

Universität Hohenheim
Institut für Volkswirtschaftslehre
Fachgebiet Statistik und Ökonometrie

Dynamik von Armut in Deutschland

-

Ergebnisse mikroökonomischer Analysen

Dissertation
zur Erlangung des Grades eines Doktors der
Wirtschaftswissenschaften

vorgelegt der

Fakultät Wirtschafts- und Sozialwissenschaften

von

Sebastian Moll

Die vorliegende Arbeit wurde im Mai 2006 von der Fakultät Wirtschafts- und Sozialwissenschaften der Universität Hohenheim als Dissertation zur Erlangung des Grades eines Doktors der Wirtschaftswissenschaften (Dr. oec.) angenommen.

Tag der mündlichen Prüfung:	23. Mai 2006
Dekan:	Prof. Dr. M. Ahlheim
Berichterstatter und erster Prüfer:	Prof. Dr. G. Wagenhals
Mitberichterstatter und zweiter Prüfer:	Prof. Dr. W. Piesch
Dritter Prüfer:	Prof. Dr. W. Habenicht

Inhaltsverzeichnis

Tabellenverzeichnis	VII
Abbildungsverzeichnis	X
Symbolverzeichnis	XI
Abkürzungsverzeichnis	XIII
1 Einführung	1
1.1 Problemstellung und Gang der Untersuchung	1
1.2 Forschungsleitende Fragen	7
2 Grundlagen der empirischen Armutsmessung	11
2.1 Definition und Messung von Armut	11
2.1.1 Abgrenzung des verwendeten Armutsbegriffs	11
2.1.2 Wahl der Analyseeinheit	17
2.1.3 Bedarfsgewichtung mit Äquivalenzskalen	18
2.1.4 Bestimmung der Armutsgrenze	21
2.1.4.1 Verteilungsorientierte Einkommensgrenzen	22
2.1.4.2 Politisch-administrative Einkommensgrenzen	28
2.2 Datenbasis und Operationalisierung	35
2.2.1 Das SOEP als Datenbasis für dynamische Armutsanalysen	35
2.2.2 Gewichtung im Quer- und Längsschnitt	38
2.2.3 Zur Messung des Haushaltseinkommens im SOEP	40

2.3	Determinanten dauerhafter Armut	43
2.3.1	Individuelle Eigenschaften	44
2.3.2	Haushaltsstrukturelle Eigenschaften	57
2.3.3	Bezug von Sozialtransferleistungen	60
2.3.4	Gesamtwirtschaftliche Rahmenbedingungen	63
3	Analyse chronischer Armut	65
3.1	Begriffliche und konzeptionelle Grundlagen	67
3.1.1	Wichtige Definitionen	67
3.1.2	Quoten chronischer Armut	71
3.2	Univariate Analysen	77
3.2.1	Entwicklung der Armutsquoten seit 1991	77
3.2.2	Chronische Armut in Gesamt-, Ost- und Westdeutschland	80
3.2.3	Chronische Armut in verschiedenen Teilpopulationen . .	87
3.2.3.1	Individuelle Eigenschaften	87
3.2.3.2	Haushaltsstrukturelle Eigenschaften	102
3.2.3.3	Sozialtransfersystem	107
3.2.4	Sensitivitätsanalysen	113
3.2.4.1	Auswirkungen der verwendeten Mittelwertform	114
3.2.4.2	Auswirkungen der Länge des Analysezeitraums	118
3.3	Multivariate Analysen	123
3.3.1	Zur Konzeption eines geeigneten Analyseansatzes	123
3.3.1.1	Literaturüberblick	123
3.3.1.2	Beschreibung des verwendeten Analyseansatzes	127
3.3.2	Verwendete Methoden	128
3.3.2.1	Methoden zur Analyse von Querschnittsdaten .	128
3.3.2.2	Methoden zur Analyse von Paneldaten	133

3.3.3	Ergebnisse	137
3.3.3.1	Schätzungen mit Querschnittsdaten	137
3.3.3.2	Zur Schätzung des Einflusses von Sozialtrans- ferleistungen	145
3.3.3.3	Schätzungen mit Paneldaten	151
3.3.4	Sensitivitätsanalysen	155
3.4	Zusammenfassung	156
4	Analyse von Armutsverläufen	161
4.1	Begriffliche und konzeptionelle Grundlagen	163
4.1.1	Zur Problematik zensierter Beobachtungen	165
4.1.2	Konzepte zur Dauermessung	167
4.2	Univariate Analysen	169
4.2.1	Verwendete Methoden	169
4.2.2	Ergebnisse	173
4.2.2.1	Analysen für die Gesamtpopulation	173
4.2.2.2	Analysen in verschiedenen Teilpopulationen . .	180
4.2.3	Sensitivitätsanalysen	192
4.3	Multivariate Analysen	197
4.3.1	Verwendete Methoden	197
4.3.1.1	Verweildauermodelle für Mehr-Episoden-Daten	198
4.3.1.2	Zur Modellierung unbeobachteter Heterogenität	204
4.3.1.3	Simultane Hazardratenmodelle	208
4.3.2	Ergebnisse	213
4.3.2.1	Separate Schätzung der Verweildauerprozesse .	213
4.3.2.2	Simultane Schätzung der Verweildauerprozesse .	228
4.3.3	Sensitivitätsanalysen	234
4.4	Zusammenfassung	239

5 Fazit und Ausblick auf weitere Forschung	243
A Anhang	253
Literaturverzeichnis	XV

Tabellenverzeichnis

2.1	Bedarfsgewichte verschiedener Äquivalenzskalen	21
2.2	Simulation des Sozialhilfeanspruchs einer Bedarfsgemeinschaft	34
2.3	Ausprägungen der Variable „Schulabschluss“	53
2.4	Ausprägungen der Variable „Haushaltstyp“	59
3.1	Verteilung der Armutsequenzen im Zeitraum 1999-2002	71
3.2	Verteilung der Anzahl an Jahren in Armut im Zeitraum 1999-2002	72
3.3	Chronische Armut in Gesamt-, Ost- und Westdeutschland	81
3.4	Chronische Armut nach Geschlecht	89
3.5	Chronische Armut nach Altersklassen	91
3.6	Chronische Armut nach Nationalität	94
3.7	Chronische Armut nach Schulabschluss	96
3.8	Chronische Armut nach Erwerbsstatus	99
3.9	Chronische Armut nach Anzahl Kinder unter 18	103
3.10	Chronische Armut in Ein- und Mehr-Personen-Haushalten	104
3.11	Chronische Armut in Ein-Eltern-Haushalten	106
3.12	Chronische Armut nach Bezug von HLu	108
3.13	Chronische Armut nach Bezug von Wohngeld	110
3.14	Chronische Armut nach Bezug von Arbeitslosenhilfe	111

