auswirkt, kann trotz *off support*-Analyse nicht vorhergesagt werden, denn das Endergebnis hängt letztlich nicht nur von der Lohnentwicklung dieser Personen ab, sondern auch davon, welcher kontrafaktische Trend für sie imputiert wird. Wird die Kontrollgruppe um die Stayer erweitert, so kann darüber hinaus nicht für den Erhalt von Abfindungen kontrolliert werden.[28]

27 Geschätzt wird dann u.U. nicht mehr ein lokaler (Population) ATT, sondern der allgemeine (Population) ATT.

28 Stayer haben einen gültigen Missing auf dieser Variable. Möchte man die Variable in einem Modell mit den Stayern verwenden, so müssten die fehlenden Werte auf null gesetzt werden.

Der Gesamteffekt der aufgeführten Änderungen hängt davon ab, um wie viel besser die Balancierung im Vergleich zu den getrennten Analysen gelingt und wie viele (und welche) Treatmentbeobachtungen nicht mehr *off support* sind. So hat bspw. MDM für die Gruppe *BS* zu einer Verschlechterung des Bias und dadurch zu deutlich negativeren Schätzungen geführt.[29] In diesem Fall kann die Verbesserung der Balancierung für die anderen Variablen den erwarteten Effekt der Vernachlässigung des Kündigungsgrundes aufheben. Da die Lohnzuwächse und die Zuwächse in der Arbeitsplatzzufriedenheit bei den Stayern deutlich unter denen der falschen Kontrollgruppe liegen, wird eine Erweiterung um die Stayer zu anderen Schätzungen führen, als eine Erweiterung um die falsche Kontrollgruppe. Zusammengefasst lauten die Erwartungen wie folgt:

- Erweiterung um die falschen Kontrollbeobachtungen (f.K.): Da die falschen Kontrollbeobachtungen einen Lohnzuwachs haben, der dem der richtigen Kontrollbeobachtungen ähnelt (vgl. Tabelle 5.1.1), sollte sich der naive Schätzer nicht verändern. Allerdings sollte die Schätzung für die Zufriedenheit negativer ausfallen. Für PSM und EnBal sind hingegen durchgehend niedrigere (d.h. negativere) Schätzergebnisse zu erwarten. Dies hat damit zu tun, dass eine Person mit niedrigem beruflichen Status (in $t = 1$) unabhängig davon, ob sie selbst kündigt oder gekündigt wird, in den gemeinsamen Modellen einen hohen Pscore erhält. Die zu erwartende Lohnentwicklung hängt jedoch vom Kündigungsgrund ab.[30] Für die Schätzungen auf Basis von MDM lassen sich keine Vorhersagen treffen. Hier kann der Effekt der besseren Balancierung den Effekt der Vernachlässigung des Kündigungsgrundes aufheben.

- Erweiterung um f.K. und die Stayer: Da die Stayer einen Lohnzuwachs haben, der unter dem der richtigen Kontrollbeobachtungen liegt (vgl. Tabelle 5.1.1), wird der naive Schätzer etwas geringer ausfallen. Ob auch die Schätzungen mittels PSM, MDM und EnBal geringer ausfallen, hängt davon ab, wie sehr die verbleibenden Kovariaten die Zugehörigkeit zu einer Kündigungsgrundgruppe bzw. zur Gruppe der Arbeitsplatzwechsler vorhersagen können. Während für PSM und EnBal keine Veränderungen in Bezug auf die in Tabelle 5.3.7

29 Gleichzeitig ist die Anzahl der Treatmentbeobachtungen *off support* in der Gruppe *KAG* sehr hoch.

30 In einem gemeinsamen Modell für alle Arbeitsplatzwechsler ließe sich der Kündigungsgrund im Zuweisungsmodell nur bei Beibehaltung aller Treatmentbeobachtungen (mit allen Kündigungsgründen) berücksichtigen. Dann würde der Kündigungsgrund jedoch ein starker Prädiktor sein, der den Pscore maßgeblich beeinflusst. Matches mit unterschiedlichen Kündigungsgründen würden dadurch unwahrscheinlicher. Im vorliegenden Setup würden durch Hinzunahme des Kündigungsgrundes in das logistische Zuweisungsmodell jedoch alle Kontrollbeobachtungen der Gruppen *Befristung*, *eigene Kündigung* und *Aufhebungsvertrag* wegen perfekter Vorhersage ihres Treatmentstatus ausgeschlossen.

Tabelle 5.3.8.: Kündigungsgrund für Treatment- und Kontrollbeobachtungen nach Erweiterung um die falschen Kontrollbeobachtungen

	Kündigungsgrund für alte Stelle					
treat	*BS*	*KAG*	*KAN*	*AV*	Frist	Gesamt
0 Kontroll	149	133	825	199	77	1.383
1 Treat	175	495	0	0	0	670
Total	324	628	825	199	77	2.053

vollzeit_7_1.do

ausgewiesenen durchschnittlichen Effekte zu erwarten sind, sollten die mit MDM erzielten Schätzungen im Betrag niedriger ausfallen. Grund hierfür ist die zu erwartende (deutlich) bessere Balancierung der anderen Kovariaten (aufgrund der Vervielfachung der Kontrollgruppe).

Um die Vergleichbarkeit der Ergebnisse nicht zusätzlich zu gefährden (siehe *off support*), werden die technischen Spezifikationen für die einzelnen Matchingverfahren beibehalten. Für MDM wird für alle Analysen der niedrigere Caliper (von 55) aus dem Modell für die Gruppe *KAG* genutzt.

5.3.2. Szenario 1: Erweiterung auf alle Arbeitsplatzwechsler

Werden alle Arbeitsplatzwechsler ohne Arbeitslosigkeitsspell als potentielle Kontrollbeobachtungen berücksichtigt, so erhöht sich der Umfang der Kontrollgruppe um den Faktor 4 (von 282 auf 1.383 vgl. Tabelle 5.3.8). Während Personen die gekündigt wurden (*KAG*) das Gros der Treatmentbeobachtungen stellen, überwiegen in der Kontrollgruppe Personen mit einer eigenen Kündigung (*KAN*). Die zahlenmäßig zweitstärkste Kontrollgruppe sind die Auflösungsverträge (*AV*). Mit $n = 77$ ist der Anteil von Kontrollbeobachtungen mit befristeten Verträgen (*Frist*) am geringsten.

Wie Tabelle 5.3.9 entnommen werden kann, sind deutlich weniger Treatmentbeobachtungen *off support*. Darüber hinaus kann der standardisierte Bias nach PSM deutlich und nach MDM zumindest relativ in Bezug auf den höheren Ausgangsbias (von 24%, vgl. Tabelle 5.1.1) verbessert werden. Dies entspricht den Erwartungen. Beide Werte sind jedoch immer noch nicht zufriedenstellend! Mit EnBal können Mittelwerte und Varianzen wieder vollständig angepasst werden.[31] Die Schätzungen nach Erweiterung der Kontrollgruppe ähneln den Schätzungen für

31 Dazu bedarf es im vorliegenden Fall nicht einmal des Ausschlusses von Treatmentbeobachtungen *off support*. Die Ergebnisse unterscheiden sich in diesem Fall jedoch nur unwesentlich.

Tabelle 5.3.9.: Unterschiede zwischen den gepoolten Schätzungen (KAG+BS) und den Schätzungen mit allen Arbeitsplatzwechslern (Prozentpunkte und einfache Differenzen)

Variable	*naiv*	***P**SM*	***M**DM*	***E**nBal*	N	N_T	$\notin_P$	$\notin_M$	$\notin_E$
Monatslohn	0	-3	3	-4	2.053	670	6	7	6
Stundenlohn (t)	2	-2	4	-3	2.053	670	6	7	6
Stundenlohn (v)	0	-11	-1	-4	1.621	515	5	9	5
Zufriedenheit	-0,4	-0,6	-0,9	-0,2	1.991	639	5	6	5
MeanBias	21%	6%	12%	0,1%					
MedBias	16%	5%	11%	0,1%					

vollzeit_7_1.do

die Gruppe *KAG* bzw. den durchschnittlichen (gepoolten) Schätzungen. Während die Schätzungen für PSM und EnBal etwas niedriger (d.h. stärker) ausfallen, liegen die Schätzungen für (das immer noch nicht erfolgreiche) MDM leicht oberhalb der gepoolten Schätzungen (d.h. sie sind schwächer). Nimmt man das im Hinblick auf die Balancierung erfolgreiche EnBal als Referenz, so führt die Vernachlässigung des Kündigungsgrundes zu einer Unterschätzung des negativen Lohneffekts von ca. -4Pp. Die Schätzungen für die Arbeitsplatzzufriedenheit liegen durchgehend unter denen der getrennten Analysen und sind 'statistisch signifikant'. Damit bestätigen sich im Wesentlichen die weiter oben geäußerten Vermutungen. Wie bei der Gruppe *KAG*, sind Matching und parametrische Kontrolle in der Outcome-Analyse für die Schätzungen kaum von Bedeutung zu sein. Die Ergebnisse für unterschiedliche Verfahren liegen insgesamt dicht beieinander. Einzig das PSM fällt etwas aus der Reihe.

Die Erweiterung der Kontrollgruppe um die Arbeitsplatzwechsler mit anderen Kündigungsgründen führt in Bezug auf die Löhne zu geringen und in Bezug auf die Arbeitszufriedenheit zu moderaten Abweichungen von den durchschnittlichen Schätzungen unter Kontrolle des Kündigungsgrundes. Diese Abweichungen gehen in die vermutete Richtung, d.h. die Effekte von Arbeitslosigkeit werden ohne Kontrolle des Kündigungsgrunds überschätzt. Werden nur die Treatmentbeobachtungen verwendet, die in den getrennten Analysen *on support* waren, so fallen die Abweichungen etwas stärker aus (vgl. Tabelle 5.3.10). Wie hoch die Abweichungen tatsächlich ausfallen hängt jedoch von zahlreichen Faktoren ab und war deshalb nicht vorauszusehen.

Tabelle 5.3.10.: Unterschiede zwischen den gepoolten Schätzungen (KAG+BS) und den Schätzungen mit allen Arbeitsplatzwechslern ; nur Treatmentbeobachtungen 'on support' (Prozentpunkte und einfache Differenzen)

Variable	*naiv*	***P**SM*	***M**DM*	***E**nBal*	N	N_T	$\notin_P$	$\notin_M$	$\notin_E$
Monatslohn	0	-8	4	-4	2.053	670	72	38	72
Stundenlohn (t)	2	-6	4	-4	2.053	670	72	38	72
Stundenlohn (v)	0	-2	0	-3	1.621	515	57	28	57
Zufriedenheit	-0,4	-0,5	-0,9	-0,3	1.991	639	53	34	53

vollzeit_7_2.do

5.3.3. Szenario 2: Erweiterung um die Stayer

Wird die Kontrollgruppe zusätzlich um die Stayer erweitert, so erhöht sich die Zahl der potentiellen Kontrollbeobachtungen von ca. 1.400 auf etwas mehr als 39.000. Die Erweiterung führt zu einem sehr günstigen Verhältnis von Treatment- und Kontrollbeobachtungen, das die Balancierung in Folge von PSM und MDM erleichtern sollte. Gleichzeitig sollten mehr Treatmentbeobachtungen *on support* sein. Ein Blick in Tabelle 5.3.11 zeigt, dass der durchschnittliche standardisierte Bias nach PSM und MDM im Vergleich zu den Analysen mit allen Arbeitsplatzwechslern leicht sinkt, jedoch noch immer nicht zufriedenstellend ist.[32] Wie auch in allen vorangehenden Analysen, gelingt es mit Hilfe von EnBal die Mittelwerte und Varianzen anzupassen.

Die Unterschiede zwischen den gepoolten Schätzungen und den Schätzungen bei Berücksichtigung der Stayer fallen fast wie erwartet aus. Während die naiven Lohnschätzungen etwas über den gepoolten naiven Lohnschätzungen liegen (d.h. die Effekte fallen schwächer aus), fallen die Effekte bei PSM etwas stärker und bei MDM etwas schwächer aus. Für EnBal gibt es so gut wie keine Unterschiede in den geschätzten Effekten auf die Löhne. Allerdings sind die Schätzungen für die Arbeitsplatzzufriedenheit nun durchgehend positiv. Das ist ein klares Zeichen dafür, dass bei PSM und MDM auf individueller Ebene Treatmentbeobachtungen und Stayer gematcht werden. Und dies obwohl – wie in Abschnitt 3.2.1 dargelegt – für die Stayer sowohl der Arbeitsplatzverlust als auch die Arbeitslosigkeit kontrafaktisch sind.

32 So liegt bspw. der Bias für die Variable Betriebszugehörigkeitsdauer (*erwzeit*) bei 20%. Wegen des Umfangs der Kontrollgruppe sind die Aussichten auf eine Verbesserung des Matchingergebnisses durch Veränderung des Zuweisungsmodells (PSM), der Anzahl der nächsten Nachbarn oder der Caliperlänge (PSM und MDM) deutlich besser als im Fall der getrennten Analysen. Da es an dieser Stelle jedoch nur um die Veranschaulichung der Wahl der Kontrollgruppe (bei Beibehaltung der anderen Parameter) geht, soll dies nicht versucht werden.

Tabelle 5.3.11.: Unterschiede zwischen den gepoolten Schätzungen (KAG+BS) und den Schätzungen für alle Beobachtungen (Prozentpunkte und einfache Differenzen)

Variable	*naiv*	***P**SM*	***M**DM*	***E**nBal*	N	N_T	$\notin_P$	$\notin_M$	$\notin_E$
Monatslohn	3	-4	5	0	39.254	670	0	6	0
Stundenlohn (t)	2	-1	7	-1	39.254	670	0	6	0
Stundenlohn (v)	2	-3	1	-1	35.416	515	0	4	0
Zufriedenheit	1,0	0,8	0,5	1,1	38.715	639	0	6	0
MeanBias	24%	5%	7%	0,1%					
MedBias	17%	4%	5%	0,1%					

vollzeit_8_1.do

Tabelle 5.3.12.: Unterschiede zwischen den gepoolten Schätzungen (KAG+BS) und den Schätzungen für alle Beobachtungen; nur Treatmentbeobachtungen 'on support' (Prozentpunkte und einfache Differenzen)

Variable	*naiv*	***P**SM*	***M**DM*	***E**nBal*	N	N_T	$\notin_P$	$\notin_M$	$\notin_E$
Monatslohn	3	-3	6	-2	39.254	670	72	38	72
Stundenlohn (t)	2	-3	7	-3	39.254	670	72	38	72
Stundenlohn (v)	2	-4	1	-2	35.416	515	57	28	57
Zufriedenheit	1,0	0,9	0,5	1,0	38.715	639	53	34	53
MeanBias	24%	5%	7%	0,1%					
MedBias	17%	4%	5%	0,1%					

vollzeit_8_2.do

Beschränkung auf die Treatmentbeobachtungen, die in den getrennten Analysen *on support* waren, führt zu ähnlichen Ergebnissen (vgl. Tabelle 5.3.12). Im Vergleich zu den gepoolten Schätzungen fallen die Schätzungen mit Hilfe von PSM und EnBal fallen etwas stärker aus und die Schätzungen mit Hilfe von MDM wieder etwas schwächer.

5.3.4. Zusammenfassung – erweiterte Kontrollgruppen

Die Vernachlässigung des Kündigungsgrundes wurde in Kapitel 3 aus theoretischen und methodologischen Gründen verworfen. Die Analysen in diesem Unterabschnitt haben gezeigt, dass sich die Schätzungen für den ATT bei Vernachlässigung des Kündigungsgrundes (nur) leicht von den gepoolten (durchschnittlichen) Schätzun-

gen unterscheiden. Durch Erweiterung der Kontrollgruppe fielen die Schätzungen für die Löhne i.d.R. negativer (stärker) aus, als sie es für die gepoolten Einzelschätzungen waren. Damit bestätigen sich die Abschnitt 2.3.3 formulierten Erwartungen über die Vernachlässigung des Kündigungsgrundes. Bei Erweiterung der Kontrollgruppe um die Stayer ergaben sich deutlich positivere Schätzungen für die Arbeitsplatzzufriedenheit. Dies ließ sich auf die leicht negative Entwicklung der Arbeitsplatzzufriedenheit bei den durchgehend Beschäftigten zurückführen.

Die Zusammensetzung der Kontrollgruppe spielte jedoch auch für den standardisierten Bias (das entscheidende Gütekriterium beim Matching) eine Rolle. So waren die Gruppen nach Erweiterung der Kontrollgruppe *trotz eines höheren Ausgangsbias* besser balanciert. Darüber hinaus waren weniger Treatmentbeobachtungen *off support*, und dies, obwohl die Spezifikation des Zuweisungsmodells nicht verändert wurde.

Die (scheinbar) bessere Balancierung ist jedoch irreführend, denn tatsächlich geht die bessere Balancierung der im Zuweisungsmodell verwendeten Kovariaten zulasten der Balancierung des Kündigungsgrundes. Wie die Analysen mit den Stayern gezeigt haben, wird die kontrafaktische Lohnentwicklung zahlreicher Treatmentbeobachtungen im Fall von PSM und MDM durch einen Vergleich mit Stayern imputiert. Der standardisierte Bias auf der Kündigungsgrundvariablen ist demnach sehr hoch.[33] Dennoch war es trotz des sehr guten Verhältnisses von Treatment- und Kontrollbeobachtungen nicht ohne weiteres möglich eine zufriedenstellende Balancierung zu erreichen. Neben der unbeobachteten Heterogenität, die sich aus der Vernachlässigung des Kündigungsgrundes, aber auch aus den anderen unbeobachteten Variablen ergibt, bleibt in den getrennten wie auch den erweiterten Analysen ein Teil der in Abschnitt 5.1 beschriebenen beobachteten Heterogenität bestehen. Diese konnte nur mit Hilfe von EnBal reduziert werden.

Die Vernachlässigung des Kündigungsgrundes kann als eine besondere Form des *omitted variable bias* verstanden werden. Da hier nur die Auswirkungen auf den ATT für die Gruppen *BS* und *KAG* untersucht wurden, kann die Frage nach dem Gesamteffekt dieses Bias auf einen ATT für alle möglichen Treatmentbeobachtungen (mit allen möglichen Kündigungsgründen) nicht beantwortet werden. Es ist aber davon auszugehen, dass die unbeobachtete Heterogenität bzw. die 'Selbstselektion' für diese anderen Kündigungsgründe mindestens genauso groß ist wie für die Gruppe *KAG* (vgl. Abschnitt 3.4.1).