3.15	Chronische Armut in verschiedenen Teilpopulationen - Einkommensgrenze 60%-Modus	116
3.16	Chronische Armut in verschiedenen Teilpopulationen - Analysezeitraum 1995 - 2002	120
3.17	Ergebnisse gepoolter Probit-Schätzungen für Daten des Jahres 2002 mit cluster-robusten Standardfehlern	140
3.18	Ergebnisse von Random-Effects-Probit-Schätzungen für Daten des Jahres 2002 unter Berücksichtigung unbeobachteter Heterogenität	144
3.19	Korrelationskoeffizienten zwischen Δhlu , $\Delta alhilfe$, Transferanteil und Haushaltseinkommen	147
3.20	Ergebnisse von IV-Probit-Schätzungen für Daten des Jahres 2002 mit cluster-robusten Standardfehlern	149
3.21	Ergebnisse von gepoolten Probit- und Random-Effects Probit-Schätzungen für Paneldaten der Jahre 1996 - 2002	153
4.1	Beschreibung der identifizierten Armuts- und Nichtarmutsepisoden	174
4.2	Exit und Re-Entry Rates in der Bundesrepublik Deutschland	175
4.3	Simulierte und empirische Verteilungen der Anzahl an Armutsjahren im 10-Jahres-Zeitraum	179
4.4	Ergebnisse von Cox-Tests auf Gleichheit von Survivorfunktionen in verschiedenen Untergruppen	181
4.5	Kombinierte Interpretation der Vorzeichen geschätzter Koeffizienten in Exit- und Re-Entry-Gleichung	214
4.6	Ausprägungen der Variable „Zufriedenheit mit der eigenen Gesundheit“	215
4.7	Ergebnisse separater Schätzungen von Exit- und Re-Entry-Gleichung ohne unbeobachtete Heterogenität	217
4.8	Ergebnisse separater Schätzungen von Exit- und Re-Entry-Gleichung unter Berücksichtigung unbeobachteter Heterogenität	224

4.9	Ergebnisse simultaner Schätzungen von Exit- und Re-Entry-Gleichung unter Berücksichtigung unbeobachteter Heterogenität	230
4.10	Ergebnisse separater Schätzungen von Exit- und Re-Entry-Gleichung unter Berücksichtigung unbeobachteter Heterogenität bei Verwendung der 60%-Modus-Grenze	236
4.11	Ergebnisse separater Schätzungen von Exit- und Re-Entry-Gleichung unter Berücksichtigung unbeobachteter Heterogenität bei Verwendung verschiedener Episodendefinitionen	238
4.12	Zusammenfassung der Schätzergebnisse von Exit- und Re-Entry-Gleichung	240
A.1	Ergebnisse gewichteter und ungewichteter gepoolter Probit-Schätzungen für Daten des Jahres 2002	253
A.2	Ergebnisse simultaner parametrischer RE-Schätzungen von Exit- und Re-Entry-Gleichung bei Verwendung alternativer Armutsgrenzen	254
A.3	Ergebnisse simultaner NPML-Schätzungen von Exit- und Re-Entry-Gleichung bei Verwendung alternativer Armutsgrenzen	255

Abbildungsverzeichnis

3.1	Entwicklung der Armutquoten seit 1991 in der Bundesrepublik Deutschland	78
3.2	Entwicklung der Armutquoten seit 1991 in Ost- und Westdeutschland	79
3.3	Entwicklung des Indikators Q_{1a} seit 1994 in Gesamt-, Ost- und Westdeutschland	84
3.4	Entwicklung des Indikators Q_{1b} seit 1994 in Gesamt-, Ost- und Westdeutschland	86
3.5	Entwicklung des Indikators Q_{1a} seit 1994 nach Geschlecht	90
3.6	Entwicklung des Indikators Q_{1a} seit 1994 nach Nationalität	95
3.7	Entwicklung des Indikators Q_{1a} seit 1994 nach Schulabschluss . .	97
3.8	Entwicklung des Indikators Q_{1a} seit 1994 nach Erwerbsstatus . .	101
3.9	Entwicklung des Indikators Q_{1a} seit 1994 nach Bezug von Arbeitslosenhilfe	112
3.10	Konstruktion eines Paneldatensatzes zur Analyse chronischer Armut	127
3.11	Clustereffekte auf Haushaltsebene	129
3.12	Clustereffekte auf Personen- und Haushaltsebene	134
4.1	Darstellung verschiedener Dauerkonzepte und Illustration des Problems rechts- und linkszensierter Episoden	168
4.2	Exit und Re-Entry Rates in der Bundesrepublik Deutschland . .	178

4.3	Product-Limit Schätzung der Survivorfunktionen für Ost- und Westdeutschland	182
4.4	Product-Limit Schätzung der Survivorfunktionen für Deutsche und Ausländer	184
4.5	Product-Limit Schätzung der Survivorfunktionen für Abiturienten und Personen ohne Schulabschluss	185
4.6	Product-Limit Schätzung der Survivorfunktionen für Personen aus Haushalten mit unterschiedlicher Kinderzahl	187
4.7	Product-Limit Schätzung der Survivorfunktionen für Personen aus Ein- und Mehr-Personen-Haushalten	188
4.8	Product-Limit Schätzung der Survivorfunktionen für Bezieher und Nichtbezieher von HLu	190
4.9	Vergleich von Exit und Re-Entry Rates bei Variation der Armutsgrenze (60%-Median vs. 60%-Modus)	193
4.10	Vergleich von Exit und Re-Entry Rates bei Episodenkonstruktion mit und ohne Korrektur	195
4.11	Prognostizierte Exit und Re-Entry Rates auf Basis einer gepoolten Logit-Schätzung mit unterschiedlicher Spezifikation der Grundhazardrate	221
4.12	Prognostizierte Exit und Re-Entry Rates auf Basis einer simultanen, parametrischen RE-Schätzung für zwei verschiedene Personen	233
4.13	Prognostizierte Exit und Re-Entry Rates auf Basis einer simultanen NPML-Schätzung für zwei verschiedene Personen	234