33 Denn Stayer haben keine gültigen Werte auf dieser Variable.

Tabelle 5.3.13.: Zuweisungsmodelle: Einfluss der Variablen auf die Wahrscheinlichkeit arbeitslos zu werden (gewichtet, cluster-robuste Standardfehler)

Variable	*BS*	*AG*	*f.K*	Stayer
abfindung	0,94**	-0,94**	1,13***	t.n.z.
tatzeit	0,02	-0,06**	-0,03*	-0,01
keinezeit	-0,58	-0,17	-0,17	-0,09
diffzeit	-0,01	-0,05*	-0,04***	-0,02**
frist	1,76**	0,47	0,26	0,49**
kleinbetrieb	0,60	0,23	0,99***	0,96***
oeffd	-0,65	-0,84*	-1,23***	-0,90***
erwzeit	-0,05**	0,03	-0,02	-0,09***
probezeit	-2,85**	-0,18	-0,26	0,35
nochance	-1,58	-0,57	0,06	-0,46
besorgt	-0,75	-0,11	0,72*	0,70**
sorgnochance	1,47	0,12	-0,13	0,48
sidejob	-2,28*	-1,49**	-0,88**	-0,84**
autono	-0,30	-0,15	-0,32***	-0,15*
alter	-0,08	0,01	-0,02	-0,04**
mann	0,07	0,31	0,44	0,34
workexp	0,11**	-0,00	0,06**	0,06***
expuework	6,94	7,53***	4,39***	4,71***
kinderimhh	-0,52	-1,59*	-0,30	-0,29
childcare	-0,10	0,34**	0,04	-0,01
kindmann	0,51	1,09	-0,11	0,20
alleinerziehend	2,98**	1,06	0,26	0,08
health	0,26	0,28	0,23**	0,16
sickleave	0,59	-1,35**	-0,77**	-0,19
hancap	0,75	1,21*	0,84***	0,30
owner	-0,37	-1,04***	-0,19	-0,29*
ostowner	0,23	1,30**	0,27	0,42*
aloq	0,06	-0,00	0,05	0,05**
diffaloq	-0,07	0,33	0,25**	0,18**
ost	-0,28	-0,55	0,22	-0,41
mannost	0,37	0,69	0,00	0,29
j2000	-1,05	-0,24	-0,65**	-0,48**
j2002	-0,77	-0,02	-0,36	-0,48*
j2005	-0,27	0,09	0,31	-0,47*
j2007	-0,20	-0,49	-0,82**	-0,48**
Constant	1,26	3,99**	-0,85	-3,43***
Pseudo R^2	0,24	0,20	0,21	0,17
N	324	628	2.053	39.254

*** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,1

vollzeit_1.do

6. Zusammenfassung und Ausblick

„We need to create a culture that is comfortable with estimating and discussing uncertainty."

(Phil Alderson 2004, S. 477)

Die Doktorarbeit hat sich mit den Möglichkeiten kausaler Inferenz in Beobachtungsstudien zum verzögerten Effekt von Arbeitslosigkeit auseinandergesetzt.[1] Ziel war es, alle wesentlichen Identifikationsbedingungen (d.h. Annahmen) zu benennen und aufzuzeigen, ob und warum die Vorgehensweise in bisherigen Forschungsarbeiten zu diesem Thema (un)geeignet ist, um unverzerrte Schätzungen kausaler Effekte von Arbeitslosigkeit zu produzieren. Darüber hinaus sollte gezeigt werden, wie eine angemessene, diese Bedingungen berücksichtigende Analyse aussehen könnte.

Identifikation kausaler Effekte von Arbeitslosigkeit in Beobachtungsstudien
Zu dem wichtigsten Ergebnis dieser Arbeit gehört die Erkenntnis, dass die zentrale identifizierende Annahme (die dynamische CIA oder CTA, vgl. Abschnitt 3.4), die zur Schätzung kausaler Effekte benötigt wird, in den bisherigen Arbeiten zu den Effekten von Arbeitslosigkeit auf den Lohn und die Arbeitsplatzzufriedenheit bei Wiederbeschäftigung verletzt ist. Ursächlich hierfür ist vor allem die *Vernachlässigung des Kündigungsgrundes*, die sich in einer Unterschätzung des Lohneffekts von Arbeitslosigkeit und in einer (in beiden Richtungen) verzerrten Schätzung des Effekts auf die Arbeitsplatzzufriedenheit niederschlägt.

Die Berücksichtigung des *exakten* Kündigungsgrundes ist eine notwendige, aber nicht hinreichende Identifikationsbedingung, die mit den derzeit verfügbaren deutschen Panelstudien nur teilweise erfüllt werden kann. Grund hierfür ist die unzureichende Aufschlüsselung der Kündigungsgründe in diesen Erhebungen. So wird im Sozio-ökonomischen Panel zwar zwischen der Betriebsstilllegung und einer anderen Kündigung durch den Arbeitgeber unterschieden, nicht jedoch zwischen der Änderungs- und Beendigungskündigung (im Fall einer Betriebsstilllegung) und der betriebs-, personen-, oder verhaltensbedingten Kündigung (im Fall der Kündigung durch den Arbeitgeber).

1 Mit verzögerten Effekten sind Folgen von Arbeitslosigkeit gemeint, die nach Beendigung der Arbeitslosigkeit fortbestehen bzw. erst dann beobachtet werden können (vgl. Abschnitt 2.2).

Die Beschränkung der Analysen auf unfreiwillige Arbeitsplatzwechsler stellt eine weitere Identifikationsbedingung dar. So wurde in Kapitel 3 argumentiert, dass Personen von der Analyse auszuschließen sind, die das Beschäftigungsende (und damit die Arbeitslosigkeit) durch eine eigene Kündigung selbst herbeigeführt haben. Da die mit der eigenen Kündigung verbundenen Absichten nicht erhoben werden (können), ist die Selektion in die Arbeitslosigkeit nicht modellierbar. Arbeitslosigkeit in Folge einer eigenen Kündigung kann deshalb nicht (auch nicht konditional) bedingt unabhängig von den potentiellen Löhnen oder Arbeitszufriedenheiten in den Zuständen 'Wechsel ohne Erwerbsunterbrechung' und 'Wechsel mit Erwerbsunterbrechung' sein.[2]

Wichtig ist an dieser Stelle, dass die Beschränkung auf unfreiwillige Arbeitsplatzwechsler nicht nur für die Treatmentbeobachtungen (mit Arbeitslosigkeitserfahrung), sondern auch für die Kontrollbeobachtungen (ohne Arbeitslosigkeitserfahrung) gelten muss. Andernfalls besteht die Gefahr, dass Kontrollbeobachtungen mit guten Lohnaussichten (die freiwilligen Arbeitsplatzwechsler) mit Treatmentbeobachtungen mit ungewissen Lohnaussichten (die unfreiwilligen Arbeitsplatzwechsler) verglichen werden. Da zwischen den unfreiwilligen Arbeitsplatzwechslern noch eine große Heterogenität in Bezug auf die exakten Kündigungsgründe besteht, sollte möglichst exakt für den Kündigungsgrunds kontrolliert werden.

Eine weitere notwendige Bedingung besteht in der Kontrolle der *risikofreien Suchzeit*, d.h. der 'effektiv verfügbaren Suchzeit auf der alten Stelle'. Da die risikofreie Suchzeit nicht direkt beobachtet werden kann, muss sie durch Kündigungsfristen und -absichten sowie Freistellungen zur Arbeitsplatzsuche approximiert werden. Für solche Merkmale wird in keiner bisherigen Arbeit kontrolliert. Darüber hinaus werden in keiner (mir bekannten) deutschen Panelstudie solche Merkmale erhoben. Hingegen gibt es im *Displaced Worker Survey* eine Frage nach der vorzeitigen Zustellung der Kündigung (*advance notice*, vgl. Bureau of the Census 2010).

Da weder der exakte Kündigungsgrund noch die risikofreie Suchzeit erhoben werden, muss auf Proxyvariablen zurückgegriffen werden, die diese annähernd abbilden können. Die Verwendung von Proxyvariablen ist jedoch eine eigene Quelle für Verzerrungen. Hinzu kommt, dass die Suche nach solchen Variablen 1. nicht erfolgreich sein muss und 2. zu einer Vervielfältigung potentieller Kontrollvariablen führen wird. Sind hinreichend gute Proxyvariablen gefunden, müssen diese auch noch (regelmäßig) erhoben werden. Auch hier muss mit Abstrichen gerechnet werden. So konnten in der vorliegenden Arbeit wichtige Proxy- und andere Drittvariablen *nicht* in der Datenanalyse genutzt werden, weil sie im SOEP nicht regelmäßig erhoben werden.

2 Der seltene Fall, dass eine Person ihre neue Stelle nicht antreten kann, weil bspw. der Betrieb noch vor dem Beschäftigungsbeginn stillgelegt wird, ist aufgrund fehlender Daten nicht modellierbar.

Die verzögerten Folgen von Arbeitslosigkeit auf den Lohn, die Arbeitsplatzzufriedenheit und andere Beschäftigungsmerkmale können aus den genannten Gründen nicht (Punkt-) identifiziert werden. Dass dies in dieser Klarheit nicht erkannt bzw. formuliert wurde, hat neben forschungslogischen auch motivationale Gründe. So schreibt Freedman (1991, S. 311):

> „Typically, the assumptions in a statistical model are quite hard to prove or disprove, and little effort is spent in that direction."

und Manski (1995, S. 3) sekundiert:

> „Empirical researchers usually enjoy learning of positive methodological findings. [...] Negative findings are less welcome. Researchers are especially reluctant to learn that, given the available data, some conclusion of interest cannot be drawn unless strong assumptions are invoked. Be this as it may, both positive and negative findings are important to the advancement of science."

Schätzungen der verzögerten Effekte von Arbeitslosigkeit

Die in Kapitel 5 vorgestellten Analysen liefern aus den genannten Gründen nur Hinweise auf verzögerte Effekte von Arbeitslosigkeit auf den Lohn. Erwartungsgemäß fallen die (geschätzten) Lohneinbußen für die Monatslöhne etwas stärker aus, als für die Stundenlöhne. Ursächlich hierfür sind ungleiche Veränderungen in der Arbeitszeit von Personen, die arbeitslos werden und solchen, die ohne Arbeitslosigkeit einen neuen Arbeitsplatz finden können. Personen, die nach einer Betriebsstilllegung arbeitslos werden, scheinen nach der Arbeitslosigkeit (unter Kontrolle der Betriebsstilllegung) etwas unzufriedener zu sein als ihre nicht von Arbeitslosigkeit betroffenen statistischen Zwillinge. Eine mögliche Erklärung für diese Unzufriedenheit ist das aus der Psychologie bekannte 'kontrafaktische Denken', dass im konkreten Fall in der Form „wäre ich nicht arbeitslos geworden, hätte ich nun einen besseren Job" auftreten könnte.

Die Gruppenvergleich und die Zuweisungsmodelle haben darüber hinaus eine Reihe von Ergebnissen aus der Arbeitsmarktforschung bestätigen können (vgl. Abschnitt 5.1). Im Vergleich zu den Kontrollbeobachtungen und den Stayern sind Treatmentbeobachtungen u.a. schlechter bezahlt, häufiger in schlechter gesundheitlicher Verfassung, seltener im öffentlichen Dienst und deutlich kürzer bei ihrem Arbeitgeber beschäftigt und dies auch unter Kontrolle struktureller Merkmale (wie bspw. dem Erhebungsgebiet). Freiwillige Arbeitsplatzwechsler sind gehören bereits vor dem Wechsel zu den besser entlohnten Beschäftigungsgruppen und können sich durch den Wechsel sowohl im Hinblick auf den Lohn als auch mit Blick auf die Arbeitsplatzzufriedenheit deutlich verbessern.

Neben fehlenden bzw. unvollständigen Informationen zum Kündigungsgrund und zur risikofreien Suchzeit stellt der geringe (effektive) Stichprobenumfang ein

weiteres Identifikationshindernis dar. So konnten für die Teilzeitbeschäftigten keine nach dem Kündigungsgrund getrennten Analysen durchgeführt werden. Für die Vollzeitbeschäftigten war dies zwar möglich, allerdings konnten die Verteilungen der Kovariaten mit Hilfe von *Propensity Score Matching* (PSM) und *Mahalanobis-Distanz Matching* (MDM) nicht zufriedenstellend angeglichen werden. Dies war nur durch eine Kombination von PSM und *Entropy Balancing* (EnBal) möglich.

Diese beiden Verfahren gleichen die (Verteilungen der) Variablen auf Gruppenebene an. Geht man davon aus, dass sich die Zuweisungsmodelle in oder die Effekte von Arbeitslosigkeit systematisch für weitere Gruppen (bspw. Männer und Frauen) unterscheiden, so ist eine separate Schätzung der Zuweisungsmodelle bzw. ein exaktes Matching für diese Variablen erforderlich. Mögliche Kandidatinnen für solche Merkmale sind neben dem Geschlecht auch das Erhebungsgebiet (Ost- vs. Westdeutschland) und die Arbeitslosenquote. Während die Arbeitslosenquote zusätzlich zur Wahrscheinlichkeit arbeitslos zu werden auch die Arbeitslosigkeitsdauer und das mit ihr verbundene Stigma beeinflusst, liegen das Geschlecht und das Erhebungsgebiet als quasi zeitkonstante Merkmale entlang zahlreicher Hintertürpfade, die das Treatment mit der abhängigen Variable verknüpfen. Zukünftige Analysen, die auf umfangreicheren Datensätzen basieren, sollten nach Möglichkeit nach dem Geschlecht und dem Erhebungsgebiet getrennte Analysen durchführen und möglichst exakt für die Arbeitslosenquote kontrollieren.

Während es aus forschungslogischen Gründen nicht möglich war die verzögerten Effekte von Arbeitslosigkeit nachzuweisen, konnte gezeigt werden, welche Konsequenzen die Vernachlässigung des Kündigungsgrundes in der Datenanalyse hat. Im Vergleich zu Analysen, in denen nur Treatment- und Kontrollbeobeachtungen berücksichtigt wurden, die aufgrund einer Betriebsstilllegung oder Kündigung durch den Arbeitgeber ihren Arbeitsplatz verloren haben, fielen die Schätzungen für den Lohn und die Arbeitsplatzzufriedenheit nach Erweiterung der Kontrollgruppe auf Arbeitsplatzwechsler mit den Kündigungsgründen ‘Befristung’, ‘eigene Kündigung’ und ‘Auflösungsvertrag’ (etwas) negativer aus. Nach Erweiterung der Kontrollgruppe auf Beschäftigte ohne Arbeitsplatzwechsel (Stayer) wurden deutlich positivere Schätzungen für die Arbeitsplatzzufriedenheit ausgewiesen. Da diese Ergebnisse sich auf eine spezielle Analyse beziehen, können über das Auftreten und die Richtung dieses *omitted variable bias* in anderen Untersuchungen (mit anderen Kovariaten und für andere Gruppen) keine genauen Vorhersagen getroffen werden. Theoretische Gründe und die präsentierten Analysen legen nahe, dass die Vernachlässigung des Kündigungsgrundes in den meisten Fällen zu niedrigeren Lohnschätzungen führen sollte. Ist die Arbeitsplatzzufriedenheit die abhängige Variable, so hängen das Ausmaß und die Richtung der Verzerrung davon ab, ob neben den (anderen) Arbeitsplatzwechslern auch die Stayer als potentielle Kontrollbeobachtungen berücksichtigt werden. Während für die selbst Kündigenden nach

dem Wechsel ein (erwartbarer) starker Zuwachs in der Arbeitsplatzzufriedenheit beobachtet werden konnte, sank die Arbeitsplatzzufriedenheit bei den Stayern von Jahr zu Jahr leicht ab.

Dokumentation von Daten und Datenaufbereitung

In dieser Arbeit wurden die verwendeten Daten und die Datenaufbereitung im Detail dokumentiert. Da Theorien, Daten und Methoden stets *gemeinsam* die Interpretationsfolie für die Analyseergebnisse bilden, wurde an zahlreichen Stellen auf die möglichen Folgen der Datenauswahl und -aufbereitung für die Schätzungen der kausalen Effekte von Arbeitslosigkeit hingewiesen. Es wurde gezeigt, dass und wie Messfehler zustande kommen (können), dass die Gewichtung und Imputation im SOEP im Hinblick auf die Untersuchung von Arbeitsplatzwechseln unzureichend ist und dass durch die Beschränkung auf die Gruppe E-A-E (Erwerbstätigkeit, Arbeitslosigkeit, erneute Erwerbstätigkeit) bei dem gewählten Beobachtungsfenster und Erhebungsdesign *prinzipiell* keine allgemeingültigen Schätzungen produziert werden können. Weiterhin wurde auf verschiedene Möglichkeiten, Survey-Gewichte in Matchinganalysen zu berücksichtigen, verwiesen. Auch hiermit wurde zum Teil Neuland betreten.

Obwohl die Zahl der Zeitschriften zunimmt, die in sogenannten '*Data Availability Policies*' (vgl. u.a. American Economic Association 2017) die Offenlegung von Daten, Programmen und Analyseskripten vorschreiben, wird die intensive, zeitaufwendige Beschäftigung mit den Daten noch immer zu selten honoriert. Wie u.a. King (1995) ausführt, würde eine transparente und systematische Datendokumentation jedoch nicht nur die Ergebnisinterpretation erleichtern, sie würde die Notwendigkeit für Replikationsstudien reduzieren und für den Fall, dass diese notwendig erscheinen, eine Einordnung der (Unterschiede in den) Replikationsergebnisse(n) ermöglichen. Aus den genannten Gründen wurden für die deutsche Gesundheitsforschung wissenschaftliche Standards für Sekundär- und andere Analysen erarbeitet, die bspw. die Selektion der Studienpopulation bei der Ergebnisanalyse vorschreiben (Swart u. a. 2016).

Ausblick

Die in dieser Arbeit vorgetragenen Argumente legen eine Kontrolle des Kündigungsgrundes in Analysen zu den Effekten von Arbeitslosigkeit nahe. Darüber hinaus wurden eine Reihe von Merkmalen benannt, die ebenfalls in einer Analyse zu kontrollieren sind, weil sie als *parents of the treatment* die Wahrscheinlichkeit arbeitslos zu werden beeinflussen. Das vorgeschlagene kausale Modell ist jedoch einfach gehalten und bezieht sich nur auf zwei Zeitpunkte. Forschungsarbeiten zu den Folgen von Arbeitslosigkeit müssen den Entwurf und die Validierung kausaler Modelle für die Effekte von Arbeitslosigkeit weiterführen, um zu besseren Ergebnissen zu kommen.

So wurde bspw. in der Analyse aus theoretischen Gründen *true state dependence* ausgeschlossen. Auch in den Sensitivitätsanalysen fanden sich keine Hinweise auf eine solche sequenzielle Abhängigkeit in der abhängigen Variablen. Nicht geprüft werden konnte hingegen die Frage, ob die Lohnentwicklung vor der Arbeitslosigkeit ein guter Prädiktor für die Arbeitslosigkeit ist. Ein solcher Zusammenhang wurde, genauso wie ein 'Effekt' der Lohnentwicklung vor dem Arbeitsplatzverlust auf die Lohnentwicklung nach dem Arbeitsplatzverlust, allein aus theoretischen Gründen ausgeschlossen. Diese Annahmen sind, genauso wie zahlreiche andere im kausalen Graphen und in den Analysen enthaltene Annahmen, zwar expliziert, nicht aber überprüft worden. Eine systematische Auseinandersetzung mit diesen Annahmen sollte Gegenstand zukünftiger Forschungsarbeiten sein.

Überdies wurde auf Probleme in der Datenverfügbarkeit hingewiesen. Einige als relevant identifizierte Merkmale konnten mit dem Datensatz nicht abgebildet werden. Darüber hinaus gab es kleinere Probleme bei der Bestimmung von Arbeitslosigkeitsspells und auch der Stichprobenumfang war für weitere separate Analysen zu klein. Die Entwicklungen in der Surveylandschaft, allen voran die zunehmende Verfügbarkeit von prozessproduzierten Daten, wie sie von dem Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung zur Verfügung gestellt werden, könnten hier Abhilfe schaffen. Besonderes Potential hat in diesem Zusammenhang das *Panel Arbeitsmarkt und soziale Sicherung*, das für einen Teil seiner Befragten Beschäftigungsinformationen aus den tagesgenauen Meldungen an die Sozialversicherungsträger bereithält. Damit lassen sich die Erwerbsübergänge deutlich genauer erfassen.