Symbolverzeichnis

a, b, q	Parameter der Singh-Maddala-Verteilung
α_t	Grundhazardrate
β	Vektor struktureller Parameter
D_t	Verweildauer-Dummy-Variablen
d_t	Anzahl beobachteter Zustandswechsel im Jahr t
δ_{ij}	Zensierungsindikator der j -ten Episoden einer Person i
$f(\cdot)$	Dichte- bzw. Wahrscheinlichkeitsfunktion
$\phi(\cdot)$	Dichtefunktion der Standardnormalverteilung
$\Phi(\cdot)$	Verteilungsfunktion der Standardnormalverteilung
γ	Parameter, die die Form der Verweildauerabhängigkeit bei flexibler Modellierung der Grundhazardrate beschreiben
$L(\cdot)$	Likelihood-Funktion
λ	Parameter, der die Form der Verweildauerabhängigkeit bei logarithmischer Modellierung der Grundhazardrate ausdrückt
λ_P, λ_N	episodenspezifische Parameter bei einfaktorieller Fehlerspezifikation
$lhr f_{t,t+k}^i$	Längsschnitthochrechnungsfaktor für Daten des Zeitraums t bis $t+k$
n_t	Anzahl der Einheiten in der Risikomenge zum Zeitpunkt t
p_r	Wahrscheinlichkeit für die r -te Realisation der Zufallsvariablen ξ_g bzw. ψ_g
$qhr f_t^i$	Querschnittshochrechnungsfaktor für Daten des Jahres t
r	Korrelationskoeffizient von Pearson-Bravais
R_t	Risikomenge zum Zeitpunkt t

ρ	Maß für die Stärke der latenten Intra-Cluster-Korrelation
ρ^*	Korrelationskoeffizient zwischen Störvariablen der strukturellen und der reduzierten Form im Rahmen einer IV-Probit Schätzung
$S(t)$	Survivorfunktion
s, s^P	Armutsequenzen
σ_ξ^2	Varianz des Random-Effects ξ_g
$\sigma_{(2)}^2, \sigma_{(3)}^2$	Varianz der Random-Effects $\xi_{gi}^{(2)}$ bzw. $\xi_g^{(3)}$
σ_ψ^2	Varianz des Faktors ψ_g
$\theta(t)$	Hazardfunktion
ξ_g, ψ_g	Zufallsvariable zur Modellierung unbeobachteter Heterogenität
$z_{1-\frac{\alpha}{2}}$	$(1 - \frac{\alpha}{2})$ -Quantil der Standardnormalverteilung
x_M	Modus der Singh-Maddala-Verteilung

Abkürzungsverzeichnis

AR(1)	Autoregressiver Prozess erster Ordnung
AuslG	Gesetz über die Einreise und den Aufenthalt von Ausländern im Bundesgebiet (Ausländergesetz)
BIP	Bruttoinlandsprodukt
BSHG	Bundessozialhilfegesetz
BMGS	Bundesministerium für Gesundheit und Soziale Sicherung
c.p.	ceteris paribus
DIW	Deutsches Institut für Wirtschaftsforschung
EkSt	Einkommenssteuer
FE	Fixed-Effects
HLu	Hilfe zum Lebensunterhalt
IAB	Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung
ILO	International Labour Organization
NIEP	Niedrigeinkommenspanel
NPML	Nonparametric Maximum-Likelihood
OECD	Organization for Economic Co-Operation and Development
QNI	Quote der Nichtinanspruchnahme (von Hilfe zum Lebensunterhalt)
RE	Random-Effects
SfB	Sonderforschungsbereich
SHRegelsatzV	Sozialhilferegelsatzverordnung
SOEP	Sozio-ökonomisches Panel

Kapitel 1

Einführung

1.1 Problemstellung und Gang der Untersuchung

Wenn in öffentlichen oder privaten Diskussionen über Armut geredet wird, denken die meisten Menschen zuerst an besonders benachteiligte Gruppen wie Obdachlose oder Sozialhilfeempfänger. Armut wird als schicksalhafter Zustand angesehen, dem die Betroffenen dauerhaft ausgesetzt sind und aus dem es für die meisten kein Entrinnen gibt. Aber nicht nur in der Meinung eines großen Teils der Bevölkerung, sondern auch in der wissenschaftlichen Armutsforschung dominierte über viele Jahre ein statisches Verständnis von Armut. Die traditionelle Armutsforschung setzte ihren Schwerpunkt hauptsächlich darauf, die Einkommensverteilung in einer Periode zu untersuchen und für diese Periode das Ausmaß und die Intensität von Armut anhand geeigneter Armutsmaße zu erfassen. Einem solchen Ansatz liegt implizit die Vorstellung zu Grunde, dass es sich bei armen und nicht armen Personen um zwei Gruppen handelt, die über die Zeit mehr oder weniger stabil sind und zwischen denen kaum Fluktuation stattfindet. Armut wurde stillschweigend mit Langzeitarmut gleichgesetzt¹. Insbesondere seit den ersten Analysen der Dynamik von Einkommensarmut

¹Soziologische Theorien über eine „Subkultur der Armut“ oder die Existenz einer dauerhaften „underclass“ liefern die theoretische Basis für dieses Verständnis von Armut.

in den USA ist jedoch bekannt, dass die traditionelle statische Armutsmessung kein vollständiges Bild über die Armut in einer Gesellschaft vermitteln kann². In diesen Analysen mit Paneldaten aus der Michigan Panel Study of Income Dynamics (PSID) zeigte sich, dass ein Großteil der armen Bevölkerung eines Jahres im darauf folgenden Jahr nicht mehr arm war. Dieses Ergebnis machte deutlich, wie notwendig es ist, mit Hilfe dynamischer Analysen einen Blick hinter die Kulissen der aggregierten Armutsentwicklung zu werfen. Nur so kann man Aufschluss darüber erwarten, welchen Personen es gelingt, Armut zu überwinden, welche Personen neu unter die Armutsgrenze rutschen und welche Personen in mehreren Perioden arm sind.

Auch in Deutschland deuteten die ersten empirischen Befunde dynamischer Armutsanalysen zu Beginn der 90er Jahre darauf hin, dass ein großer Teil der von Armut betroffenen Personen nur vorübergehend arm ist³. Da dieses Ergebnis der Vorstellung einer dauerhaften gesellschaftlichen Unterklasse widersprach, entstand in Wissenschaft und Politik das Bedürfnis, die zeitliche Dimension von Armut mehr in den Mittelpunkt der Diskussion zu rücken. Das Interesse der Wissenschaftler konzentrierte sich hauptsächlich darauf, ein besseres Verständnis für das gesellschaftliche Phänomen Armut zu gewinnen. Es wurden Antworten auf u.a. folgende Fragen gesucht:

- Unter welchen Bedingungen kann Armut als „chronisch“ betrachtet werden und wie lässt sich messen, wie groß das Ausmaß chronischer Armut in einer Gesellschaft ist?
- Wie lange dauern Armutsphasen im Durchschnitt an und welche Personengruppen weisen überdurchschnittlich lange Armutsdauern auf?
- Welche Bedeutung kommt „wiederkehrender“ Armut zu und welche Personen sind besonders gefährdet, nach überstandener Armut erneut in Armut zurückzufallen?