In der gesamten Arbeit wurde versucht, die bestehenden Unsicherheiten in Bezug auf Theorien (Modelle), Daten und statistische Analysen zu benennen und zu reflektieren. In der Datenanalyse wurden allerdings nur Verfahren verwendet, die für die Punktidentifikation von kausalen Parametern konstruiert worden sind. Eine sinnvolle Erweiterung der Analysen besteht in der partiellen Identifikation, wie sie von Manski (1995) seit langem gefordert wird.[3] Auf diese Weise könnte der Unsicherheit noch besser Rechnung getragen werden.

Das kontrafaktische Modell der Kausalität bietet Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftlern das Handwerkszeug, um über solche Identifikationsbedingungen nachzudenken. Der langsame 'Siegeszug' dieses Modells und der damit verbundenen Konzepte und Analyseverfahren (*Directed Acyclic Graphs*, *Nonparametric Structural Equation Models*, Matchingverfahren) sollten einer vorsichtigen Kausalanalyse Vorschub leisten, die auch negative oder widersprüchliche Forschungsergebnisse zulässt.

3 Dazu wäre es jedoch hilfreich, die abhängige Variable zu dichotomisieren und danach zu fragen, wie groß die Wahrscheinlichkeit für Lohneinbußen nach Arbeitslosigkeit ist.

Literatur

A. Smith, Jeffrey und Petra E. Todd (2005). "Does matching overcome LaLonde's critique of nonexperimental estimators?" In: *Journal of Econometrics* 125.1-2, S. 305–353.

Abadie, Alberto und Guido W. Imbens (2011). "Bias-Corrected Matching Estimators for Average Treatment Effects". In: *Journal of business & economic statistics* 29.1, S. 1–11.

– (2016). "Matching on the Estimated Propensity Score". In: *ECONOMETRICA* 84.2, S. 781–807.

Achatz, Juliane u. a. (2012). "Übergänge am Arbeitsmarkt und Qualität von Beschäftigung". In: *Handbuch Arbeitsmarkt 2013*. Hrsg. von Herbert Brücker u. a. IAB-Bibliothek. Bielefeld: Bertelsmann, S. 141–203.

Akyol, Metin, Michael Neugart und Stefan Pichler (2013). "Were the Hartz Reforms Responsible for the Improved Performance of the German Labour Market?" In: *Economic Affairs* 33.1, S. 34–47.

Allison, Paul David (2009). *Fixed effects regression models*. Los Angeles: Sage.

Allmendinger, Jutta und Angela Rauch (2005). "Der Arbeitsmarkt der Zukunft. Qualifikationsanforderungen und Integrationschancen behinderter Menschen." In: *Perspektiven für Suchtkranke*. Hrsg. von Fachverband Sucht e.V. Schriftenreihe des Fachverbandes Sucht e.V. Geesthacht: Neuland, S. 14–24.

American Economic Association (2017). *Data Availability Policy*. URL: `https://www.aeaweb.org/journals/policies/data-availability-policy` (besucht am 24. 11. 2017).

Andreß, Hans-Jürgen, Katrin Golsch und Alexander Schmidt (2013). *Applied panel data analysis for economic and social surveys*. Heidelberg und London: Springer.

Angrist, Joshua David und Jörn-Steffen Pischke (2009). *Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion*. Princeton: Princeton University Press.

Antoni, Manfred und Arne Bethmann (2014). *PASS-Befragungsdaten verknüpft mit administrativen Daten des IAB: PASS-ADIAB (1975-2011)*. Hrsg. von IAB. Nürnberg.

Arulampalam, Wiji (2001). "Is Unemployment Really Scarring? Effects of Unemployment Experiences on Wages". In: *The Economic Journal* 111.475, F585–F606.

Arulampalam, Wiji, Paul Gregg und Mary Gregory (2001). "Introduction: Unemployment Scarring". In: *The Economic Journal* 111.475, F577–F584.

Atkinson, Anthony B. und John Micklewright (1991). "Unemployment Compensation and Labor Market Transitions: A Critical Review". In: *Journal of Economic Literature* 29.4, S. 1679–1727.

Austin, P. C. (2010). "Statistical Criteria for Selecting the Optimal Number of Untreated Subjects Matched to Each Treated Subject When Using Many-to-One Matching on the Propensity Score". In: *American journal of epidemiology* 172.9, S. 1092–1097.

Austin, Peter (2009). "Balance diagnostics for comparing the distribution of baseline covariates between treatment groups in propensity-score matched samples". In: *Statistics in medicine* 28, S. 3083–3107.

– (2011a). "An Introduction to Propensity Score Methods for Reducing the Effects of Confounding in Observational Studies". In: *Multivariate Behavioral Research* 46.3, S. 399–424.

– (2011b). "Optimal caliper widths for propensity-score matching when estimating differences in means and differences in proportions in observational studies". In: *Pharmaceutical Statistics* 10.2, S. 150–161.

– (2014). "A comparison of 12 algorithms for matching on the propensity score". In: *Statistics in medicine* 33.6, S. 1057–1069.

Bach, H.U und Eugen Spitznagel (2007). *Aufschwung am Arbeitsmarkt: Die Entwicklungsmuster wandeln sich*. Nürnberg. (Besucht am 26. 10. 2011).

Bäcker, Gerhard, Hrsg. (2014). *Bedarfe der Grundsicherung für Arbeitsuchende nach Bedarfsgemeinschaften 2013*. URL: `http://www.sozialpolitik-aktuell.de/tl_files/sozialpolitik-aktuell/_Politikfelder/Sozialstaat/Datensammlung/PDF-Dateien/abbIII59.pdf` (besucht am 13. 11. 2014).

Bäcker, Gerhard u. a. (2008). *Sozialpolitik und soziale Lage in Deutschland*. Wiesbaden: VS Verl. für Sozialwiss.

Backes, Gertrud M. (1999). "Erwerbslosigkeit im Lebensverlauf als soziales Alter(n)srisiko für Frauen". In: *Soziale Gerontologie und Sozialpolitik für ältere Menschen*. Hrsg. von Gerhard Naegele und Rudolf-M Schütz. VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 101–119. URL: `http://dx.doi.org/10.1007/978-3-322-88923-2_8`.

BBSR (2017). *INKAR 2017: Erläuterungen zu den Raumbezügen*. Hrsg. von Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung. Bonn. URL: `http://inkar.de/documents/Erlaeuterungen%20Raumbezuege.pdf` (besucht am 24. 07. 2017).

Beblo, Miriam und Elke Wolf (2003). "Sind es die Erwerbsunterbrechungen? Ein Erklärungsbeitrag zum Lohnunterschied zwischen Frauen und Männern in Deutschland". In: *Mitteilungen aus der Arbeitsmarkt- und Berufsforschung* 4, S. 560–572. (Besucht am 18. 07. 2012).

Beck, Michael und Karl-Dieter Opp (2001). "Der faktorielle Survey und die Messung von Normen". In: *KZfSS Kölner Zeitschrift für Soziologie und Sozialpsychologie* 53.2, S. 283–306.

Becker, Gary S. (1962). "Investment in human capital: A theoretical analysis". In: *The journal of political economy*, S. 9–49.

Becker, Irene und Richard Hauser (2006). *Verteilungseffekte der Hartz-IV-Reform: Ergebnisse von Simulationsanalysen*. Bd. 69. Forschung aus der Hans-Böckler-Stiftung. Berlin: Ed. Sigma.

Bell, Brian, Stephen Nickell und Glenda Quintini (2002). "Wage equations, wage curves and all that". In: *Labour Economics* 9.3, S. 341–360.

Bellin, Tobias (2017). *Mängel beim Zustandekommen des Arbeitsvertrages*. Hrsg. von Tobias Bellin. URL: http://www.it-dozent-bellin.de/arbeitsrecht-allg/arbeitsrechtliches-glossar/m/maengel-beim-zustandekommen-des-arbeitsvertrages/index.html (besucht am 13. 07. 2017).

Belzil, Christian (1995). "Unemployment Duration Stigma and Re-Employment Earnings". In: *The Canadian Journal of Economics / Revue canadienne d'Economique* 28.3, S. 568–585.

Ben, Jann (2003). *Lohngerechtigkeit und Geschlechterdiskriminierung: Experimentelle Evidenz*. URL: http://www.soz.unibe.ch/content/ueber_uns/jann/working_papers/e20215/e20579/files20585/lohngerecht.pdf (besucht am 15. 10. 2015).

Bender, Stefan, Dirk Konietzka und Peter Sopp (2000). "Diskontinuität im Erwerbsverlauf und betrieblicher Kontext". In: *Kölner Zeitschrift für Soziologie und Sozialpsychologie* 52.3, S. 475–499.

Bender, Stefan u. a. (2002). "Worker Displacement in France and Germany". In: *Losing work, moving on*. Hrsg. von Peter J. Kuhn. Kalamazoo und Mich: W.E. Upjohn Institute for Employment Research, S. 375–470. (Besucht am 19. 08. 2011).

Bengtsson, Erik (2015). "Lohnzurückhaltung und Lohnmilitanz: Belgien, Deutschland und die Niederlande, 1950–2010". In: *WSI-Mitteilungen* 64.4, S. 272–279.

Berge, Philipp v., Anja Burghardt und Simon Trenkle (2013). *Stichprobe der Integrierten Arbeitsmarktbiografien: Regionalfile 1975-2010 (SIAB-R 7510)*. Hrsg. von IAB. (Besucht am 29. 01. 2105).

Berk, Richard A. (2004). *Regression analysis: A constructive critique*. Bd. 11. Advanced quantitative techniques in the social sciences. Thousand Oaks und Calif: Sage Publications.

Bernhard, Sarah u. a. (2008). *Aktive Arbeitsmarktpolitik in Deutschland und ihre Wirkungen*. Hrsg. von Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung.

Bernhardt, Marion (2011). *Überblick über rechtliche Fragen der Betriebsstilllegung*. Cottbus. URL: http://www.tu-cottbus.de/einrichtungen/fileadmin/

uploads/studiengang-mbl/Vortrag_BTU_Betriebsstilllegung_2011.ppt_
Kompatibilitaetsmodus.pdf.

Beste, Jonas und Mark Trappmann (2017). *Analysen zu Stellenbesetzungsproblemen: Konzessionsbereitschaft, Reservationslohn und Suchwege von Arbeitsuchenden*. Hrsg. von Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung. Nürnberg. URL: https://www.iab-forum.de/analysen-zu-stellenbesetzungsproblemen-konzessionsbereitschaft-reservationslohn-und-suchwege-in-pass/ (besucht am 08. 08. 2017).

Billor, Nedret, Ali S. Hadi und Paul F. Velleman (2000). "BACON: Blocked adaptive computationally efficient outlier nominators". In: *Computational Statistics & Data Analysis* 34.3, S. 279–298.

Bispinck, Reinhard u. a. (2014). *Statistisches Taschenbuch Tarifpolitik*. Hrsg. von Wirtschafts- und Sozialwissenschftliches Institut in der Hans-Böckler-Stiftung. Düsseldorf.

Blau, David M. und Philip K. Robins (1990). "Job search outcomes for the employed and unemployed". In: *Journal of Political Economy*, S. 637–655.

Blien, Uwe (2003). "Die Lohnkurve: Auswirkungen der regionalen Arbeitslosigkeit auf das Lohnniveau". In: *Mitteilungen aus der Arbeitsmarkt- und Berufsforschung* 4, S. 439–460.

Blum, Ulrich (2010). *Ostdeutschlands Transformation seit 1990 im Spiegel wirtschaftlicher und sozialer Indikatoren*. 2., aktualisierte und verbesserte Aufl. Halle (Saale): Institut für Wirtschaftsforschung Halle.

Bofinger (2017). "Hartz IV: Die Lösung für die Probleme in der Währungsunion?" In: *Wirtschaftsdienst* 6, S. 404–408.

Bogai, Dieter, Tanja Buch und Holger Seibert (2014). *Arbeitsmarktchancen von Geringqualifizierten: Kaum eine Region bietet genügend einfache Jobs*. Hrsg. von IAB.

Boisjoly, Johanne, Greg J. Duncan und Timothy Smeeding (1998). "The Shifting Incidence of Involuntary Job Losses from 1968 to 1992". In: *Industrial Relations* 37.2, S. 207–231.

Bourdieu, Pierre (1983). "Ökonomisches Kapital, kulturelles Kapital, soziales Kapital". In: *Soziale Ungleichheiten*. Hrsg. von Reinhard Kreckel. Soziale Welt. Sonderband. Göttingen: Schwartz, S. 183–198.

Brautzsch, Hans-Ulrich (2005). "Arbeitsmarktbilanz Ostdeutschland: "Arbeitsplatzlücke" kaum verringert". In: *Wirtschaft im Wandel* 11.12, S. 380–382. (Besucht am 29. 10. 2013).

Bredereck, Alexander (2014). *Anforderungen an eine betriebsbedingte Kündigung wegen Stilllegung des Betriebes (Betriebsstilllegung) | anwalt.de*. Hrsg. von anwalt.de services AG. URL: https://www.anwalt.de/rechtstipps/anforderungen-an-

eine-betriebsbedingte-kuendigung-wegen-stilllegung-des-betriebes-betriebsstilllegung_057219.html (besucht am 22. 02. 2017).
Brenzel, Hanna u. a. (2016). *Neueinstellungen im Jahr 2015: Stellen werden häufig über persönliche Kontakte besetzt*. Hrsg. von Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung. Nürnberg. (Besucht am 09. 08. 2017).
Brinkmann, Christian (1981). "Zur Arbeitsmarktsituation von Behinderten und Leistungsgeminderten: Arbeitslosigkeit, berufliche Rehabilitation, arbeitsmarktpolitische Perspektiven". In: *Mitteilungen aus der Arbeitsmarkt-und Berufsforschung* 14.3, S. 301–314.
Brücker, Herbert u. a. (2014). *Arbeitsmarktintegration von Migranten in Deutschland: Anerkannte Abschlüsse und Deutschkenntnisse lohnen sich*. Hrsg. von IAB. Nürnberg. (Besucht am 22. 03. 2017).
Bruckmeier, Kerstin u. a. (2013). *Simulationsrechnungen zum Ausmaß der Nicht-Inanspruchnahme von Leistungen der Grundsicherung: Studie im Auftrag des Bundesministeriums für Arbeit und Soziales zur Abgrenzung und Struktur von Referenzgruppen für die Ermittlung von Regelbedarfen auf Basis der Einkommens- und Verbrauchsstichprobe 2008*. (Besucht am 12. 11. 2013).
Brüderl, Josef (2010). "Kausalanalyse mit Paneldaten". In: *Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse*. Hrsg. von Christof Wolf und Henning Best. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 963–994.
Brüderl, Josef und Volker Ludwig (2014). "Fixed-Effects Panel Regression". In: *The Sage handbook of regression analysis and causal inference*. Hrsg. von Henning Best und Christof Wolf. London: Sage.
Brunello, Giorgio und Simona Comi (2004). "Education and earnings growth: Evidence from 11 European countries". In: *Economics of Education Review* 23.1, S. 75–83.
Bundesagentur für Arbeit (2006). *SGB II - Sozialgesetzbuch Zweites Buch. Grundsicherung für Arbeitsuchende: Jahresbericht 2005*. Hrsg. von Bundesagentur für Arbeit. URL: http://www.arbeitsagentur.de/zentraler-Content/Veroeffentlichungen/SGB-II/SGBII-Jahresbericht-2005.pdf (besucht am 04. 11. 2013).
– (2011). *Arbeitsmarkt 2010: Arbeitsmarktanalyse für Deutschland, West- und Ostdeutschland*. Hrsg. von Bundesagentur für Arbeit. Nürnberg. (Besucht am 04. 11. 2011).
Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung (2017). *INKAR: Indikatoren und Karten zur Raum- und Stadtentwicklung*. URL: http://inkar.de/ (besucht am 06. 03. 2017).
Burda, Michael C. und Antje Mertens (2001). "Estimating wage losses of displaced workers in Germany". In: *Labour Economics* 8.1, S. 15–41.

Bureau of the Census, Hrsg. (2010). *Current Population Survey, January 2010: Displaced Worker, Employee Tenure, and Occupational Mobility Supplement Technical Documentation.* Washington, D.C. URL: `http://ceprdata.org/wp-content/cps/CPS_DWS_Codebook_2010.pdf` (besucht am 20. 10. 2017).

Buschmann, Andreas (2016). *Sozialauswahl & betriebsbedingte Kündigung: Rechtstipps.* URL: `http://www.anderfuhr-buschmann.de/arbeitsrecht/kuendigung/kuendigung_sozialauswahl.htm` (besucht am 07. 04. 2016).

Butz, Benjamin und Thomas Wahlig (2012). "Interessenausgleich und Sozialplan: Taktisch richtig verhandeln". In: *Arbeit und Arbeitsrecht* 7, S. 392–397.

Card, David (1999). "Chapter 30 - The Causal Effect of Education on Earnings". In: *Handbook of Labor Economics*. Hrsg. von Orley C. Ashenfelter and David Card. Bd. Volume 3, Part A. Elsevier, S. 1801–1863.

Card, David u. a. (2012). "Inequality at Work: The Effect of Peer Salaries on Job Satisfaction". In: *The American Economic Review* 102.6, S. 2981–3003.

Carley, Michael J. (1981). *Social measurement and social indicators: issues of policy and theory*. Boston und Mass: George Allen & Unwin.

Chiswick, Barry R. und Paul W. Miller (1995). "The Endogeneity between Language and Earnings: International Analyses". In: *Journal of Labor Economics* 13.2, S. 246–288.

Christensen, Björn (2003). "Anspruchslohn und Arbeitslosigkeit in Deutschland". In: *Mitteilungen aus der Arbeitsmarkt- und Berufsforschung* 36.4, S. 573–594.

Clark, Andrew E. u. a. (2008). "Lags And Leads in Life Satisfaction: a Test of the Baseline Hypothesis*". In: *The Economic Journal* 118.529, F222–F243.

Couch, Kenneth A. (2001). "Earnings Losses and Unemployment of Displaced Workers in Germany". In: *Industrial and Labor Relations Review* 54.3, S. 559.

Couch, Kenneth A. und Dana W. Placzek (2010). "Earnings Losses of Displaced Workers Revisited". In: *American Economic Review* 100.1, S. 572–589.

destatis (2007). *Statistisches Bundesamt Deutschland - Erwerbstätigkeit im Mai 2011:* URL: `http://www.destatis.de/jetspeed/portal/cms/Sites/destatis/Internet/DE/Content/Statistiken/Arbeitsmarkt/ILOArbeitsmarktstatistik/Aktuell,templateId=renderPrint.psml` (besucht am 26. 07. 2011).

– (2010). *Statistisches Bundesamt Deutschland - Registrierte Arbeitslose und gemeldete Stellen.* URL: `http://www.destatis.de/jetspeed/portal/cms/Sites/destatis/Internet/DE/Content/Statistiken/Arbeitsmarkt/ArbeitsmarktdatenBA/Arbeitslose/Aktuell,templateId=renderPrint.psml` (besucht am 26. 07. 2011).