²Einen Überblick über die wichtigsten US-amerikanischen Studien zur Dynamik von Armut findet man bei BUHR (1991).

³Die ersten empirischen Arbeiten zur Dynamik von Armut in Deutschland basieren zum einen auf Daten der ersten Wellen des Sozio-ökonomischen Panels (SOEP) (vgl. BERNTSEN und RENDTEL 1991, VOGES und ROHWER 1992, HEADEY ET AL. 1994, KRAUSE 1998) oder auf Daten der Bremer 10%-Stichprobe von Sozialhilfeakten (vgl. BUHR 1995).

Der Sozialpolitik hingegen ging es in erster Linie darum, durch Entwicklung geeigneter sozialpolitischer Instrumente eine effizientere Armutsbekämpfungspolitik und eine bessere Allokation der knappen Ressourcen zu erreichen. Wenn Armut tatsächlich zu einem großen Teil transitorischer Natur ist, sollten vorrangig diejenigen Personen staatliche Unterstützung erhalten, bei denen zu befürchten ist, dass sie noch längere Zeit unterhalb der Armutsgrenze leben müssen. Kurzzeitige Armut stellt hingegen kein akutes Problem dar und kann nachrangig bekämpft werden. Dynamische Analysen ermöglichen aber nicht nur eine effizientere Ressourcenallokation, sondern können auch dazu dienen, auf ihrer Basis neue Strategien zur Armutsbekämpfung zu entwickeln. David Ellwood, ein bedeutender Vertreter der dynamischen Armutsforschung in den USA und zugleich sozialpolitischer Berater der US-Regierung unter Präsident Clinton, beurteilt den besonderen Mehrwert dynamischer Betrachtungsweisen für die Sozialpolitik wie folgt:

„[D]ynamic analysis gets us closer to treating causes, where static analysis often leads us towards treating symptoms. [...] If, for example, we ask who are the poor today, we are led to questions about the socioeconomic identity of the existing poverty population. Looking to policy, we then typically emphasize income supplementation strategies. The obvious static solution to poverty is to give the poor more money. If instead, we ask what leads people into poverty, we are drawn to events and structures, and our focus shifts to looking for ways to ensure people escape poverty.“ (ELLWOOD 1998: 49)

In dieser Arbeit wird versucht, das bestehende Wissen über die Dynamik von Armut in Deutschland durch umfangreiche empirische Analysen zu bestätigen und zu erweitern. Die Forschungsfragen, deren Beantwortung zu einem besseren Verständnis der zeitlichen Dimension von Armut beitragen soll, werden im folgenden Kap. 1.2 vorgestellt und im Einzelnen erläutert. Die gewonnenen Erkenntnisse sollen aber nicht nur einem besseren Verständnis von Armut dienen. Es wird auch erörtert, welche Schlüsse für die Armutspolitik aus den gewonnenen Erkenntnissen gezogen werden können.

In Kapitel 2 dieser Arbeit werden notwendige Grundlagen der empirischen Armutsmessung behandelt. Es wird zunächst diskutiert, welcher Armutsbegriff

den weiteren Betrachtungen zu Grunde gelegt wird, welche Ressourcengröße zur Messung von Armut Verwendung findet und wie Armutsgrenzen im Einzelnen fixiert werden (Kap. 2.1). Da es auf diese Fragen keine eindeutige, richtige Antwort gibt, stellen die entsprechenden Festlegungen normative Setzungen dar, denen keine zwingenden theoretischen Überlegungen zu Grunde liegen. Aus dieser Tatsache erwächst für eine empirische Analyse die Notwendigkeit, die Stabilität der Ergebnisse durch verschiedene Vergleichsberechnungen zu überprüfen. Im Anschluss an die definitorischen Grundlagen wird die im empirischen Teil verwendete Datenbasis in gebotener Kürze vorgestellt (Kap. 2.2). Für Analysen der Einkommens- und Armutsdynamik weist das vom DIW erhobene Sozio-ökonomische Panel (SOEP) im Vergleich zu anderen Datenquellen verschiedene Vorteile auf, die alles in allem für eine alleinige Verwendung dieser Datenbasis in vorliegender Arbeit sprechen. Da es sich beim SOEP nicht um eine einfache Zufallsstichprobe handelt, sondern ausgewählte Teilgesamtheiten systematisch überrepräsentiert sind, ist die Verwendung von Stichprobengewichten bei der Analyse erforderlich. Es wird daher auch erörtert, wie die Gewichtung der Stichprobendaten im Quer- und Längsschnitt vorgenommen wird. Schließlich werden verschiedene Determinanten langfristiger Armut vorgestellt und systematisiert, von denen aufgrund theoretischer Überlegungen ein Einfluss auf das Ausmaß chronischer Armut und die Dauer zusammenhängender Armutphasen zu erwarten ist (Kap. 2.3). Die dort formulierten Erwartungen stellen Forschungshypothesen dar, die in den nachfolgenden Analysen empirisch überprüft werden.

Den Ausgangspunkt aller empirischen Analysen in dieser Arbeit bilden die individuellen Abfolgen von Armuts- und Nichtarmutsjahren. Der grundsätzliche Unterschied zwischen den Analysen in Kapitel 3 und 4 besteht darin, wie die Informationen aus diesen Armutssequenzen verarbeitet werden. In Kapitel 3 wird aus der Folge der Armuts- und Nichtarmutsjahre ein mehrere Perioden umfassender Analysezeitraum ausgewählt und das Ausmaß chronischer Armut mit Hilfe verschiedener Indikatoren innerhalb dieses Zeitraums gemessen. Einleitend wird diskutiert, wann eine Person als chronisch arm betrachtet wird und wie Indikatoren zur Messung chronischer Armut konstruiert werden können (Kap. 3.1). Es zeigt sich, dass chronische Armut auf verschiedene Weise erfasst werden kann. Zum einen kann eine Person als chronisch arm definiert