Diamond, Alexis und Jasjeet S. Sekhon (2013). "Genetic Matching for Estimating Causal Effects: A General Multivariate Matching Method for Achieving Balance in Observational Studies". In: *The Review of Economics and Statistics*. (Besucht am 28. 05. 2013).

Dickey, Heather Suzanne, Verity Watson und Alexandros Zangelidis (2015). *What Triggers Multiple Job-Holding? A Stated Preference Investigation*. Hrsg. von Centre for European Labour Market Research. URL: `http://aura.abdn.ac.uk/bitstream/handle/2164/5749/DP_2015_4.pdf?sequence=1` (besucht am 24. 10. 2017).

Dieckhoff, Martina (2011). "The effect of unemployment on subsequent job quality in Europe: A comparative study of four countries". In: *Acta Sociologica* 54.3, S. 233–249.

Diekmann, Andreas (2006). *Empirische Sozialforschung: Grundlagen, Methoden, Anwendungen*. 13. Aufl., Orig.-Ausg. Bd. 55551. Rororo Rowohlts Enzyklopädie. Reinbek bei Hamburg: Rowohlt-Taschenbuch-Verl.

Dietz, Berthold, Bernhard Frevel und Katrin Toens (2015). *Sozialpolitik kompakt*. 3., überarbeitete Aufl. 2015. Lehrbuch. Wiesbaden: Springer VS.

Dietz, Martin, Michael Stops und Ulrich Walwei (2012). "Vollbeschäftigung in Sicht? Zur Lage auf dem deutschen Arbeitsmarkt". In: *Vollbeschäftigung?* Hrsg. von Bundeszentrale für politische Bildung, S. 20–30.

DiPrete, Thomas A. und Patricia A. McManus (2000). In: *American Sociological Review* 65.3, S. 343–370.

Dorner, Matthias u. a. (2010). *Stichprobe der Integrierten Arbeitsmarktbiografien (SIAB) 1975 - 2008*. Hrsg. von Forschungsdatenzentrum.

DuGoff, Eva H., Megan Schuler und Elizabeth A. Stuart (2014). "Generalizing Observational Study Results: Applying Propensity Score Methods to Complex Surveys". In: *Health Services Research* 49.1, S. 284–303.

Duncan, Greg J. und Graham Kalton (1987). "Issues of Design and Analysis of Surveys across Time". In: *International Statistical Review / Revue Internationale de Statistique* 55.1, S. 97–117.

Dustmann, Christian (1994). "Speaking fluency, writing fluency and earnings of migrants". In: *Journal of Population Economics* 7.2.

Dustmann, Christian u. a. (2016). "Referral-based Job Search Networks". In: *The Review of Economic Studies* 83.2, S. 514–546.

Eggs, Johannes und Annette Jäckle (2015). "Dependent Interviewing and Sub-Optimal Responding". In: *Survey Research Methods* 9.1, S. 15–29.

Egle, Franz (1977). *Zusammenhang zwischen Arbeitslosenquote, Dauer der Arbeitslosigkeit und Betroffenheit von Arbeitslosigkeit*. URL: `http://doku.iab.de/mittab/1977/1977_2_MittAB_Egle.pdf` (besucht am 05. 11. 2013).

Ehlert, Martin (2012). "Buffering income loss due to unemployment: Family and welfare state influences on income after job loss in the United States and western Germany". In: *SOCIAL SCIENCE RESEARCH* 41.4, S. 843–860.

Eliason, Marcus und Donald W. Storrie (2007). "Does job loss shorten life?" In: *Journal of human resources* 44.2, S. 277–302.

Ellguth, Peter (2005). "Betriebe ohne Betriebsrat — welche Rolle spielen betriebsspezifische Formen der Mitarbeitervertretung?" In: *Industrielle Beziehungen / The German Journal of Industrial Relations* 12.2, S. 149–176.

Ellguth, Peter und Susanne Kohaut (2005). "Tarifbindung und betriebliche Interessenvertretung: Aktuelle Ergebnisse aus dem IAB-Betriebspanel". In: *WSI MITTEILUNGEN* 58.7, S. 398.

Elwert, Felix (2013). "Graphical Causal Models". In: *Handbook of causal analysis for social research*. Hrsg. von Stephen L. Morgan. Handbooks of sociology and social research. Dordrecht: Springer, S. 245–273.

Enders, Craig K (2010). *Applied missing data analysis*. Methodology in the social sciences. New York [u.a]: Guilford.

Erlinghagen, Marcel und Klaus Zühlke-Robinet (2001). *Branchenwechsel im Bauhauptgewerbe: Eine Analyse der IAB-Beschäftigtenstatistik für die Jahre 1980 bis 1995*. Hrsg. von Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung.

Esposito, James L. (1999). *Evaluating the Displaced-Worker/Job-Tenure Supplement to the CPS: An Illustration of Mulitmethod Quality Assessment Research*. Hrsg. von US Bureau of Labor Statistics. URL: https://www.bls.gov/ore/pdf/st990070.pdf.

Eurostat (2010). *Combating poverty and social exclusion: A statistical portrait of the European Union 2010*. Brüssel. URL: http://ec.europa.eu/employment_social/2010againstpoverty/export/sites/default/downloads/Publications/Statistical_portrait_of_the_EU2010.pdf (besucht am 10. 06. 2010).

– (2011). *Einkommen, soziale Eingliederung und Lebensbedingungen: Einleitung*. URL: http://epp.eurostat.ec.europa.eu/portal/page/portal/income_social_inclusion_living_conditions/introduction (besucht am 08. 08. 2011).

– (2013). *EU labour force survey - methodology - Statistics Explained*. URL: http://epp.eurostat.ec.europa.eu/statistics_explained/index.php/EU_labour_force_survey_-_methodology (besucht am 28. 10. 2013).

– (2017). *Database*. Hrsg. von European Commission. URL: http://ec.europa.eu/eurostat/data/database (besucht am 02. 10. 2017).

Eurostat - Unit F4 (2014-12-01). *Working paper with the description of the 'Income and living conditions dataset': 'Lot 1: EU-SILC (European Union Statistics on income and Living Conditions): Methodological studies and publications'*. Hrsg. von Eurostat. URL: http://ec.europa.eu/eurostat/documents/1012329/1012398/D5.1.3-Working_paper_final_20141204.pdf/c4ed99f5-7cc3-4bf9-a6eb-b1f730299e0e (besucht am 02. 02. 2015).

Fallick, Bruce C. (1996). "A Review of the Recent Empirical Literature on Displaced Workers". In: *Industrial and Labor Relations Review* 50.1, S. 5.

Farber, Henry S. (1993). "The Incidence and Costs of Job Loss: 1982-91". In: *Brookings Papers on Economic Activity. Microeconomics* 1993.1, S. 73–132.

FDZ SOEP (2017). *Forschungsdatenzentrum des SOEP*. Hrsg. von DIW Berlin. URL: http://www.diw.de/de/diw_02.c.221180.de/fdz_soep.html (besucht am 24. 11. 2017).

Fehr, Sonja (2016). "Gefangen in Arbeitslosigkeit? (Des-)Integrationsprozesse im Zuge der Hartz-Reformen in Deutschland". In: *Solidaritätsbrüche in Europa*. Hrsg. von Wolfgang Aschauer, Elisabeth Donat und Julia Hofmann. Europa - Politik - Gesellschaft. Wiesbaden: Springer VS, S. 149–169.

Felser, Michael (2014). *Höhe der Abfindung - Statistik*. Hrsg. von Felser Rechtsanwälte und Fachanwälte. URL: http://www.felser.de/blog/hoehe-der-abfindung-statistik/ (besucht am 31. 10. 2014).

Fleckenstein, T. (2008). "Restructuring welfare for the unemployed: the Hartz legislation in Germany". In: *Journal of European Social Policy* 18.2, S. 177–188.

Forschungsbereich E3 (2015-11-26). *Personenfragebogen zur Panelstudie Arbeitsmarkt und Soziale Sicherung: Welle 9 (2015)*. Hrsg. von Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung. Nürnberg. URL: http://doku.iab.de/fdz/pass/Frageboegen_Deutsch_W9.zip (besucht am 19. 11. 2017).

Frank, Thomas und Maik-Torsten Schade (2009). *Arbeitslosenstatistik: Erweiterung der Berichterstattung über Arbeitslosenquoten*. Hrsg. von Bundesagentur für Arbeit. Nürnberg. URL: http://statistik.arbeitsagentur.de/Statischer-Content/Grundlagen/Berechnung-Arbeitslosenquote/Methodenbericht-Berichterstattung.pdf (besucht am 29. 10. 2013).

Franz, Wolfgang (2013). *Arbeitsmarktökonomik*. 8., aktualisierte und ergänzte Aufl. Springer-Lehrbuch. Berlin [u.a.]: Springer.

Freedman, David A. (1991). "Statistical Models and Shoe Leather". In: *Sociological Methodology* 21, S. 291.

– (2008). "On regression adjustments to experimental data". In: *Advances in Applied Mathematics* 40.2, S. 180–193.

Frick, Joachim R. und Markus M. Grabka (2005). "Item nonresponse on income questions in panel surveys: Incidence, imputation and the impact on inequality and mobility". In: *Allgemeines Statistisches Archiv* 89.1, S. 49–61.

Gabler (2010). *Gabler Kompakt-Lexikon Wirtschaft: 4500 Begriffe nachschlagen, verstehen, anwenden*. 10., vollst. überarb. und erw. Wiesbaden: Gabler.

Gangl, Markus (2003). *Unemployment dynamics in the United States and West Germany: Economic restructuring, institutions and labor market processes ; with 51 tables*. Contributions to economics. Heidelberg: Physica-Verl.

– (2004). "Welfare States and the Scar Effects of Unemployment: A Comparative Analysis of the United States and West Germany". In: *American Journal of Sociology* 109.6, S. 1319–1364.

– (2006). "Scar Effects of Unemployment: An Assessment of Institutional Complementarities". In: *American Sociological Review* 71.6, S. 986–1013.

Gangl, Markus (2010). "Nichtparametrische Schätzung kausaler Effekte mittels Matchingverfahren". In: *Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse*. Hrsg. von Christof Wolf und Henning Best. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 931–961.

Ganzeboom, Harry B. G., Paul M. de Graaf und Donald J. Treiman (1992). "A standard international socio-economic index of occupational status". In: *SOCIAL SCIENCE RESEARCH* 21.1, S. 1–56.

Gibbons, Robert und Lawrence F. Katz (1991). "Layoffs and Lemons". In: *Journal of Labor Economics* 9.4, S. 351.

Giles, David E. (2011). *Interpreting dummy variables in semi-logarithmic regression models: Exact distributional results*. URL: `https://www.uvic.ca/socialsciences/economics/assets/docs/econometrics/ewp1101.pdf`.

Göckler, Rainer u. a. (2014). *Beschäftigungsorientiert beraten und vermitteln: Standards für die Arbeitsförderung (SGB III) und Grundsicherung (SGB II)*. 1. Aufl. Regensburg: Walhalla Fachverlag.

Goebel, Jan (2011). *Informationen zur SOEP-Geocode CD: Raumordnungsregionsnummern seit 1985 und Regionalindikatoren für Raumordnungsregionen der alten Bundesländer 1984-1994*. Hrsg. von DIW Berlin. (Besucht am 04. 07. 2017).

Goebel, Jan und Maria Richter (2007). *Nach der Einführung von Arbeitslosengeld II: Deutlich mehr Verlierer als Gewinner unter den Hilfeempfängern*. Hrsg. von Deutsches Institut für Wirtschaftsforschung. Berlin. URL: `http://www.diw.de/documents/publikationen/73/diw_01.c.76990.de/07-50-1.pdf` (besucht am 16. 03. 2011).

Goebel, Jan u. a. (2008). "Mikrodaten, Gewichtung und Datenstruktur der Längsschnittstudie Sozio-oekonomisches Panel (SOEP)". In: *Vierteljahrshefte zur Wirtschaftsforschung* 77.3, S. 77–109.

Gordo, Laura Romeu (2006). "Effects of short- and long-term unemployment on health satisfaction: evidence from German data". In: *Applied Economics* 38.20, S. 2335–2350.

Göritz, Berthold u. a. (2010). *Interessenausgleich und Sozialplan*. Betriebs- und Dienstvereinbarungen. Frankfurt am Main: Bund Verlag.

Gould, William (2011). *Use poisson rather than regress; tell a friend*. URL: `http://blog.stata.com/2011/08/22/use-poisson-rather-than-regress-tell-a-friend/` (besucht am 20. 11. 2016).

Grabka, Markus und Joachim R. Frick (2003). *Imputation of Item-Non-Response on Income Questions in the SOEP: 1984-2002*. Hrsg. von DIW Berlin. Berlin. (Besucht am 04. 07. 2017).

Granovetter, Mark S. (1973). "The strength of weak ties". In: *The American journal of sociology* 78.6, S. 1360–1380.

Gregory, Mary und Robert Jukes (2001). "Unemployment and Subsequent Earnings: Estimating Scarring among British Men 1984-94". In: *The Economic Journal* 111.475, F607–F625.

Groh-Samberg, Olaf (2009). *Armut, soziale Ausgrenzung und Klassenstruktur: Zur Integration multidimensionaler und längsschnittlicher Perspektiven*. 1. Aufl. Wiesbaden: VS Verl. für Sozialwiss.

Grund, Christian und Maike Rubin (2016). "Social comparisons of wage increases and job satisfaction". In: *Applied Economics* 49.14, S. 1345–1350.

Guo, Shenyang und Mark W. Fraser (2010). *Propensity score analysis: Statistical methods and applications*. Bd. 12. Advanced quantitative techniques in the social sciences. Los Angeles, Calif.: Sage.

Hainmueller, Jens (2012). "Entropy Balancing for Causal Effects: A Multivariate Reweighting Method to Produce Balanced Samples in Observational Studies". In: *Political Analysis* 20.1, S. 25–46.

Hainmueller, Jens und Yiqing Xu (2013). "ebalance: A Stata Package for Entropy Balancing". In: *Journal of Statistical Software* 54.1, S. 1–18.

– (2015). *ebalance: Entropy reweighting to create balanced samples*.

Hanglberger, Dominik (2011). "Arbeitszeiten außerhalb der Normalarbeitszeit nehmen wieder zu: Eine Analyse zu Arbeitszeitarrangements und Arbeitszufriedenheit". In: *Informationsdienst soziale Indikatoren* 46, S. 12–16.

Hartmann, Michael (2016). *Arbeitsmarkt in Deutschland: Zeitreihen bis 2015*. Hrsg. von Statistik der Bundesagentur für Arbeit. URL: `http://statistik.arbeitsagentur.de` (besucht am 20. 11. 2016).

Hartmann, Michael und Thomas Riede (2005). "Erwerbslosigkeit nach dem Labour-Force-Konzept – Arbeitslosigkeit nach dem Sozialgesetzbuch: Gemeinsamkeiten und Unterschiede". In: *Wirtschaft und Statistik* 4, S. 303–310.

Heckman, James J. (1981). "Heterogeneity and State Dependence". In: *Studies in labor markets*. Hrsg. von Sherwin Rosen. A Conference report / Universities–National Bureau Committee for Economic Research. Chicago: University of Chicago Press, S. 91–140.

– (1993). "What Has Been Learned About Labor Supply in the Past Twenty Years?" In: *The American Economic Review* 83.2, S. 116–121.

Heckman, James J. und George J. Borjas (1980). "Does unemployment cause future unemployment? Definitions, questions and answers from a continuous time model of heterogeneity and state dependence". In: *Economica*, S. 247–283.

Hensche, Martin (2011a). *Kündigung - Personenbedingte Kündigung*. Hrsg. von Hensche Rechtsanwälte. URL: `http://www.hensche.de/Rechtsanwalt_Arbeitsrecht_Handbuch_Kuendigung_Personenbedingt.html` (besucht am 14. 10. 2011).

Hensche, Martin (2011b). *Verhaltensbedingte Kündigung*. Hrsg. von Hensche Rechtsanwälte. URL: http://www.hensche.de/Rechtsanwalt_Arbeitsrecht_Handbuch_Verhaltensbedingte_Kuendigung.html (besucht am 28. 10. 2011).
– (2016). *Aufhebungsvertrag*. Hrsg. von Hensche Rechtsanwälte. URL: http://www.hensche.de/Rechtsanwalt_Arbeitsrecht_Handbuch_Aufhebungsvertrag.html (besucht am 02. 02. 2017).
– (2017a). *Arbeitszeit und Arbeitszeitrecht*. Hrsg. von Martin Hensche. URL: https://www.hensche.de/Rechtsanwalt_Arbeitsrecht_Handbuch_Arbeitszeit.html#tocitem5 (besucht am 02. 08. 2017).
– (2017b). *Betriebsstilllegung, Betriebsschließung*. Hrsg. von Hensche Rechtsanwälte. URL: http://www.hensche.de/Rechtsanwalt_Arbeitsrecht_Betriebsstillegung_Betriebsschliessung.html (besucht am 21. 02. 2017).
Hernán, Miguel und James Robins (2016). *Causal Inference: v1.10.30*. forthcoming. Chapman & Hall/CRC. URL: http://www.hsph.harvard.edu/miguel-hernan/causal-inference-book/.
Heyer, Gerd u. a. (2012). "Evaluation der aktiven Arbeitsmarktpolitik: Ein Sachstandsbericht für die Instrumentenreform 2011". In: *Journal for Labour Market Research* 45.1, S. 41–62.
Hinz, Thomas und Martin Abraham (2008). "Theorien des Arbeitsmarktes: Ein Überblick". In: *Arbeitsmarktsoziologie: 2. Aufl.* Hrsg. von Martin Abraham und Thomas Hinz. Wiesbaden: VS, Verl. für Sozialwiss, S. 17–68.
Hirsch-Kreinsen, Hartmut (2008). "Arbeit". In: *Handbuch Soziologie*. Hrsg. von Nina Baur u. a. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften / GWV Fachverlage GmbH, Wiesbaden, S. 33–53.
Ho, D. E. u. a. (2007). "Matching as Nonparametric Preprocessing for Reducing Model Dependence in Parametric Causal Inference". In: *Political Analysis* 15.3, S. 199–236.
Hoffmeyer-Zlotnik, Jürgen H.P und Alfons Geis (2003). "Berufsklassifikation und Messung des beruflichen Status/Prestige". In: *ZUMA-Nachrichten* 27.52, S. 125–138.
Holland, Paul W. (1986). "Statistics and Causal Inference". In: *Journal of the American Statistical Association* 81.396, S. 945–960.
Holler, Markus und Peter Kulemann (2014). *DGB-Index Gute Arbeit. Der Report 2014: Wie die Beschäftigten die Arbeitsbedingungen in Deutschland beurteilen*. Hrsg. von Institut DGB-Index Gute Arbeit. Berlin.
Holst, Elke und Jürgen Schupp (1995). *Aspekte der Arbeitsmarktentwicklung in Ostdeutschland. Berufliche Aufstiege vorwiegend von Männern verwirklicht - öffentlicher Dienst bislang wichtiger Stabilisator für die Beschäftigung von Frauen*. Hrsg. von DIW Berlin. (Besucht am 29. 10. 2013).

Horneffer, Birgit und Birgit Kuchler (2008). “Drei Jahre Panelerhebung EU-SILC: Erfahrungen und methodische Weiterentwicklungen”. In: *Wirtschaft und Statistik* 8, S. 650–661.

Huber, Martin, Michael Lechner und Andreas Steinmayr (2015). “Radius matching on the propensity score with bias adjustment: Tuning parameters and finite sample behaviour”. In: *Empirical Economics* 49.1, S. 1–31.

IAB (2006). *Änderungen bei Arbeitslosengeld und Arbeitslosenversicherung zum 1. Februar 2006*. Hrsg. von Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung. URL: http://doku.iab.de/chronik/32/2006_02_02_32_aenderungarbeitslosengeld.pdf (besucht am 13. 11. 2014).

Iacus, S. M., G. King und G. Porro (2012). “Causal Inference without Balance Checking: Coarsened Exact Matching”. In: *Political Analysis* 20.1, S. 1–24.

ifb (22.10.2014). *Kündigungen (Arbeitgeber)*. Hrsg. von ifb - Institut zur Fortbildung von Betriebsräten. URL: http://www.betriebsrat.de/portal/lexikon-fuer-die-taegliche-betriebsratsarbeit.html/do/lexikondetail/letter/K/shortlink/kuendigungen-arbeitgeber#entry (besucht am 22. 10. 2014).

Imai, Kosuke und In Song Kim (2016). *When Should We Use Linear Fixed Effects Regression Models for Causal Inference with Longitudinal Data?* Hrsg. von Kosuke Imai. URL: http://imai.princeton.edu/research/files/FEmatch.pdf (besucht am 02. 02. 2017).

Imai, Kosuke und Marc Ratkovic (2014). “Covariate balancing propensity score”. In: *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)* 76.1, S. 243–263.

Impuls, Redaktion (2012). *Altersarmut: Grundsicherung erreicht Arme nicht*. URL: http://www.boeckler.de/impuls_2012_13_2.pdf (besucht am 12. 11. 2013).

Jackson, Michelle und D. R. Cox (2013). “The Principles of Experimental Design and Their Application in Sociology”. In: *Annual Review of Sociology* 39.1, S. 27–49.

Jacobs, Jerry A. (1998). “Measuring Time at Work: Are Self-Reports Accurate”. In: *Monthly Labor Review* 121.

Jacobson, Louis S., Robert J. LaLonde und Daniel G. Sullivan (1993a). “Earnings Losses of Displaced Workers”. In: *The American Economic Review* 83.4, S. 685–709.

Jacobson, Louis S., Robert John Lalonde und Daniel Gerard Sullivan (1993b). *The costs of worker dislocation*. Kalamazoo und Mich: W.E. Upjohn Institute of Employment Research.

Jahoda, Marie, Paul Felix Lazarsfeld und Hans Zeisel (1933). *Die Arbeitslosen von Marienthal: Ein soziographischer Versuch über die Wirkungen langandauernder Arbeitslosigkeit ; mit einem Anh. zur Geschichte der Soziographie*. [22. Aufl.], Lizenzausg. Bd. 769. Edition Suhrkamp. Frankfurt am Main: Suhrkamp.

Kasten, Tanja (2008). *Monetäre und nicht-monetäre Effekte von Erwerbsunterbrechungen: Eine mikroökonometrische Analyse auf Basis des SOEP*. Frankfurt am Main [u.a.]: Lang.

Kaufmann, Klara, Markus Hummel und Helmut Rudolph (2012). "Datenanhang". In: *Handbuch Arbeitsmarkt 2013*. Hrsg. von Herbert Brücker u. a. IAB-Bibliothek. Bielefeld: Bertelsmann.

Kennedy, Peter (1981). "Estimation with Correctly Interpreted Dummy Variables in Semilogarithmic Equations". In: *The American Economic Review* 71.4, S. 801.

– (2008). *A guide to econometrics*. 6. ed. Malden, Mass.: Blackwell.

Kiefer, Nicholas M. und George R. Neumann (1989). *Search models and applied labor economics*. Cambridge: Cambridge Univ. Pr.

Kimmel, Jean und Karen Smith Conway (2001). "Who Moonlights and Why? Evidence from the SIPP". In: *Industrial Relations* 40.1, S. 89–120.

King, Gary (1995). "Replication, Replication". In: *PS: Political Science and Politics* 28.3, S. 444.

King, Gary und Richard Nielsen (2016). *Why Propensity Scores Should Not Be Used for Matching*. URL: `http://gking.harvard.edu/files/gking/files/psnot.pdf?m=1456683191` (besucht am 10. 06. 2016).

King, Gary u. a. (2011). *Comparative Effectiveness of Matching Methods for Causal Inference*. URL: `http://gking.harvard.edu/files/psparadox.pdf`.

Kletzer, Lori G. (1998). "Job Displacement". In: *The Journal of Economic Perspectives* 12.1, S. 115–136. URL: `http://www.jstor.org/stable/2646942`.

Knuth, Matthias (2011). "Widersprüchliche Dynamiken im deutschen Arbeitsmarkt". In: *WSI-Mitteilungen* 11, S. 580–587. (Besucht am 07. 08. 2012).

Koch, Susanne u. a. (2011). *Kurz vor der Reform: Arbeitsmarktinstrumente auf dem Prüfstand*. (Besucht am 17. 10. 2014).

Kohler, Ulrich u. a. (2012). "Verarmungsrisiken nach kritischen Lebensereignissen in Deutschland und den USA". In: *Kolner Zeitschrift fur Soziologie und Sozialpsychologie* 64.2, S. 223–245.

Kosovich, Stephen M. (2010). "The Value of Layoffs and Labor Market Conditions as Signals of Worker Quality". In: *B E JOURNAL OF ECONOMIC ANALYSIS & POLICY* 10.1.

Krause, Peter (1995). *Ostdeutschland fünf Jahre nach der Einheit: Rückgang der Erwerbsbeteiligung scheint gestoppt, Einkommen gleichen sich weiter an, Armut stagniert*. URL: `http://www.diw.de/deutsch/95_50_2/30729.html` (besucht am 29. 10. 2013).

Kreyenfeld, Michael und Esther Geisler (2006). "Müttererwerbstätigkeit in Ost- und Westdeutschland". In: *Zeitschrift für Familienforschung* 18.3, S. 333–360.

Kröger, Hannes (5.2014). *Newspell - Easy Management of Complex Spell Data*.

Kroh, Martin (2014). *Documentation of Sample Sizes and Panel Attrition in the German Socio-Economic Panel (SOEP) (1984 until 2012)*. URL: http://panel.gsoep.de/soep-docs/surveypapers/diw_ssp0177.pdf (besucht am 03. 02. 2015).

Kroh, Martin, Simon Kühne und Rainer Siegers (2017). *Documentation of Sample Sizes and Panel Attrition in the German Socio-Economic Panel (SOEP) (1984 until 2015)*. Berlin.

Kroh, Martin u. a. (2015). *The 2013 IAB-SOEP Migration Sample (M1): Sampling design and weighting adjustment*. Hrsg. von DIW. Berlin.

Krömer, Martin und Klaus Pawlak (2014). *Arbeitsrecht im öffentlichen Dienst 2014: Die wichtigsten Stichwörter von A-Z*. 7., Auflage 2014. Heidelberg, Neckar: Rehm Verlag.

Kühl, Jürgen u. a. (2013). *Berufliche Weiterbildung*. Hrsg. von Bundeszentrale für politische Bildung (bpb). URL: http://www.bpb.de/politik/innenpolitik/arbeitsmarktpolitik/164752/berufliche-weiterbildung?p=all (besucht am 17. 10. 2014).

Kuhn, Lothar (2007). *Extrem-Arbeiter: Reiz und Risiko der 70-Stunden-Woche*. Hrsg. von Spiegel Online. URL: http://www.spiegel.de/wirtschaft/extrem-arbeiter-reiz-und-risiko-der-70-stunden-woche-a-484262.html (besucht am 02. 08. 2017).

Kuhn, Peter J., Hrsg. (2002a). *Losing work, moving on: International perspectives on worker displacement*. Kalamazoo und Mich: W.E. Upjohn Institute for Employment Research.

– (2002b). "Preface". In: *Losing work, moving on*. Hrsg. von Peter J. Kuhn. Kalamazoo und Mich: W.E. Upjohn Institute for Employment Research, S. xiii–xxi.

– (2002c). "Summary and Synthesis". In: *Losing work, moving on*. Hrsg. von Peter J. Kuhn. Kalamazoo und Mich: W.E. Upjohn Institute for Employment Research, S. 1–103.

Kuschel, Thomas (o.J.). *Das ABC personenbedingter Kündigungen: „Negative Prognose" entscheidend*. Hrsg. von DAK. URL: http://www.job-pages.de/pdf-recht/personenbedingte_kuendigung.pdf (besucht am 14. 10. 2011).

Kyyrä, Tomi und Ralf A. Wilke (2014). "On the reliability of retrospective unemployment information in European household panel data". In: *Empirical Economics* 46.4, S. 1473–1493.

Laurie, Heather (2008). "Minimizing panel attrition". In: *Handbook of Longitudinal Research: Design, Measurement, and Analysis*. Hrsg. von Scott W. Menard. Burlington, MA: Elsevier/Academic Press, S. 301–328.

Lemaître, Georges (1992). *Dealing with the seam problem for the Survey of Labour and Income Dynamics*. Bd. no. 005. Income research paper series. [Ottawa]: Statistics Canada.

Lenis, David u. a. (2017). *IT'S ALL ABOUT BALANCE: PROPENSITY SCORE MATCHING IN THE CONTEXT OF COMPLEX SURVEY DATA*. Baltimore. URL: http://biostats.bepress.com/jhubiostat/paper284 (besucht am 28. 08. 2017).

Leuven, Edwin und Barbara Sianesi (2003). *PSMATCH2: Stata module to perform full Mahalanobis and propensity score matching, common support graphing, and covariate imbalance testing*. URL: http://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s432001.html.

Liebig, André (2017). *Gesetzlicher Mindestlohn ab 2015 - Gesetz zur Regelung eines allgemeinen Mindestlohns (Mindestlohngesetz-MiLoG)*. Hrsg. von André Liebig. URL: http://www.lohn-info.de/mindestlohn_gesetzlich.html (besucht am 10. 07. 2017).

Liebig, Daniel (2011). *Änderung § 31 SGB II vom 01.04.2011: Fassung § 31 SGB II a.F. bis 01.04.2011 (geändert durch Artikel 2 G. v. 24.03.2011 BGBl. I S. 453)*. Hrsg. von Daniel Liebig. URL: http://www.buzer.de/gesetz/2602/al27489-0.htm (besucht am 12. 12. 2014).

Liebig, Stefan und Andrea Hense (2007). "Die zeitweise Verlagerung von Arbeitskräften in die Arbeitslosigkeit: Eine „neue" personalpolitische Flexibilisierungsstrategie?" In: *Zeitschrift für Arbeitsmarktforschung* 4, S. 399–417.

Light, Audrey und Manuelita Ureta (1995). "Early-Career Work Experience and Gender Wage Differentials". In: *Journal of labor economics* 13.1, S. 121–154.

Liker, Jeffrey K., Sue Augustyniak und Greg J. Duncan (1985). "Panel data and models of change: A comparison of first difference and conventional two-wave models". In: *SOCIAL SCIENCE RESEARCH* 14.1, S. 80–101. URL: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0049089X85900134.

Lin, Winston (2013). "Agnostic notes on regression adjustments to experimental data: Reexamining Freedman's critique". In: *The Annals of Applied Statistics* 7.1, S. 295–318.

Lohninger, H. (2013). *Mahalanobis-Distanz*. URL: http://www.statistics4u.info/fundstat_germ/ee_mahalanobis_distance.html (besucht am 21. 01. 2016).

Ludwig-Mayerhofer, Wolfgang (2008). "Arbeitslosigkeit". In: *Arbeitsmarktsoziologie: 2. Aufl.* Hrsg. von Martin Abraham und Thomas Hinz. Wiesbaden: VS, Verl. für Sozialwiss, S. 199–239.

Lundberg, Shelly (1985). "The Added Worker Effect". In: *Journal of Labor Economics* 3.1, Part 1, S. 11–37.

Manski, Charles F. (1995). *Identification problems in the social sciences*. Cambridge, Mass.: Harvard University Press.

– (2013). *Public policy in an uncertain world: Analysis and decisions*. Cambridge, Mass.: Harvard University Press.
Marcus, Jan (2013). "The effect of unemployment on the mental health of spouses - evidence from plant closures in Germany". In: *Journal of Health Economics* 32.3, S. 546–558.
Matheus, Sylvia (1995). *Wechselmöglichkeiten aus industriellen Berufen in Dienstleistungsberufe: Eine Analyse mit Daten des Sozioökonomischen Panels*. Hrsg. von Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung. Nürnberg.
Mavromaras, Kostas G. und Helmut Rudolph (1997). "Wage Discrimination in the Reemployment Process". In: *The Journal of Human Resources* 32.4, S. 812–860.
Mincer, Jacob (1958). "Investment in Human Capital and Personal Income Distribution". In: *Journal of Political Economy* 66.4, S. 281–302. URL: http://www.jstor.org/stable/1827422.
Montada, Leo (1997). "Behinderungen auf dem Arbeitsmarkt". In: *Behinderte auf dem Arbeitsmarkt*. Hrsg. von Mathilde Niehaus. Schriftenreihe / ADIA-Stiftung zur Erforschung Neuer Wege für Arbeit und Soziales Leben. Frankfurt Main u.a.: Campus-Verl., S. 18–31.
Mooi-Reci, I. (2012). "Retrenchments in Unemployment Insurance Benefits and Wage Inequality: Longitudinal Evidence from the Netherlands, 1985-2000". In: *European Sociological Review* 28.5, S. 594–606.
Morgan, Stephen L. und Jennifer J. Todd (2008). "6. A Diagnostic Routine for the Detection of Consequential Heterogeneity of Causal Effects". In: *Sociological Methodology* 38.1, S. 231–282.
Morgan, Stephen L. und Christopher Winship (2015). *Counterfactuals and causal inference: Methods and principles for social research*. 2nd Edition. New York: Cambridge University Press.
Moro, Andrea (2008). "statistical discrimination". In: *The new Palgrave dictionary of economics*. Hrsg. von Steven N. Durlauf. Basingstoke: Palgrave Macmillan, S. 1.
Müller, Kai-Uwe und Viktor Steiner (2008). *Imposed Benefit Sanctions and the Unemployment-to-Employment Transition: The German Experience*. Hrsg. von Deutsches Institut für Wirtschaftsforschung. Berlin. URL: http://www.diw.de/documents/publikationen/73/83472/dp792.pdf (besucht am 27. 07. 2011).
Nau, Robert (2017). *What's a good value for R-squared?* URL: https://people.duke.edu/~rnau/rsquared.htm (besucht am 19. 10. 2017).
Nawakitphaitoon, Kritkorn und Russell Ormiston (2014). "Occupational human capital and earnings losses of displaced workers: does the degree of similarity between pre- and post-displacement occupations matter?" In: *Journal for Labour Market Research*, S. 1–17. URL: http://dx.doi.org/10.1007/s12651-014-0169-y.

Niemi, Iiris (1993). "Systematic error in behavioural measurement: Comparing results from interview and time budget studies". In: *Social Indicators Research* 30.2-3, S. 229–244.

Ohr, Dieter (2010). "Lineare Regression: Modellannahmen und Regressionsdiagnostik". In: *Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse*. Hrsg. von Christof Wolf und Henning Best. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 639–675.

Oschmiansky, Frank und Jürgen Kühl (2010). *Wohlfahrtsstaatliche Grundmodelle*. Hrsg. von Bundeszentrale für politische Bildung. URL: http://www.bpb.de/politik/innenpolitik/arbeitsmarktpolitik/55072/wohlfahrtsstaatliche-grundmodelle?p=all (besucht am 02. 10. 2017).

Oschmiansky, Frank, Günther Schmid und Silke Kull (2003). "Faule Arbeitslose? Politische Konjunkturen und Strukturprobleme der Missbrauchsdebatte". In: *Leviathan* 31, S. 3–31. URL: http://dx.doi.org/10.1007/s11578-003-0001-5.

Osiander, Christopher (2010). "Anspruchslöhne bei Empfängern des Arbeitslosengeldes II". In: *Wirtschaftsdienst* 90.4, S. 235–239.

Pannenberg, Markus (2007). "Individuelle Anspruchslöhne in Deutschland: Eine aktuelle Bestandsaufnahme". In: *Arbeitsmarkt- und Sozialpolitikforschung im Wandel*. Hrsg. von Johannes Schwarze, Jutta Räbiger und Reinhold Thiede. Hamburg: Kovač, S. 63–79.

Patterson-Baysal, Elishewa (2016). *Einfach mal die Klappe halten - Bei Kündigung keine Gründe angeben - Ihr Arbeitsrecht*. URL: http://www.ihrarbeitsrecht.de/485/einfach-mal-die-klappe-halten-im-kuendigungsschreiben-sollten-sie-keine-gruende-angeben/ (besucht am 03. 02. 2017).

Paugam, Serge (2008). *Die elementaren Formen der Armut*. 1. Aufl. Hamburg: Hamburger Ed.

Pearl, Judea (2010). "THE FOUNDATIONS OF CAUSAL INFERENCE". In: *Sociological Methodology* 40, S. 75–149.

Peck, Jamie (2001). *Workfare states*. New York, NY: Guilford Press. URL: http://www.loc.gov/catdir/bios/guilford051/00067764.html.

Piachaud, David (1987). "Problems in the Definition and Measurement of Poverty". In: *Journal of Social Policy* 16, S. 147–164. URL: http://journals.cambridge.org/action/displayAbstract?fromPage=online&aid=3304724.

Pimpertz, Jochen und Holger Schäfer (2009). *Was kostet der vorzeitige Ausstieg aus dem Erwerbsleben?* URL: http://www.iwkoeln.de/Portals/0/pdf/trends01_09_1.pdf (besucht am 25. 10. 2011).

Pollmann-Schult, Matthias (2005). "Führen verschärfte Zumutbarkeitsregeln der Arbeitsvermittlung zu schnellerer Wiederbeschäftigung? Empirische Analysen zur Wirkung der Neuregelung der Zumutbarketsbestimmungen im Jahr 1997". In: *Zeitschrift für Sozialreform* 51.3, S. 315–336.

Potrafke, Niklas (2012). “Unemployment, human capital depreciation and pension benefits: an empirical evaluation of German data”. In: *Journal of Pension Economics and Finance* 11.02, S. 223–241.

Preisendörfer, Peter und Thomas Voss (1988). “Arbeitsmarkt und soziale Netzwerke: Die Bedeutung sozialer Kontakte beim Zugang zu Arbeitsplätzen”. In: *Soziale Welt* 39.1, S. 104–120.

“Propensity score matching and complex surveys” (2016). In: *Statistical methods in medical research*.

Pyy-Martikainen, Marjo und Ulrich Rendtel (2008). “Assessing the impact of initial nonresponse and attrition in the analysis of unemployment duration with panel surveys”. In: *AStA Advances in Statistical Analysis* 92.3, S. 297–318.

RatSWD (2017-01-01). *Die sozial-, verhaltens- und wirtschaftswissenschaftliche Survey-Landschaft in Deutschland: Empfehlungen des RatSWD*. Hrsg. von RatSWD. Berlin. URL: `https://www.ratswd.de/dl/RatSWD_Output6_BerichtPanelsurveys.pdf` (besucht am 14. 10. 2017).