werden, wenn sie in der Mehrzahl der Jahre des Analysezeitraums arm ist (Indikator Q_{1a}). Zum anderen lässt sich chronische Armut als ein Zustand auffassen, bei dem das permanente (durchschnittliche) Einkommen innerhalb des Analysezeitraums unterhalb einer durchschnittlichen Armutsgrenze liegt (Indikator Q_2). Beide Indikatoren werden verwendet, um das Ausmaß chronischer Armut in Gesamtdeutschland sowie in ausgewählten Teilpopulationen zu messen (Kap. 3.2). Diese teilgruppenspezifischen Analysen sollen erste Hinweise darüber liefern, welche Personengruppen überdurchschnittlich stark von dauerhafter Armut betroffen sind. Um ein differenziertes Bild der Soziodemografie chronischer Armut zu erhalten, wird im Rahmen multivariater Analysen untersucht, wie groß das Ausmaß persistenter Armut in einer Untergruppe ist, wenn verschiedene andere Einflussfaktoren konstant gehalten werden (Kap. 3.3)⁴. Diese multivariaten Analysen liefern vor allem in methodischer Hinsicht einige neue Ansätze zur Analyse chronischer Armut. Erstmals werden nichtlineare hierarchische Modelle, die aus anderen Anwendungen der Ökonometrie bekannt sind, zur Analyse chronischer Armut eingesetzt. Sie ermöglichen es, neben beobachteten Einflussfaktoren auch nicht beobachtete Heterogenität auf Haushalts- und Personenebene bei der Schätzung der Regressionsparameter zu berücksichtigen. Da sich aus überlappenden Analysezeiträumen ein echter Paneldatensatz konstruieren lässt, können auch Paneldatenmodelle zur Analyse chronischer Armut herangezogen werden.

In Kapitel 4 werden aus den individuellen Armutssequenzen kontinuierliche Armuts- und Nichtarmutsphasen identifiziert und deren Dauer analysiert⁵. Zunächst sind auch in diesem Kapitel einige definitorische Fragen zu klären (Kap. 4.1). Es wird diskutiert, wann genau eine Armuts- oder Nichtarmut-

⁴In der vorliegenden Arbeit wird allgemein von „multivariater Analyse“ gesprochen, wenn mehr als zwei Variablen gleichzeitig untersucht werden (vgl. ECKEY ET AL. 2002: 1). Die hier verwendete Definition des Begriffs „multivariat“ umfasst somit insbesondere den Fall der Analyse einer (zu erklärenden) Variablen in Abhängigkeit mehrerer unabhängiger Variablen. Diese Begriffsabgrenzung ist notwendig, da in der deutschsprachigen Fachliteratur bei Regression einer abhängigen auf mehrere unabhängige Variablen häufig von „multipler“ Regression gesprochen wird, während bei „multivariaten Verfahren“ die gemeinsame Analyse mehrerer abhängiger Variablen gemeint ist (siehe u.a. RINNE (2000)).

⁵In Kapitel 3 wird lediglich die Information über die Anzahl an Armutsjahren innerhalb eines vorgegebenen Zeitraums aus den individuellen Armutssequenzen extrahiert. Informationen über die Kontinuität von Armutsphasen oder die Bedeutung wiederkehrender Armut bleiben dabei unberücksichtigt.

sphase endet, wie die Dauer von Armut bzw. Nichtarmut gemessen werden sollte und wann eine Episode als links- bzw. rechtszensiert zu betrachten ist. Anschließend wird die Dauer von Armuts- und Nichtarmutsepisoden mit Hilfe nichtparametrischer Methoden aus dem Bereich der Verweildaueranalyse untersucht (Kap. 4.2). Im Vergleich zur Studie von BANE und ELLWOOD (1986), die erstmals Methoden der Verweildaueranalyse zur Schätzung von Ausstiegswahrscheinlichkeiten aus Armut einsetzen, wird die Analyse um verschiedene Aspekte erweitert. Es wird sowohl die Verweildauer in Armut als auch die Zeit zwischen zwei Armutsphasen analysiert. Die Punktschätzung der Ausstiegs- und Wiedereinstiegswahrscheinlichkeiten wird durch eine cluster-robuste Schätzung der Standardfehler ergänzt, die wiederum zur Konstruktion von Konfidenzintervallen genutzt wird. Eine teilgruppenspezifische Schätzung der Übergangsprozesse soll schließlich erste Hinweise liefern, welche Personengruppen mit besonders langen Armuts- und kurzen Nichtarmutsphasen zu rechnen haben. Eine differenziertere Analyse der Verweildauerprozesse ist mit Hilfe multivariater Verweildauermodelle möglich (Kap. 4.3). Die Verfahren der zeitdiskreten Verweildaueranalyse werden hierzu für Mehr-Episoden-Daten erweitert und es wird dargestellt, wie in den verschiedenen Modellen neben beobachteter Heterogenität auch unbeobachtete Heterogenität der Untersuchungseinheiten bei der Schätzung berücksichtigt werden kann. Der Modellierung unbeobachteter Heterogenität kommt in diesem Zusammenhang besondere Bedeutung zu, da unter anderem Erkenntnisse über die Verweildauerabhängigkeit von Armut gewonnen werden sollen. Eine unverzerrte Schätzung der Verweildauerabhängigkeit ist aber nur dann möglich, wenn der Einfluss beobachteter und unbeobachteter Heterogenität kontrolliert wird.

In den meisten empirischen Studien wird nur einer der oben beschriebenen Aspekte der Dynamik von Armut betrachtet. Viele Arbeiten konzentrieren sich ausschließlich auf die Analyse der Dauer zusammenhängender Armutsphasen, während wieder andere das Ausmaß chronischer Armut innerhalb eines vorgegebenen Analysezeitraums messen. Selten werden hingegen beide Aspekte der Dynamik von Armut vergleichend analysiert. Gerade dies stellt ein zentrales Anliegen dieser Studie dar. Im abschließenden Kapitel 5 werden die zentralen Ergebnisse der vorliegenden Studie zusammengefasst, daraus abgeleitete sozialpolitische Implikationen diskutiert und ein Ausblick auf verschiedene Anknüpfungspunkte für weitere Forschung gegeben.