Rebien, Martina und Anja Kettner (2011). “Die Konzessionsbereitschaft von Bewerbern und Beschäftigten nach den Hartz-Reformen”. In: *WSI-Mitteilungen* 5, S. 218–225. (Besucht am 07. 08. 2012).

Rendtel, Ulrich und Ulrich Pötter (1992). *Über Sinn und Unsinn von Repräsentationsstudien*.

Rendtel, Ulrich und Gert Wagner, Hrsg. (1991). *Lebenslagen im Wandel: zur Einkommensdynamik in Deutschland seit 1984. Sozio-ökonomische Daten und Analysen für die Bundesrepublik Deutschland, Bd. 4*. Frankfurt am Main: Campus-Verlag.

Rengers, Martina (2004). “Das international vereinbarte Labour-Force-Konzept”. In: *Wirtschaft und Statistik* 12, S. 1369–1383.

– (2009). “Unterbeschäftigung und Teilzeitbeschäftigung im Jahr 2008”. In: *Wirtschaft und Statistik* 9.

– (2010). *Rund neun Millionen Menschen wünschen sich (mehr) Arbeit*. Hrsg. von Statistisches Bundesamt. URL: `https://www.destatis.de/DE/Publikationen/STATmagazin/Arbeitsmarkt/2010_06/2010_06PDF.pdf?__blob=publicationFile` (besucht am 20. 10. 2017).

Ridgeway, Greg u. a. (2015). “Propensity Score Analysis with Survey Weighted Data”. In: *Journal of Causal Inference* 3.2, S. 67.

Rieth, Malte, Michele Piffer und Michael Hachula (2016). “EZB-Politik erfolgreich im Euroraum und in Deutschland”. In: *DIW Wochenbericht* 8, S. 139–147.

Riley, John G. (1979). “Testing the Educational Screening Hypothesis”. In: *Journal of Political Economy* 87.5, S227–S252.

Rodgers, Willard L., Charles Brown und Greg J. Duncan (1993). "Errors in Survey Reports of Earnings, Hours Worked, and Hourly Wages". In: *Journal of the American Statistical Association* 88.424, S. 1208–1218.

Rosenbaum, Paul R. (1995). *Observational studies*. 2. Aufl. Springer Series in Statistics. New York: Springer.

– (2010). *Design of Observational Studies*. Springer Series in Statistics. New York, NY: Springer-Verlag New York.

Rosenbaum, Paul R. und Donald Rubin (1985). "Constructing a Control Group Using Multivariate Matched Sampling Methods That Incorporate the Propensity Score". In: *The American Statistician* 39.1, S. 33.

Rosenbaum, Paul R. und Donald B. Rubin (1983). "The central role of the propensity score in observational studies for causal effects". In: *Biometrika* 70.1, S. 41–55.

Rosenthal, Peer und Silke Bothfeld (2013). "Zehn Jahre 'Hartz-Reformen': Schleichender Abschied von der Arbeitslosenversicherung". In: *Gegenblende* 22. URL: `http://gegenblende.dgb.de/artikel/++co++f272a0ce-f466-11e2-ba22-52540066f352` (besucht am 14. 11. 2017).

Rowntree, B. Seebohm (2000). *Poverty: A study of town life*. Centennial ed. Bristol: Policy Press.

Rubin, Donald B. (2005). "Causal Inference Using Potential Outcomes". In: *Journal of the American Statistical Association* 100.469, S. 322–331.

Ruhm, Christopher J. (1991). "Are Workers Permanently Scarred by Job Displacements?" In: *The American Economic Review* 81.1, S. 319–324. URL: `http://www.jstor.org/stable/2006805`.

Salm, Martin (2009). "Does job loss cause ill health?" In: *Health Economics* 18.9, S. 1075–1089. URL: `http://dx.doi.org/10.1002/hec.1537`.

SBA (2017). *Arbeitslosigkeit im Zeitverlauf: Entwicklung der Arbeitslosenquote*. Hrsg. von Statistik der Bundesagentur für Arbeit. Nürnberg. URL: `https://statistik.arbeitsagentur.de` (besucht am 01. 12. 2017).

Schief, Sebastian (2003). "Arbeitszeiten in Deutschland – Eine Frage der Messung?" In: *Mitteilungen aus der Arbeitsmarkt-und Berufsforschung* 36.2, S. 187–198.

Schmelzer, Paul (2011). "Unemployment in early career in the UK". In: *Acta Sociologica* 54.3, S. 251–265.

Schmillen, Achim und Joachim Möller (2012). "Distribution and determinants of lifetime unemployment". In: *Labour Economics* 19.1, S. 33–47.

Schmitz, Hendrik (2011). "Why are the unemployed in worse health? The causal effect of unemployment on health". In: *Labour Economics* 18.1, S. 71–78.

Schrodt, P. A. (2014). "Seven deadly sins of contemporary quantitative political analysis". In: *Journal of Peace Research* 51.2, S. 287–300.

Schulten, Thorsten und Reinhard Bispinck (2013). "Stabileres Tarifvertragssystem durch Stärkung der Allgemeinverbindlicherklärung?" In: *Wirtschaftsdienst* 93.11, S. 758–764.

Schupp, Jürgen u. a. (2015). *Socio-Economic Panel (SOEP), data from 1984-2013: soep.v30*.

Schwamborn, Harald (2014). *Personenbedingte Kündigung*. Hrsg. von Rechtsanwalt Harald Schwamborn. URL: http://www.info-arbeitsrecht.de/Arbeitsrecht_Kuendigung/Arbeitsrecht_Kuendigung_3/personenbedingte_kuendigung.html (besucht am 22. 10. 2014).

Sennett, Richard (2010). *Der flexible Mensch: Die Kultur des neuen Kapitalismus*. 7. Aufl. Bd. 342. BvT. Berlin: Berliner Taschenbuch-Verl.

Sesselmeier, Werner, Lothar Funk und Bernd Waas (2009). *Arbeitsmarkttheorien: Eine ökonomisch-juristische Einführung*. 3. Aufl. Heidelberg: Physica-Verl.

Shafrin, Jason (2016). *Fixed Effects Logit Estimator and the Incidental Parameter Problem*. Hrsg. von Jason Shafrin. URL: http://healthcare-economist.com/2012/05/23/fixed-effects-logit-estimator-and-the-incidental-parameter-problem/ (besucht am 15. 02. 2016).

SOEP Group (2013). *SOEP-Monitor Person 1984-2011 (SOEP v28)*. Hrsg. von DIW Berlin. URL: http://panel.gsoep.de/soep-docs/surveypapers/diw_ssp0119.pdf (besucht am 29. 10. 2013).

Solon, Gary, Steven J. Haider und Jeffrey M. Wooldridge (2015). "What Are We Weighting For?" In: *Journal of Human Resources* 50.2, S. 301–316.

Sozialpolitik Aktuell (2014). *Durchschnittliches Zugangsalter in Altersrenten 1993 - 2013: nach Geschlecht, Deutschland*. Hrsg. von Institut Arbeit und Qualifikation der Universität Duisburg-Essen. URL: http://www.sozialpolitik-aktuell.de/arbeitsmarkt-datensammlung.html.

– (2018). *Erwerbstätige ALG II-Empfänger 2007 - 2017*. Hrsg. von Institut Arbeit und Qualifikation der Universität Duisburg-Essen. URL: http://www.sozialpolitik-aktuell.de/arbeitsmarkt-datensammlung.html.

Statistisches Landesamt des Freistaates Sachsen (2011). *Leben in Europa: Haushalts- und Personenfragebogen*. URL: https://circabc.europa.eu/sd/a/21c4f62d-5cde-40b0-925c-167346bbdd30/2011%20Questionnaire%20DE.pdf (besucht am 02. 02. 2015).

Statistisches Landesamt NRW (2016). *Datenangebot: Gemeinschaftsstatistik über Einkommen und Lebensbedingungen*. Hrsg. von Forschungsdatenzentren der Statistischen Ämter des Bundes und der Länder. URL: http://www.forschungsdatenzentrum.de/bestand/eu-silc/index.asp (besucht am 04. 04. 2017).

Steffen, Johannes (2009). *Sozialpolitische Chronik*. Hrsg. von Arbeitnehmerkammer Bremen. Bremen. URL: http://www.arbeitnehmerkammer.de/cms/upload/Politik/Sozialpolitische_Chronik.pdf (besucht am 03. 11. 2011).

Steiner, Peter M., Thomas D. Cook und William R. Shadish (2011). "On the Importance of Reliable Covariate Measurement in Selection Bias Adjustments Using Propensity Scores". In: *Journal of Educational and Behavioral Statistics* 36.2, S. 213–236.

Stephan, Gesine (2016). *Beschäftigung vor und nach dem Arbeitslosengeldbezug: Die Hälfte der Zugänge und Abgänge entfällt auf acht Branchen*. Hrsg. von Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung. Nürnberg.

StepStone (2013). *Glückliche Mitarbeiter - erfolgreiche Unternehmen? StepStone Studie über Glück am Arbeitsplatz 2012/2013*. Hrsg. von StepStone. Düsseldorf. URL: `http://www.stepstone.de/Ueber-StepStone/presse/glueck-im-job-zahlt-sich-aus.cfm` (besucht am 26. 04. 2016).

Stigler, George J. (1962). "Information in the Labor Market". In: *Journal of Political Economy* 70.5, S. 94–105.

Strauß, Susanne und Steffen Hillmert (2011). "Einkommenseinbußen durch Arbeitslosigkeit in Deutschland". In: *KZfSS Kölner Zeitschrift für Soziologie und Sozialpsychologie* 63.4, S. 567–594.

Stuart, Elizabeth A. (2010). "Matching Methods for Causal Inference: A Review and a Look Forward". In: *Statistical Science* 25.1, S. 1–21.

Sturn, Simon und Till Treeck (2017). "Arbeitsmarktreformen in Deutschland: Hohe soziale Kosten ohne gesamtwirtschaftlichen Nutzen". In: 11 (), S. 592–600. URL: `https://www.boeckler.de/wsimit_2010_11_sturn.pdf` (besucht am 02. 10. 2017).

Sussman, Deborah (1998). "Moonlighting: A growing way of life". In: *Perspectives on Labour and Income* 10.2, S. 24.

Swart, E. u. a. (2016). "A Consensus German Reporting Standard for Secondary Data Analyses, Version 2 (STROSA-STandardisierte BerichtsROutine für SekundärdatenAnalysen)". In: *Gesundheitswesen (Bundesverband der Arzte des Offentlichen Gesundheitsdienstes (Germany))* 78.S 01, e145–e160.

Tillman, Uwe (2017). *Personalräte, Betriebsräte und andere Interessenvertretungen: Das Personalvertretungsrecht*. Hrsg. von INFO-SERVICE Öffentlicher Dienst/Beamte. URL: `http://www.beamten-informationen.de/dialog/personal__und_betriebsraete` (besucht am 14. 07. 2017).

TNS Infratest Sozialforschung (2012a). *SOEP 2008 – Erhebungsinstrumente 2008 (Welle 25) des Sozio–oekonomischen Panels*. Hrsg. von DIW Berlin. Berlin. URL: `https://www.diw.de/documents/publikationen/73/diw_01.c.570630.de/diw_ssp0109.pdf` (besucht am 01. 02. 2019).

– (2012b). *SOEP 2010 – Erhebungsinstrumente 2010 (Welle 27) des Sozio–oekonomischen Panels*. Hrsg. von DIW Berlin. Berlin. URL: `http://panel.gsoep.de/soep-docs/surveypapers/diw_ssp0107.pdf` (besucht am 03. 11. 2017).

Topel, Robert (1990). “Specific capital and unemployment: Measuring the costs and consequences of job loss”. In: *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy* 33, S. 181–214.

Trappmann, Mark u. a. (2013). “The PASS panel survey after six waves”. In: *Journal for Labour Market Research* 46.4, S. 275–281. URL: http://dx.doi.org/10.1007/s12651-013-0150-1.

Vaisey, Stephen und Andrew Miles (2014). “What You Can – and Can’t – Do With Three-Wave Panel Data”. In: *Sociological Methods & Research*, S. 1–24.

van Berg, G. J. Den, M. Lindeboom und G. Ridder (1994). “Attrition in longitudinal panel data and the empirical analysis of dynamic labour market behaviour”. In: *Journal of Applied Econometrics* 9.4, S. 421–435.

van den Berg, Gerard J. u. a. (2014). *Eingliederungsvereinbarungen: Vermittlungsfachkräfte halten mehr Spielraum für sinnvoll*. Nürnberg. URL: http://doku.iab.de/kurzber/2014/kb2214.pdf (besucht am 23. 10. 2014).

van der Ploeg, Tjeerd, Peter C. Austin und Ewout W. Steyerberg (2014). “Modern modelling techniques are data hungry: a simulation study for predicting dichotomous endpoints”. In: *BMC medical research methodology* 14, S. 137.

van Ours, Jan C. und Milan Vodopivec (2008). “Does reducing unemployment insurance generosity reduce job match quality?” In: *Journal of Public Economics* 92.3-4, S. 684–695.

Vetter, Christian (2003). “Einfluss der Altersstruktur auf die krankheitsbedingten Fehlzeiten”. In: *Demographischer Wandel*. Hrsg. von Bernhard Badura. Fehlzeiten-Report. Berlin u.a.: Springer, S. 249–263.

Vinokur, Amiram D. u. a. (1991). “Long-term follow-up and benefit-cost analysis of the Jobs Program: A preventive intervention for the unemployed”. In: *Journal of Applied Psychology* 76.2, S. 213–219.

Vishwanath, Tara (1989). “Job Search, Stigma Effect, and Escape Rate from Unemployment”. In: *Journal of labor economics* 7.4, S. 487–502. URL: http://www.jstor.org/stable/2535139.

Wagner, Gert G. u. a. (2008). “Das Sozio-oekonomische Panel (SOEP): Multidisziplinäres Haushaltspanel und Kohortenstudie für Deutschland – Eine Einführung (für neue Datennutzer) mit einem Ausblick (für erfahrene Anwender)”. In: *AStA Wirtschafts- und Sozialstatistisches Archiv* 2.4, S. 301–328.

Walker, Robert (1994). *Poverty dynamics: Issues and examples*. Aldershot [u.a.]: Avebury.

Walwei, Ulrich (2011). “Die veränderte Struktur des Arbeitsmarktes: zukunftsfähig oder doch nicht nachhaltig?” In: *WSI-Mitteilungen* 11, S. 563–570. (Besucht am 07. 08. 2012).

– (2013). “Times of change: what drives the growth of work arrangements in Germany?” In: *Journal for Labour Market Research*.

Weber, Sylvain (2010). *bacon: BACON algorithm to identify multivariate outliers*.

Weinhardt, Michael u. a. (2016). *The Linked Employer-Employee Study of the Socio-Economic Panel (SOEP-LEE): Project Report*. Hrsg. von DIW Berlin. (Besucht am 21. 02. 2017).

Weiss, Felix und Markus Klein (2011). "Soziale Netzwerke und Jobfindung von Hochschulabsolventen – Die Bedeutung des Netzwerktyps für monetäre Arbeitsmarkterträge und Ausbildungsadäquatheit / Social Networks and Tertiary Graduates' Job Search: The Impact of Network Type on Monetary Returns and Job Adequacy". In: *Zeitschrift für Soziologie* 40.3.

Wesemann, Nina (2011). *Befristeter Arbeitsvertrag - Kündigung möglich bei Vereinbarung von Kündigungsfristen*. Hrsg. von Martin Hensche. URL: `http://www.hensche.de/Befristeter_Arbeitsvertrag_Kuendigung_Befristeter_Arbeitsvertrag_Kuendigungsfristenregelung_Befristeter_Arbeitsvertrag_BAG_6AZR436-10.html` (besucht am 22. 05. 2017).

Wichert, Joachim (2014). *Arbeitsrecht*. Hrsg. von Gabler Wirtschaftslexikon. URL: `http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Archiv/54192/arbeitsrecht-v8.html` (besucht am 31. 10. 2014).

Wingerter, Christian (2011). *Der Eintritt junger Menschen in das Erwerbsleben: Ergebnisse der Arbeitskräfteerhebung 2009*. Hrsg. von Statistisches Bundesamt. Wiesbaden. URL: `https://www.destatis.de/DE/Publikationen/WirtschaftStatistik/Arbeitsmarkt/EintrittErwerbsleben0211.pdf?__blob=publicationFile`.

Winship, Christopher und Felix Elwert (2010). "Effect Heterogeneity and Bias in Main-Effects-Only Regression Models". In: *Heuristics, probability, and causality*. Hrsg. von Rina Dechter, Hector Geffner und Joseph Y. Halpern. Tributes. London: College Publications.

Winship, Christopher und Larry M. Radbill (1994). "Sampling Weights and Regression Analysis". In: *Sociological Methods & Research* 23.2, S. 230–257.

Wooldridge, Jeffrey M. (2012). *Introductory econometrics: A modern approach*. 5th. Canada: South-Western.

Wübbeke, Christina (20.8.2007). "Ältere Bezieher von Arbeitslosengeld II: Einmal arm, immer arm?" In: *IAB-Kurzbericht*, S. 1–8.

Wyss, Richard u. a. (2014). "The role of prediction modeling in propensity score estimation: an evaluation of logistic regression, bCART, and the covariate-balancing propensity score". In: *American journal of epidemiology* 180.6, S. 645–655.

Yollu-Tok, Aysel und Werner Sesselmeier (2012). "Vollbeschäftigung: zeit- und gesellschaftskontingenter Begriff". In: *Vollbeschäftigung?* Hrsg. von Bundeszentrale für politische Bildung, S. 13–19.

Young, C. (2012). “Losing a Job: The Nonpecuniary Cost of Unemployment in the United States”. In: *Social Forces* 91.2, S. 609–634.
Zhao, Qingyuan und Daniel Percival (2016). “Entropy Balancing is Doubly Robust”. In: *Journal of Causal Inference* 5.1.

A. Anhang

Kapitelübersicht

A.1. Sensitivitätsanalysen **315**
A.1.1. Analyse ohne imputierte Löhne 315
A.1.2. Analyse nach Hinzunahme von Y_1 in das Zuweisungsmodell 316
A.1.3. Analyse unter Ausschluss der Langzeitarbeitslosen . . . 317
A.1.4. Berücksichtigung der Branchenzugehörigkeit 319
A.1.5. Zusammenfassung Sensitivitätsanalysen 320
A.2. Die Wahl der nächsten Nachbarn **322**
A.3. Zur Unmöglichkeit der getrennten Analyse für die Teilzeitbeschäftigten **323**
A.4. Weitere Abbildungen und Tabellen **326**
A.5. Danksagung **329**
A.6. Lebenslauf **330**

A.1. Sensitivitätsanalysen

A.1.1. Analyse ohne imputierte Löhne

In Abschnitt 4.5.5 wurde darauf hingewiesen, dass das vom FDZ SOEP zur Imputation der Bruttomonatslöhne genutzte Modell wenig geeignet ist, um die Effekte von Arbeitsplatzwechseln nachzuvollziehen. Obwohl die Verzerrung vorrangig auf das Fehlen der Kündigungsgrundvariablen zurückgeführt wurde,[1] sollte eine Sensitivitätsanalyse unter Ausschluss der Beobachtungen mit fehlenden Löhnen (d.h. ein listenweiser Fallausschluss) durchgeführt werden. Dies führt jedoch unweigerlich zu neuen Problemen: da die Antwortverweigerung nicht zufällig ist, führt der Ausschluss dieser Beobachtungen mit hoher Wahrscheinlichkeit ebenfalls zu verzerrten Schätzungen. In welche Richtung die Verzerrung ausfällt, hängt letztlich

1 Und damit eine gleichmäßige Verzerrung innerhalb der Kündigungsgründe zu erwarten ist.

Tabelle A.1.1.: Differenzen in den geschätzten LATT's nach Ausschluss der imputierten Löhne (Prozentpunkte)

	BS	*KAG*	*fK*	*Stayer*
Monatslohn	-7	-2	-5	-5
Stundenlohn	-4	0	-4	-4
N	284	535	1.791	35.068
$\notin_E$	18	31	5	1

vollzeit_9_1.do

vom Ausfallmechanismus ab. Und dieser kann sich zwischen den Treatment- und Kontrollbeobachtungen unterscheiden.

Tabelle A.1.1 zeigt die Differenzen in den geschätzten LATT's nach Ausschluss der imputierten Löhne. Dazu werden von den in Kapitel 5 mit Hilfe von *Entropy Balancing* (EnBal) geschätzten LATT's die nach Ausschluss der Beobachtungen mit Hilfe von EnBal geschätzten LATT's abgezogen. Der Ausschluss von Beobachtungen *off support* erfolgt wieder mit Hilfe von *Propensity Score Matching* (PSM).

Die Schätzungen liegen für alle Paarungen von Treatment- und Kontrollgruppe unter den Schätzungen mit den imputierten Löhnen (d.h. der negative Effekt fällt deutlicher aus). Vor dem Hintergrund des annähernd gleichen Anteils an imputierten Löhnen in den richtigen Treatment- und Kontrollgruppen ist diese Befund beachtenswert (vgl. Abschnitt 4.5.5). Gleichwohl fällt die Einordnung dieses Ergebnisses schwer. Dies hat damit zu tun, dass sich neben der Anzahl der Beobachtungen, die potentiell zur Verfügung stehen auch die Anzahl der Beobachtungen *off support* verändert hat. Jedoch zeigt sich auch unter Ausschluss der imputierten Löhne, dass die Wahl der Kontrollgruppe einen Einfluss auf die Schätzungen hat. Wie auch in den anderen Analysen fallen die Schätzungen bei Berücksichtigung der falschen Kontrollgruppe besonders negativ aus.

A.1.2. Analyse nach Hinzunahme von Y_1 in das Zuweisungsmodell

Im Gegensatz zur Simulation wurde im kausalen Modell sequenzielle kausale Abhängigkeit in Y (*true state dependence*) ausgeschlossen. Eine solche Abhängigkeit würde vorliegen, wenn der Lohn zum ersten Zeitpunkt einen eigenen (von Z unabhängigen) Effekt auf den Lohn zum zweiten Zeitpunkt hätte. Die Reproduktion des Lohns über die Zeit könnte z.B. dadurch zustande kommen, dass Transaktionskosten eine (notwendig erachtete) Anpassung des Lohns an das tatsächliche Produktivitätsniveau verhindern und ein Teil von Y_1 in die nächste Periode 'mitgenommen'

Tabelle A.1.2.: Differenz in den geschätzten LATT's nach Hinzunahme von Y_1 in das Zuweisungsmodell (Prozentpunkt)

	BS	*KAG*	*f.K.*	*Stayer*
Monatslohn	0	0	-2	-2
$\notin_E$	9	63	5	0
Stundenlohn	-1	0	-1	-2
$\notin_E$	7	62	3	0
N	324	628	2.053	39.254

vollzeit_9_2.do

wird. Dies ist vor allem für die Stayer wahrscheinlich. Auch für die Arbeitsplatzwechsler ist anzunehmen, dass die aktuellen Gehaltsvorstellungen vom vergangenen Lohn beeinflusst werden. So orientieren sich bspw. die Arbeitsagenturen bei Stellenofferten für arbeitslose Arbeitssuchende am Lohn vor der Arbeitslosigkeit (die Qualifikationsstufenregelung wurde 1997 abgeschafft). Das würde dazu führen, dass ein Reservationslohn Y_2^R durch Y_1 beeinflusst würde. Da Arbeitsverhältnisse in denen Lohn und Produktivität nicht übereinstimmen aufgelöst werden, und ein zu hoher Reservationslohn zu langen Suchzeiten führt, sollten Arbeitslose eher Lohnabschläge erfahren (vgl. die Ausführungen in Abschnitt 3.2.1).

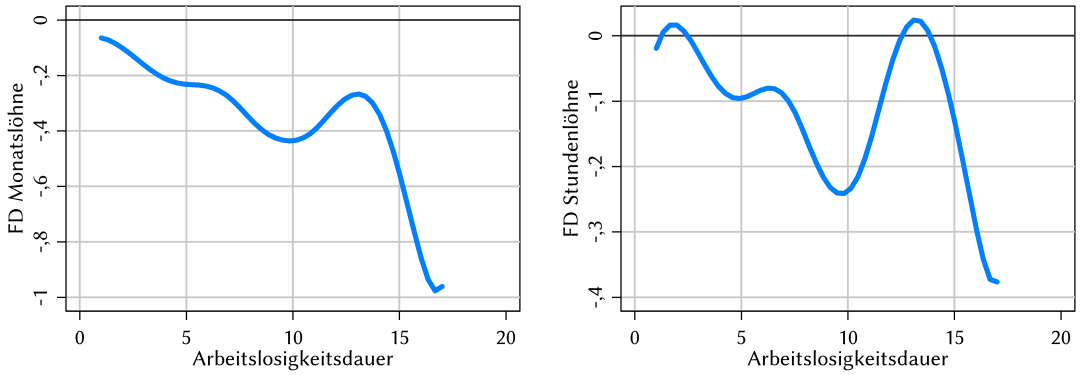
Tabelle A.1.2 zeigt die Differenz in den Schätzungen nach Hinzunahme von Y_1 (Monatslohn oder Stundenlohn) in das Zuweisungsmodell. Präsentiert werden wieder nur die Ergebnisse nach EnBal. Wie der vorletzten Zeile entnommen werden kann, verändern sich durch Hinzunahme von Y_1 die Ergebnisse und die Anzahl der Beobachtungen *off support* nur sehr leicht.[2] Tatsächlich kann nur für drei Modelle (Monatslohn, *fK*, Monats- und Stundenlohn, Stayer) eine Veränderung um knapp 2Pp festgestellt werden. *True state dependence* im Hinblick auf die absolute Lohnhöhe scheint damit nicht von Bedeutung zu sein.

A.1.3. Analyse unter Ausschluss der Langzeitarbeitslosen

In Abschnitt 2.3 wurde argumentiert, dass bei einer längeren Arbeitslosigkeitsepisode die negativen Konsequenzen (Humankapitalverlust und Stigma) stärker zu Buche schlagen als die Gewinne durch zusätzliche Suchzeit. Ein Blick auf die ersten Differenzen in Abhängigkeit von der Arbeitslosigkeitsdauer liefert hierfür

2 Da sich die Zuweisungsmodelle in Y_1 (Stundenlohn oder Monatslohn) unterscheiden, unterscheidet sich auch die Anzahl der Beobachtungen *off support*.

Abbildung A.1.1.: Lohnentwicklung in Abhängigkeit von der Arbeitslosigkeitsdauer (gewichtet, *vollzeit_9_3.do*)



erste Hinweise (Abbildung A.1.1).[3]

In beiden Abbildungen nehmen die Lohndifferenzen mit der Arbeitslosigkeitsdauer ab, wobei ein Anstieg der ersten Differenzen um die 12-Monatsgrenze zu beobachten ist. Dieser Anstieg könnte sich darauf zurückführen lassen, dass einige Personen, die eine gute Reintegrationsperspektive haben, mehr oder weniger 'bewusst' ihre gesamte Bezugsdauer für ALG I ausnutzen oder aber die Arbeitslosigkeitsdauern falsch berichten (siehe die Ausführungen zum *seam bias* in Kapitel 4). Bei der kausalen Interpretation des negativen Zusammenhangs zwischen ersten Differenzen und Arbeitslosigkeitsdauer ist überdies Vorsicht geboten: es ist zu erwarten, dass unbeobachtete Heterogenität sowohl die Dauern als auch die Lohnentwicklung beeinflusst.

Tabelle A.1.3 enthält die Schätzungen nur für Treatmentbeobachtungen, die weniger als 13 Monate arbeitslos waren.[4] Die Gruppe der Kontrollbeobachtungen wurde hingegen nicht eingeschränkt. Erwartungsgemäß fallen die Schätzungen nach Ausschluss der Langzeitarbeitslosen geringer aus. Sie liegen in Bezug auf den Bruttomonatslohn maximal 4Pp und in Bezug auf den Bruttostundenlohn maximal 2Pp über den Schätzungen für alle Treatmentbeobachtungen. Lediglich die Schätzung des Bruttostundenlohneffekts für die Gruppe BS ist nicht statistisch signifikant (siehe dazu die Ausführungen in Kapitel 5).

3 Die Datenpunkte in Abbildung A.1.1 werden mit Hilfe einer lokalen Regression berechnet (*local polynomial smooth plot*). Es werden nur Beobachtungen berücksichtigt, die weniger als 18 Monate arbeitslos waren.

4 Grundlage ist die kumulierte Dauer aus Arbeits- und anschließender Erwerbslosigkeit.

Tabelle A.1.3.: Differenzen in den geschätzten LATT's nach Ausschluss der Langzeitarbeitlosen (Prozentpunkte)

	BS	*KAG*	*f.K.*	*Stayer*
Monatslohn	4	1	4	4
Stundenlohn	2	1	2	2
N	289	538	1.928	39.129
$\notin_E$	6	31	3	0

vollzeit_9_3.do

A.1.4. Berücksichtigung der Branchenzugehörigkeit

In Abschnitt 3.4.3 wurde ein möglicher Effekt der Branche auf das Arbeitslosigkeitsrisiko und die Lohnentwicklung diskutiert. Da viele andere aufgeführte Merkmale Branchenspezifika einfangen, wurde festgelegt, dass der Einfluss der Branche auf das Risiko arbeitslos zu werden empirisch zu prüfen ist. Die Branchenzugehörigkeit im Sinne der statistischen Systematik der Wirtschaftszweige in der Europäischen Gemeinschaft (NACE) liegt im SOEP als generierte Variable *nace$$* vor. Als Gliederungsebene werden für *nace$$* die (62) Abteilungen genutzt. Diese werden für die Analyse in 11 Kategorien zusammengefasst.

Tabelle A.1.4 zeigt, dass die Branchenzugehörigkeit mit dem Treatmentstatus variiert. Besonders auffällig sind die Prozentsatzdifferenzen für die Branchen 'Baugewerbe' sowie 'Verkehr und Nachrichten'. Während der Anteil im Baugewerbe bei den Treatmentbeobachtungen bei 20% liegt, beträgt er für die Kontrollbeobachtungen nur 13% und für die anderen Gruppen 5%. Kontrollbeobachtungen haben den höchsten Anteil in der Branche Verkehr und Nachrichten.

Um die Frage zu beantworten, ob es sich um einen echten Branchen- oder einen Kompositionseffekt handelt, wurden logistische Regressionsmodelle geschätzt, in die zusätzlich zur Branche die anderen aufgeführten *Arbeitsplatz*merkmale (und die Berufserfahrung) berücksichtigt wurden. Als Basiskategorie wurde das Baugewerbe gewählt. Tabelle A.1.5 zeigt die Koeffizienten für die Branchendummies aus den nach dem Kündigungsgrund getrennten Modellen.

In der Gruppe *BS* haben Personen aus dem 'Baugewerbe' und aus der Branche 'Handel und Reparatur' erhöhte Chancen und sonst gleichen Bedingungen arbeitslos zu werden. In der Gruppe *KAG* haben Personen aus dem Bereich 'Nonprofit und Verwaltung' die höchsten Chancen arbeitslos zu werden, gefolgt von Personen aus dem 'Baugewerbe'. Werden nun Branchendummies bei der Schätzung der Zuweisungsmodelle berücksichtigt, so erhält man die in Tabelle A.1.6 dokumentierten Differenzen in den geschätzten LATT's. Nach Berücksichtigung der Branchendummies fallen die Schätzungen für den Bruttomonatslohn etwas negativer aus (bis

Tabelle A.1.4.: Branchenzugehörigkeit nach Treatmentstatus (Spaltenprozente, gewichtet)

	Treatmentstatus				
	K	*T*	*f.K.*	*Stay*	Gesamt
Land-, Forstwirtschaft & Fischerei	1%	2%	1%	1%	1%
Bergbau, Energie- & Wasserversorg., Entsorgung	1%	0%	2%	2%	2%
Verarbeitendes Gewerbe	29%	25%	26%	36%	35%
Baugewerbe	10%	25%	6%	7%	7%
Handel & Reparatur	14%	17%	12%	11%	11%
Verkehr & Nachrichten	14%	7%	5%	6%	6%
Kredit & Versicherung	3%	1%	4%	5%	5%
Immobilien & Dienste für Unternehmen	10%	10%	17%	8%	8%
Erziehung & Unterricht	2%	2%	4%	3%	3%
Sonstige Dienstleistungen	12%	9%	17%	15%	15%
Nonprofit & Verwaltung	3%	1%	7%	7%	6%
N	275	656	1.076	36.289	38.296

vollzeit_9_4.do

-4Pp für die Gruppe *BS*). Für den Bruttostundenlohn gibt es so gut wie keine Änderungen.

A.1.5. Zusammenfassung Sensitivitätsanalysen

Die Sensitivitätsanalysen haben gezeigt, dass die Effektschätzungen leicht mit Veränderungen des Zuweisungsmodells und der Gruppenzusammensetzung variieren. Die größten Differenzen zu den in Kapitel 5 präsentierten Schätzungen ergaben sich durch Ausschluss der Beobachtungen mit imputierten Löhnen. Dieser Ausschluss, der eine umfassende Änderung der Gruppen zur Folge hatte, führte durchgehend zu negativeren Schätzungen (bis zu -7Pp weniger). Der Ausschluss der Langzeitarbeitslosen führte erwartungsgemäß zu positiveren Schätzungen (bis zu 4Pp mehr). Die Aufnahme des verzögerten Wertes der abhängigen Variablen in das Zuweisungsmodell und die Berücksichtigung der Branche hatten keine wesentlichen Änderungen zur Folge.

Vergleicht man die hier präsentierten Differenzen in den LATT's über Gruppen, so zeigt sich, dass die Schätzungen für die Gruppe *KAG* in allen präsentierten Analysen am wenigsten anfällig für Veränderungen sind. Dieser Befund ist im Einklang mit den Analysen aus 5, in denen für diese Gruppe kaum Unterschiede in den geschätzten LATT's zwischen den einzelnen Modellen (*naiv, PSM, MDM,*

Tabelle A.1.6.: Differenzen in den geschätzten LATT's nach Hinzunahme von Branchendummies (Prozentpunkte)

	BS	*KAG*	*fK*	*Stayer*
Monatslohn	-4	-1	0	-2
Stundenlohn	0	2	0	-1
N	310	620	2.007	38.296
$\notin_E$	14	47	6	1

vollzeit_9_4.do

EnBal) bestanden.

Auch die hier präsentierten Sensitivitätsanalysen können nicht darüber hinwegtäuschen, dass wichtige Variablen im Zuweisungsmodell fehlen. Eine definitive Antwort auf die Frage nach den kurzfristigen Lohneffekten von Arbeitslosigkeit können auch sie nicht geben.

Tabelle A.1.5.: Der Effekte der Branche auf das Arbeitslosigkeitsrisiko (gewichtete Schätzung, cluster-robuste Standardfehler)

	Erwerbsumfang	
	BS	KAG
Land-, Forstwirtschaft & Fischerei	.	-0,66
Bergbau, Energie- & Wasserversorg., Entsorgung	.	-1,85*
Verarbeitendes Gewerbe	-1,29**	-0,39
Handel & Reparatur	0,04	-0,96*
Verkehr & Nachrichten	-0,84	-1,41*
Kredit & Versicherung	-0,12	-1,50*
Immobilien & Dienste für Unternehmen	-0,34	-0,01
Erziehung & Unterricht	-1,03	-0,78
Sonstige Dienstleistungen	-0,21	-1,27**
Nonprofit & Verwaltung	-1,29	3,00**
Pseudo R^2	0,25	0,12
N	292	583

*** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,1

Unter Kontrolle der anderen Arbeitsplatzmerkmale

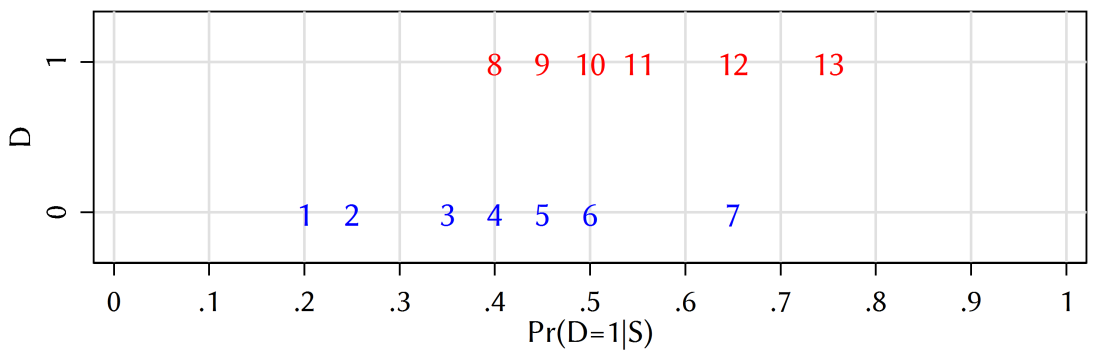
vollzeit_9_4.do

A.2. Die Wahl der nächsten Nachbarn

Abbildung A.2.2 soll die Wahl der nächsten Nachbarn illustrieren. Auf der x-Achse sind die Pscores ($Pr[D = 1|S]$), auf der y-Achse der Treatmentstatus ($D = (0, 1)$) abgetragen. Wie zu erkennen ist, haben die sechs Treatmentbeobachtungen insgesamt eine höhere Wahrscheinlichkeit das Treatment zu erhalten. Obwohl sich die Verteilungen der Pscores weitgehend überlappen, gibt es Treatment- und Kontrollbeobachtungen deren Pscore den höchsten (bzw. niedrigsten) Pscore der anderen Gruppe (deutlich) überschreitet (bzw. unterschreitet) und die damit *off support* sind. Dies trifft auf die Kontrollbeobachtungen mit den Nummern 1 bis 3 und die Treatmentbeobachtung mit der Nummer 13 zu.

Durch die Wahl von kleinen Calipern können auch innen liegende Beobachtungen als *off support* identifiziert werden. So würde die Treatmentbeobachtung mit der Nummer 11 bei einer halben Caliperlänge von $c < 0,05$ von der weiteren Analyse ausgeschlossen. Bei entsprechender Calipergröße sind auch Szenarien denkbar, in denen die Kontrollbeobachtungen mit den Nummern 1,2,3 mit der Treatmentbeobachtung mit der Nummer 8 gematcht werden und die Treatmentbeobachtung mit der Nummer 13 mit der Kontrollbeobachtung mit der Nummer 7 gematcht wird. Dies setzt voraus, dass Treatment- und/oder Kontrollbeobachtungen mehrfach verwendet werden können. Die Wahl des Calipers würde in diesem Beispiel die Verfügbarkeit von und die Anzahl der nächsten Nachbarn und damit den Schätzer selbst beeinflussen.