1.2 Forschungsleitende Fragen

Die **Soziodemografie von Langzeitarmut** bildet den ersten Forschungsschwerpunkt dieser Arbeit. Dabei geht es konkret um die Frage, welche individuellen oder haushaltsstrukturellen Eigenschaften Personen auszeichnen, die überdurchschnittlich stark von chronischer Armut betroffen sind bzw. die mit langen Armuts- und kurzen Nichtarmutsphasen zu rechnen haben⁶. Außerdem wird untersucht, inwieweit sich gesamtwirtschaftliche Rahmenbedingungen auf das Ausmaß dauerhafter Armut auswirken. Wenn man davon ausgeht, dass kurzfristige Armut kein vordringliches gesellschaftliches Problem darstellt, sollten die verfügbaren Mittel im Sinne einer effizienten Armutsbekämpfung zuerst für diejenigen Personen eingesetzt werden, die voraussichtlich in mehreren Jahren Armut nicht überwinden werden. Eine solche Politik ist nur möglich, wenn verlässliche Erkenntnisse über die Charakteristika von Problemgruppen vorliegen⁷. Eine Aufgabe dieser Arbeit ist es, zu einem fundierteren Wissen über die soziodemografische Struktur der Gruppe langzeitarmer Personen beizutragen. In Kap. 2.3 wird ausführlich erörtert, welcher Einfluss von verschiedenen Faktoren auf das Ausmaß chronischer Armut und die Dauer einzelner Armutsepisoden zu erwarten ist. Aus diesem Grund wird an dieser Stelle auf eine ausführliche Darstellung der theoretischen Hypothesen über die Soziodemografie von Langzeitarmut verzichtet. Aufgabe der empirischen Analysen wird es sein, den Vermutungen im Einzelnen nachzugehen und zu prüfen, ob sich in den Daten des SOEP ausreichende empirische Evidenz für eine Bestätigung der Hypothesen findet.

Eine zweite Hypothese, deren Überprüfung wichtiger Bestandteil von Kapitel 4 dieser Arbeit ist, betrifft die **Verweildauerabhängigkeit von Armut**. Es geht dabei um die Frage, wie sich die Chance, Armut zu überwinden, mit zunehmender Verweildauer in Armut verändert. Die Tatsache, dass die

⁶Im weiteren Verlauf werden diese Personen- und Haushaltsmerkmale u.a. als „problematische Eigenschaften“ bezeichnet. Damit ist nicht gemeint, dass die verschiedenen Eigenschaften an sich problematisch sind. Vielmehr haben sie sich in empirischen Analysen in Bezug auf chronische Armut bzw. lange Armutsphasen als risikoe erhöhend erwiesen.

⁷Maßnahmen zur Armutsbekämpfung müssen sich dabei nicht auf finanzielle Unterstützung beschränken. Sinnvoll wären auch Maßnahmen, mit denen versucht wird, die Arbeitsmarktchancen bestimmter Problemgruppen (z.B. allein erziehende Frauen, geringqualifizierte Personen etc.) zu verbessern.

ökonometrische Analyse der Zeitabhängigkeit von Verweildauerprozessen ein nichttriviales Gebiet empirischer Forschung darstellt, erklärt die unzureichende Behandlung dieses Themas in vielen empirischen Studien. Die meisten Arbeiten, die sich der Verweildauerabhängigkeit von Armut widmen, kommen zu dem Ergebnis, dass die Wahrscheinlichkeit, Armut zu überwinden, mit zunehmender Verweildauer systematisch abnimmt. Der empirische Befund wird meist dadurch erklärt, dass mit zunehmender Armutsdauer ein Prozess der Entmutigung und sozialen Ausgrenzung fortschreitet, der schließlich die Arbeitsmarktchancen einer Person nachhaltig negativ beeinflusst. Man spricht in diesem Fall von „echter“ Verweildauerabhängigkeit oder „true duration dependence“. Tatsächlich kann man aber nur dann von echter Verweildauerabhängigkeit ausgehen, wenn ausgeschlossen werden kann, dass der empirische Befund durch das Vorliegen unbeobachteter Heterogenität hervorgerufen wird. Unterscheiden sich die Ausstiegswahrscheinlichkeiten von Personen hinsichtlich eines nicht beobachteten Merkmals, verlassen zuerst die Personen mit „günstigen“ Merkmalsausprägungen die Armut. Zurück bleiben Personen, die aufgrund ihrer „ungünstigen“ Ausprägungen für das betreffende Merkmal mit langen Armutsdauern zu rechnen haben. Alles in allem entsteht durch das Vorliegen unbeobachteter Heterogenität der Eindruck negativer Verweildauerabhängigkeit. In diesem Fall ist von „scheinbarer“ Verweildauerabhängigkeit oder „spurious duration dependence“ die Rede⁸. Die Frage, ob echte oder scheinbare Verweildauerabhängigkeit vorliegt, ist aber nicht nur von wissenschaftlichem Interesse, sondern spielt vor allem für die Gestaltung wirksamer Armutspolitik eine wichtige Rolle.

Wenn echte negative Verweildauerabhängigkeit von Armut vorliegt, kann es sinnvoll sein, einer armen Person durch finanzielle Unterstützung aus der Armut zu verhelfen, um so zu verhindern, dass ihre Ausstiegchancen durch einen längeren Verbleib in Armut weiter verringert werden. Falls aber unbeobachtete Heterogenität die Ursache der beobachteten Verweildauerabhängigkeit ist, wird jede Politik, die nur darauf zielt, arme Personen durch Geldzahlungen schnell aus der Armut zu holen, langfristig wirkungslos bleiben. Da sich an

⁸HECKMAN und SINGER (1984a) liefern die theoretische Begründung für dieses bekannte Phänomen. Sie zeigen allgemein, dass die Schätzung der Verweildauerabhängigkeit in Richtung „negative duration dependence“ verzerrt wird, wenn die Untersuchungseinheiten bezüglich eines nicht beobachteten Merkmals heterogen sind.

den unbeobachteten Eigenschaften, die für die geringeren Ausstiegchancen verantwortlich sind, durch die Transferzahlung nichts ändert, kann für die betreffenden Personen eine baldige Rückkehr in Armut erwartet werden⁹.

Bei der empirischen Messung der Dynamik von Armut müssen an verschiedenen Stellen normative Setzungen vorgenommen werden. Zu solchen Festlegungen zählen u.a. die Wahl der Äquivalenzskala, die Fixierung der Armutsgrenze oder die Entscheidung für einen bestimmten Analysezeitraum. Tatsächlich fallen im Verlauf dieser Arbeit weitere normative Entscheidungen an, die die gewonnenen Ergebnisse beeinflussen können. Ein drittes Forschungsziel dieser Arbeit besteht deshalb darin, die Stabilität der gewonnenen Erkenntnisse durch umfangreiche **Sensitivitätsanalysen** zu überprüfen. Nur mit Hilfe solcher Vergleichsberechnungen ist es möglich, „echte“ inhaltliche Erkenntnisse von solchen Ergebnissen zu trennen, die nur durch die Wahl einer bestimmten Äquivalenzskala, Armutsgrenze etc. zu Stande kommen.

⁹Obige Argumentation bezüglich der Effektivität von Einkommensergänzungszahlungen zur Bekämpfung langfristiger Armut, bezieht sich nur auf „aktive“ Sozialpolitik, die das Ziel verfolgt, Menschen dauerhaft von Armut zu befreien. „Passive“ Sozialpolitik, die den Betroffenen durch finanzielle Unterstützung ein menschenwürdiges Dasein sichert, besitzt selbstverständlich auch bei scheinbarer Verweildauerabhängigkeit ihre Berechtigung.

Kapitel 2

Grundlagen der empirischen Armutsmessung

2.1 Definition und Messung von Armut

2.1.1 Abgrenzung des verwendeten Armutsbegriffs

Am Anfang jeder Arbeit zum Thema Armut steht die Notwendigkeit, den Forschungsgegenstand präzise zu definieren und ihn gegenüber alternativen Armutsbegriffen abzugrenzen. Es muss also geklärt werden, was genau unter dem Begriff Armut verstanden werden soll und wie die Messung dieses gesellschaftlichen Phänomens vorzunehmen ist. Dies ist insofern erforderlich, da sich in der zahlreichen Fachliteratur kein allgemein akzeptiertes Grundverständnis von Armut in einer Gesellschaft etabliert hat. Darüber hinaus zeigt u.a. eine Studie von HAGENAARS und DE VOS (1988), dass bei Anwendung unterschiedlicher Armutskonzepte verschiedene Untersuchungseinheiten als „arm“ klassifiziert werden und folglich empirische Analysen zu unterschiedlichen Ergebnissen führen. Ziel der folgenden Überlegungen ist es, die wichtigsten in der Literatur diskutierten Armutskonzepte vorzustellen und die verschiedenen Ansätze miteinander zu vergleichen. Dabei soll keineswegs der Versuch gemacht werden, die umfangreichen theoretischen Diskussionen in allen Details

wiederzugeben. Im Vordergrund steht vielmehr eine grobe Einordnung des in dieser Arbeit verwendeten Armutsbegriffs.

Zur Beantwortung der Frage, wann eine Person als arm betrachtet werden soll, kann zunächst zwischen einem absoluten und einem relativen Verständnis von Armut unterschieden werden. Diese Differenzierung orientiert sich an dem Bedarf, zu dessen Befriedigung eine Person mindestens in der Lage sein muss. Falls dieser Bedarf lediglich ein Minimum dessen umfasst, was notwendig ist um die physische Existenz zu gewährleisten, spricht man von absoluter Armut oder Primärarmut. Beim absoluten Armutsbegriff wird implizit unterstellt, dass für jede Person ein absoluter Minimalbedarf als Maßstab existiert, der zeitinvariant ist und sich nicht am erreichten und allgemein akzeptierten Wohlstandsniveau der Gesellschaft orientiert. Für die Bereiche Nahrung, Kleidung, Obdach und Gesundheit wird eine entsprechende Mindestversorgung ermittelt und dieser Mindestbedarf in ein monetäres physisches Existenzminimum umgerechnet (vgl. VOLKERT ET AL. 2003). In Entwicklungsländern besitzt dieses engste Armutsverständnis auch heute noch empirische Relevanz. In Industriestaaten wie der Bundesrepublik Deutschland gilt Primärarmut als weitestgehend, wenn auch nicht vollständig, beseitigt. Zudem leidet dieses Konzept unter der häufig genannten Kritik, dass sich ein eindeutiges und objektives physisches Existenzminimum nicht bestimmen lässt. Dieses Armutskonzept wird daher in vorliegender Arbeit nicht weiter betrachtet.

Es ist hingegen in modernen Industriestaaten wie der Bundesrepublik Deutschland üblich, Armut in Relation zum historisch erreichten Lebensstandard in einer Gesellschaft zu definieren. Dieses Grundverständnis greift weiter als der absolute Armutsbegriff und gesteht den Betroffenen „[...] über die Sicherung der physischen Subsistenz hinaus eine, wie auch immer definierte, angemessene Partizipation am gesellschaftlichen Wohlstand zu“ (SCHEURLE 1991: 7). Im Gegensatz zur Primärarmut wird bei diesem Armutsverständnis nicht auf die Sicherstellung eines physischen, sondern eines soziokulturellen Existenzminimums abgestellt. Dieses soziokulturelle Existenzminimum orientiert sich am durchschnittlichen Wohlfahrtsniveau einer Gesellschaft und kann sich (z.B. bei substanzieller Verbesserung der Wohlfahrt innerhalb einer Periode) im Zeitablauf erhöhen. Armut bezieht sich demnach auf die Ungleichheit von Lebens-

bedingungen und die Ausgrenzung von der Teilhabe am üblichen Leben in der Gesellschaft. Dieses relative Armutsverständnis gilt auf EU-Ebene inzwischen als Standard und liegt auch den Armutsberichten der BUNDESREGIERUNG (2001, 2005) zu Grunde¹. SEN (1983) bemerkt, dass dieses am durchschnittlichen Wohlstand der Gesellschaft orientierte Armutsverständnis in ökonomisch fortgeschrittenen Nationen zwar den relevanten Blickwinkel auf Armut darstellt, Armut selbst aber letzten Endes immer ein absoluter Begriff ist. Demnach gibt es für jeden Menschen ein absolutes Maß an Verwirklichungschancen, das mindestens realisiert werden muss, um am normalen Leben einer Gesellschaft teilhaben zu können. Wer von diesen Verwirklichungschancen ausgeschlossen ist, ist arm (vgl. KRÄMER 2000: 55). Die Mengen und Eigenschaften von Gütern, die zur Realisierung dieser Verwirklichungschancen notwendig sind, orientieren sich durchaus an den üblichen Gegebenheiten in der Gesellschaft. Auf eine tiefere Diskussion des Sen'schen Armutsbegriffs soll an dieser Stelle jedoch verzichtet werden.

So wenig es möglich ist, objektiv ein physisches Existenzminimum zu ermitteln, so unmöglich erscheint es, werturteilsfrei die Höhe und Zusammensetzung eines angemessenen soziokulturellen Mindeststandards zu definieren. Armut kann daher nur ein normatives Konzept sein, bei dessen Messung immer Wertentscheidungen einfließen, über deren Richtigkeit sich wissenschaftlich nicht abschließend urteilen lässt. Dem Armutsforscher bleibt nichts anderes übrig, als die zur Messung verwendeten Armutskonzepte offenzulegen und durch Alternativberechnungen ein breites Spektrum von Werthaltungen abzudecken (vgl. HAUSER 1997: 71). Durch ausführliche Sensitivitätsanalysen wird in dieser Arbeit versucht, dem genannten Problem Rechnung zu tragen.