Abbildung A.2.2.: Beispiel zu Propensity Score Matching: nächste Nachbarn



A.3. Zur Unmöglichkeit der getrennten Analyse für die Teilzeitbeschäftigten

In Anlehnung an Tabelle 5.1.1 bildet Tabelle A.3.7 auf Seite 325 die Mittelwerte und Anteile für zentrale Variablen im Zuweisungsmodell getrennt nach Kündigungsgrund und Treatmentstatus ab. Grundlage sind alle teilzeitbeschäftigten Frauen mit gültigen Angaben zu den Variablen sowie mit Längsschnittgewichten von größer Null. In die Berechnung des Bias gehen wiederum nur Beobachtungen ein, die nicht verbeamtet sind. Da im Sample nur Frauen verbleiben, sind die Variablen *mann*, *kindmann* und *mannost* nicht aufgeführt.

Schaut man sich den Ausgangsbias und die Fallzahlen für die Gruppen *BS* und *KAG* an, so lässt sich erahnen, warum die in Kapitel 5 Matching- und Gewichtungsverfahren nicht geeignet sind, um getrennte Analysen durchzuführen. In beiden Fällen scheitert die Schätzung eines logistischen Zuweisungsmodells bereits an der perfekten Vorhersage des Treatments durch einige wenige Variablen im Modell und auch für Entropy Balancing stehen für die Gruppe *BS* zu wenige Kontrollbeobachtungen zur Verfügung, um den Algorithmus überhaupt zum Laufen zu bringen (vgl. Hainmueller und Xu 2013, S. 15).

Ein Blick auf die differenziellen Lohnentwicklungen für Treatment- und Kontrollgruppe sowie die ungleichen Anteile in den imputierten Löhnen, deutet weitere Probleme an. So liegt der Anteil der imputierten Löhne unter den Treatmentbeobachtungen der Gruppe *KAG* mit 35% rund 32Pp über dem Anteil in der entsprechenden Kontrollgruppe. Er liegt darüber hinaus auch deutlich über dem Anteil in allen anderen Gruppen (auch der Vollzeitbeschäftigten). Vor dem Hintergrund des zweifelhaften Imputationsmodells (vgl. Abschnitt 4.5.5), sollte dieser Unterschied in der Prävalenz imputierter Lohninformationen die Identifikation erschweren.

Die Zuwächse in den Bruttomonatslöhnen liegen für die Kontrollbeobachtungen erwartungsgemäß über denen der Vollzeitbeschäftigten. Dies lässt sich auf eine Erhöhung des Stundenumfangs zurückführen, die, im Fall der falschen Kontrollbeobachtungen, noch vor der Kündigung gewünscht oder aber, im Fall der unfreiwilligen Arbeitsplatzwechslerinnen, unvermeidbar ist. Mit Ausnahme der Gruppen *BS* ähnelt die Entwicklung der Stundenlöhne denen der Vollzeitbeschäftigten. Für die Gruppe *BS* unterscheiden sich die Lohnzuwächse für die Kontroll- und Treatmentbeobachtungen dramatisch. Während erstere einen Zuwachs von knapp 31% erfahren, sinkt bei den letzteren der Lohn im Schnitt um -35%. Dabei gibt es sowohl in der Treatment- als auch in der Kontrollgruppe keine krassen 'Ausreißer' und auch keine Beobachtungen, die in $t = 2$ Null Euro verdienen.[5] Neben

5 Bei einer so geringen Fallzahl gestaltet sich die Suche nach Ausreißern schwierig. Im vorliegenden Fall gibt es zumindest keine Beobachtungen, die mehr als das 1,5-fache des Interquartilabstands

dem Bruttomonatslohn weist auch die Entwicklung des Bruttostundenlohns in der Gruppe *BS* eine stärkere Streuung als in den anderen Gruppen auf.

Zuletzt soll auf Unterschiede in den Unterschieden zwischen den Treatment- und Kontrollgruppen mit unterschiedlichem Kündigungsgrund hingewiesen werden. Während bspw. die Treatmentbeobachtungen der Gruppe *KAG* vor der Kündigung mehr verdienen als die Kontrollbeobachtungen, ist dies bei der Gruppe *BS* umgekehrt. Gleiches lässt sich auch für die Variablen *diffzeit*, *tatzeit*, *kleinbetrieb*, *oeffd*, *sidejob*, *alter*, *childcare*, *alleinerziehend*, *owner*, *aloq* sowie *ost* feststellen. Diese, wenn auch auf geringen Fallzahlen beruhenden Unterschiede lassen unterschiedliche Mechanismen der Zuweisung in das Treatment vermuten. Durch eine getrennte Analyse könnten diese Mechanismen am ehesten eingefangen und Hintertürpfade blockiert werden.

Die für die Vollzeitbeschäftigten getroffenen Charakterisierungen der Treatmentgruppen eignen sich alles in allem auch für die Teilzeitbeschäftigten. So haben die teilzeitbeschäfigten Stayer(innen) den höchsten Bruttomonatslohn, die längste Betriebszugehörigkeitsdauer und die geringsten Sorgen. Gleichzeitig sind sie häufiger im öffentlichen Dienst beschäftigt, häufiger verbeamtet und leben öfter in eigenem Wohneigentum. Das Ausmaß der Sorgen ist geringer als in den anderen Gruppen. Sie sind sich jedoch dessen bewusst, dass sie nur schwer eine vergleichbare Stelle finden können. Im Einklang mit Ergebnissen von Dickey u. a. (2015), Kimmel und Smith Conway (2001) und Sussman (1998) liegt der Anteil an Personen mit einer Nebentätigkeit deutlich über dem Anteil in der Gruppe der Vollzeitbeschäftigten.

vom ersten oder dritten Quartil entfernt sind. Dies entspricht der Definition von Ausreißern im Boxplot.

Tabelle A.3.7.: Mittelwerte und Anteile für zentrale Variablen, nach Treatmentgruppen (gewichtet)

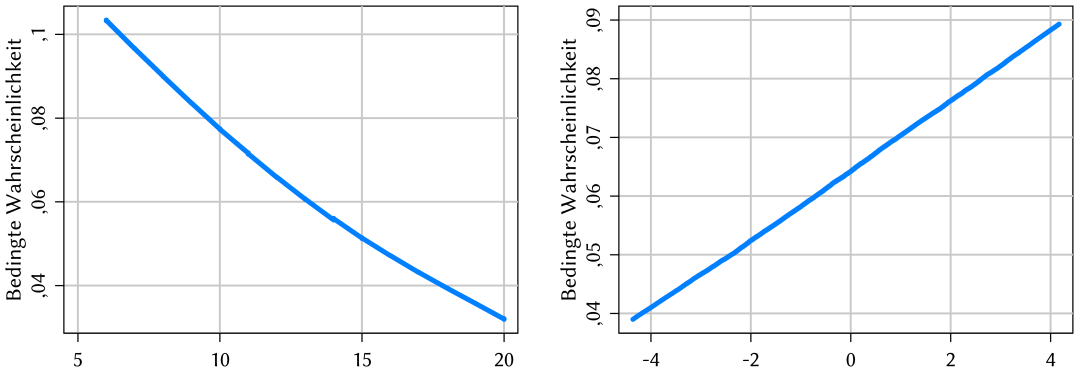
	K_{BS}	T_{BS}	K_{AG}	T_{AG}	K	T	$f.K.$	S
lnwagemon_diff	0,27	-0,43	0,12	-0,06	0,16	-0,15	0,25	0,06
lntwage_diff	0,12	-0,15	-0,04	-0,01	0	-0,05	0,06	0,02
wagemon	1.248	877	795	914	913	905	1.184	1.317
twagehrs	9,0	8,8	8,6	8,2	8,7	8,3	11,1	12,1
impgroges	0,1	0,19	0,03	0,35	0,04	0,31	0,21	0,17
autono	2,5	2,6	1,9	2,3	2,1	2,4	2,6	2,5
diffzeit	-2,2	1,9	9,0	2,4	6,1	2,3	2,5	0,6
erwzeit	6,0	6,0	3,8	3,6	4,3	4,2	4,8	11,0
tatzeit	30	23	21	26	23	25	25	26
abfindung	0%	12%	10%	16%	7%	15%	1%	.
beamt	0%	0%	0%	0%	0%	0%	2%	4%
besorgt	95%	96%	57%	79%	67%	83%	62%	56%
frist	4%	17%	1%	7%	2%	9%	22%	7%
keinezeit	0%	0%	3%	2%	3%	1%	8%	5%
kleinbetrieb	46%	56%	88%	58%	77%	58%	41%	29%
nochance	98%	91%	98%	87%	98%	88%	64%	86%
oeffd	24%	6%	12%	19%	15%	16%	27%	35%
probezeit	4%	6%	1%	8%	2%	8%	12%	4%
sidejob	0%	30%	30%	7%	22%	13%	12%	5%
sorgnochance	95%	91%	55%	70%	66%	75%	48%	52%
alter	41	47	48	41	46	42	39	44
childcare	2,2	1,6	0,5	2,2	0,9	2,1	2,9	2,2
health	2,7	2,6	2,7	2,6	2,7	2,6	2,4	2,5
workexp	17	17	23	16	21	16	14	19
alleinerziehend	13%	6%	1%	17%	4%	14%	7%	7%
expuework	2%	3%	3%	9%	3%	7%	4%	3%
hancap	2%	6%	1%	8%	1%	7%	3%	6%
kinderimhh	71%	32%	49%	53%	54%	48%	63%	49%
ostowner	1%	17%	0%	5%	0%	8%	5%	11%
owner	23%	50%	45%	28%	40%	33%	44%	54%
sickleave	0%	0%	27%	6%	20%	4%	2%	5%
aloq	14,0	9,8	8,5	12,0	9,9	11,5	9,5	9,7
diffaloq	-0,22	0,14	-0,31	-0,07	-0,29	-0,02	-0,34	-0,27
ost	52%	24%	0%	32%	14%	30%	16%	20%
j2000	34%	7%	21%	16%	24%	14%	23%	16%
j2002	31%	50%	4%	39%	11%	42%	19%	25%
j2005	29%	11%	9%	16%	14%	15%	17%	18%
j2007	2%	10%	3%	22%	3%	19%	23%	20%
j2009	4%	22%	63%	6%	48%	10%	18%	21%
N	16	22	27	81	43	103	207	7.583
MeanBias	39		47		33	.	23	24
MedBias	36		49		33	.	20	21

teilzeit_1.do und *teilzeit_2.do* (für StdBias)

A.4. Weitere Abbildungen und Tabellen

Dieser Abschnitt enthält weitere Abbildungen und Tabellen aus dem Hauptteil der Dissertation.

Abbildung A.4.3.: Wahrscheinlichkeit, gekündigt zu werden (*simul_covars.do*)



$Pr(K_2 = 2|B)$ $Pr(K_2 = 2|Z_1)$

Tabelle A.4.8.: Beschäftigungsperspektive und Inzidenz von Arbeitslosigkeit, Zeilenprozente (gewichtet)

	arbeitslos?			
Beschäftigungsperspektive	nein	ja (1)	*Gesamt*	Dauer (1)
Stelle in Aussicht	81%	19%	897	3
neuer Vertrag	95%	5%	1.032	2
Nein	15%	85%	1.430	6
nicht gesucht	15%	85%	117	7
N	56%	44%	3.476	[5]

master_10.do

Tabelle A.4.9.: Anzahl der Kinder im Haushalt nach Erwerbsumfang und Geschlecht (Spaltenprozente, gewichtet)

	Vollzeit			Teilzeit		
Anzahl	Frau	Mann	Gesamt	Frau	Mann	Gesamt
0	82%	58%	66%	51%	69%	52%
1	13%	20%	17%	28%	15%	27%
> 1	5%	22%	17%	21%	16%	21%
N	14.041	29.225	43.266	8.160	482	8.642

master_12.do

Abbildung A.4.4.: Seam Bias: Monat des Beginns aller Arbeitslosigkeitsepisoden (*spelldat_1.do*)

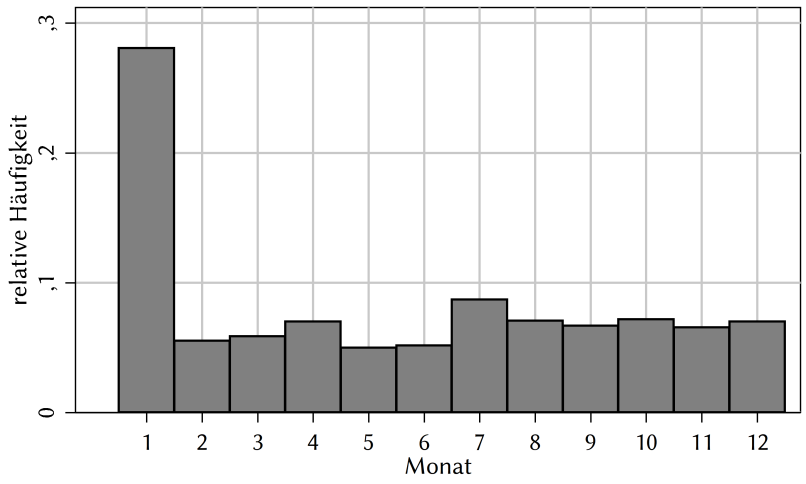


Abbildung A.4.5.: Verteilung der imputierten und beobachteten Monatslöhne zum ersten Zeitpunkt (gewichtet, *master_14.do*)

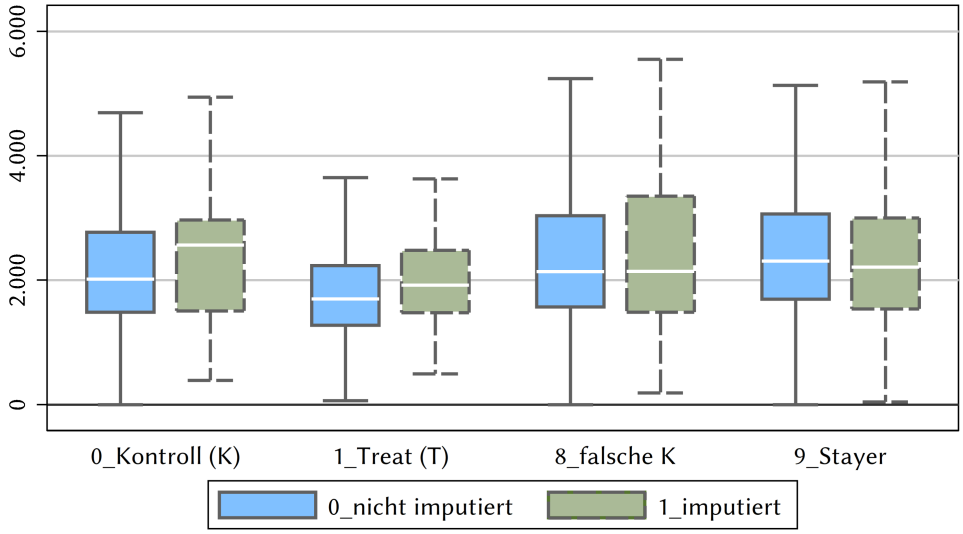
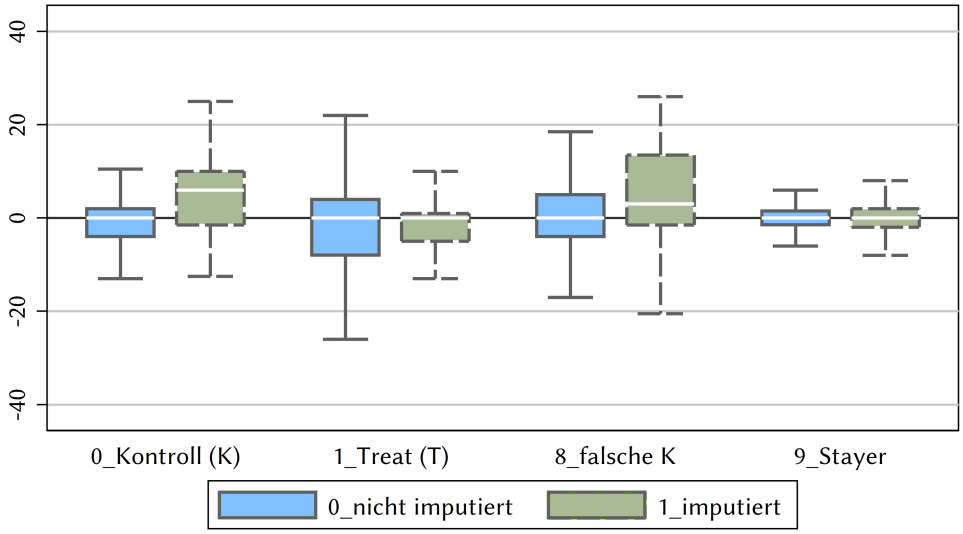


Abbildung A.4.6.: Verteilung der tatsächlichen Arbeitszeitdifferenzen nach Treatment- und Imputationsstatus (gewichtet, *master_14.do*)



A.5. Danksagung

Zahlreiche Personen und Institutionen haben zum Gelingen der Dissertation beigetragen. Mein besonderer Dank gilt Cornelia Weins, Sebastian Gerhartz, den Teilnehmerinnen und Teilnehmern des gemeinsamen Doktorandenkolloquiums der Sektionen *Sozialwissenschaftliche Methoden und Statistik* und *Sozialpolitik und Sozialökonomie* sowie meiner Familie. Sie alle haben mich auf vielfältige Weise unterstützt, sei es durch anregende inhaltliche Diskussionen, Zeit für die Forschung, Zuspruch, Ansporn und natürlich durch viel Fleißarbeit bei der Begutachtung des Textes. Für die verbleibenden Fehler trägt allein der Autor die Verantwortung.

A.6. Lebenslauf

Persönlich Daten

Name	Sebastian Beil
Geburtsdatum	26.11.1982
Geburtsort	Berlin, Deutschland

Bildungsweg

12.2010 - 6.2018	Ruhr-Universität Bochum, Fakultät für Sozialwissenschaft: Promotion zum Doktor der Sozialwissenschaft. Erstgutachterin: Prof. Dr. Cornelia Weins; Zweitgutachterin: Prof. Dr. Notburga Ott; Tag der mündlichen Prüfung: 13.06.2018.
10.2003 - 6.2010	Universität Trier und Université I de Montpellier: Magister in Soziologie, mit Nebenfächern Politik und Französisch.

Beruflicher Werdegang

Seit 12.2017	Bezirksamt Friedrichshain-Kreuzberg von Berlin, Organisationseinheit für Planung und Koordinierung: Gesundheits- und Sozialberichterstatter.
7.2010 - 7.2017	Ruhr-Universität Bochum, Lehrstuhl für empirische Sozialforschung: wissenschaftlicher Mitarbeiter. Elternzeiten: 3.2014 - 9.2014 und 10.2015 - 4.2016.
3.2014 & 10.2015	Ruhr-Universität Bochum, Institut für Entwicklungspolitik und Entwicklungsforschung: Lehrbeauftragter.
4.2013 - 7.2013	Heinrich Heine Universität Düsseldorf, Philosophische Fakultät: Lehrbeauftrager.