Zur Beantwortung der Frage, wie Armut am besten gemessen werden kann, wird zwischen einem direkten und indirektem Ansatz differenziert. Die direkte Armutsmessung versucht, den tatsächlich realisierten Lebensstandard der Untersuchungseinheiten unmittelbar zu messen. Ein solcher Ansatz verfolgt das Ziel, die verschiedenen Dimensionen einer benachteiligten Lebenssituation

¹Nach der Definition des Rates der Europäische Union vom 19. Dezember 1984 sind diejenigen als arm zu bezeichnen, „die über so geringe (materielle, kulturelle und soziale) Mittel verfügen, dass sie von der Lebensweise ausgeschlossen sind, die in dem Mitgliedsstaat, in dem sie leben, als Minimum annehmbar ist“

zu erfassen. Anhand zahlreicher Indikatoren aus verschiedenen Lebensbereichen wie z.B. Ernährung, Gesundheit, Wohnsituation, familiäre Aktivitäten, gesellschaftliche Integration etc. wird eine Abschätzung des faktisch erreichten Lebensstandards angestrebt. Die Multidimensionalität dieses Konzepts wirft naturgemäß einige Schwierigkeiten auf. So muss beispielsweise geklärt werden, welche Dimensionen zur Einschätzung des Lebensstandards Berücksichtigung finden und welche Indikatoren zur Messung dieser Dimensionen geeignet sind. Eine ausführliche Diskussion von Vor- und Nachteilen der direkten Armutsmessung sowie Ansätze zur empirischen Umsetzung mit Hilfe mehrdimensionaler Indices findet man u.a. bei MUFFELS (1993) oder ANDRESS (1999). Da die direkte Armutsmessung aufgrund der begrenzten Datenlage in den gängigen Umfragedaten meist nur eingeschränkt möglich ist, wird im weiteren Gang der Untersuchung auf Ansätze zur direkten Armutsmessung verzichtet.

Das relativ weit verbreitete Konzept der indirekten Armutsmessung konzentriert sich auf die Ressourcenausstattung einer Person und verwendet diese als Indikator für das erreichte Wohlfahrtsniveau. Unter den Begriff Ressource wird im Allgemeinen nicht nur monetäres (Geld-)Kapital subsumiert, sondern auch Human- und Sozialkapital². Auch der Ressourcenbegriff weist also einen multidimensionalen Charakter auf. Die meisten Armutsanalysen verwenden das jährliche verfügbare Haushaltseinkommen als einzige Ressourcendimension. Unter dem verfügbaren Haushaltseinkommen versteht man die Summe der Nettoeinkommen aller Haushaltsmitglieder nach Abzug von Steuern und Sozialabgaben und inklusive staatlicher Transferzahlungen. In verschiedenen Arbeiten wird zudem diskutiert, in wie weit nichtmonetäre Einkommenskomponenten wie der fiktive Mietwert selbstgenutzten Wohneigentums (imputed rent) oder sogenannte „fringe benefits“³ bei der Operationalisierung des Einkommens berücksichtigt werden sollten. Zwar weisen FRICK und GRABKA (2000) auf die nicht zu vernachlässigende Bedeutung von „imputed rents“ für die personelle Einkommensverteilung hin, doch soll aufgrund von Ungenauigkeiten bei den Angaben zu diesem fiktiven Mietwert auf eine Einbeziehung

²Sozialkapital umfasst die Ressourcen, die mit der Teilhabe am Netz sozialer Beziehungen verbunden sind. Zu diesen sozialen Beziehungen zählen Aspekte wie gegenseitige Hilfeleistungen, Anerkennung oder gesellschaftliche Verbindungen.

³Diese umfassen betriebliche Nebenleistungen wie z.B. die private Nutzung eines Betriebsfahrzeugs oder die Nutzung von Werkzeugen für private Arbeiten.

verzichtet werden. „Fringe benefits“ lassen sich aufgrund der Datenlage zu- meist gar nicht berücksichtigen (vgl. HANESCH ET AL. 2000: 23). Relevanz besitzt auch die Frage in welcher Fristigkeit - Monats- oder Jahreseinkommen - der Ressourcenindikator Einkommen erfasst werden sollte. Prinzipiell gilt, dass Einkommenszahlungen über die Zeit je nach Art der Beschäftigung sehr ungleichmäßig anfallen können. Insbesondere bei Selbstständigen, Land- oder Forstwirten bringt ein zu einem beliebigen Zeitpunkt erhobenes Monats- einkommen die tatsächliche wirtschaftliche Situation nicht adäquat zum Aus- druck. Daher besteht unter Armutsforschern weitestgehend Konsens, dass das Jahresnettoeinkommen eines Haushalts, das auch alle zeitlich unregelmäßig anfallenden Zahlungen enthält, als geeigneter Ressourcenindikator angesehen werden kann. Dabei ist zu akzeptieren, dass kurzfristige Armutphasen auf- grund unterjährig auftretender Einkommensschwächen bei diesem Jahreskon- zept verborgen bleiben⁴. Zentraler Aspekt des Konzepts der Einkommensar- mut ist also die Annahme, das Einkommen sei als zentrale Ressourcengröße maßgeblich für den Lebensstandard einer Person verantwortlich. Als relativ einkommensarm gilt demnach eine Person, deren Einkommen unterhalb ei- nes soziokulturellen Einkommensminimums liegt. Seine besondere Beliebtheit, insbesondere in der empirischen Armutsliteratur, verdankt das Konzept der Einkommensarmut unter anderem der Tatsache, dass Einkommensinformatio- nen in vielen Umfragen in ausreichender Qualität und Detailliertheit erhoben werden.

Trotz der weiten Verbreitung des Ressourcenansatzes lassen sich natürlich auch einige Schwächen ausmachen. Es kann eingewendet werden, dass eine ausrei- chende Ressourcenausstattung nicht zwangsläufig ein akzeptables Wohlfahrts- niveau zum Ausdruck bringen muss. Nicht alle Individuen sind gleicherma- ßen in der Lage, eine gegebene Mittelversorgung in einen ausreichenden Le- bensstandard umzusetzen. Für diese mangelnde Fähigkeit können unter an- derem fehlende soziale Integration oder abweichende individuelle Präferen- zen verantwortlich sein. Ein Individuum mit solchen Präferenzen mag frei- willig auf bestimmte Güter verzichten, die andere für unentbehrlich ansehen. Außerdem reduziert man durch die ausschließliche Betrachtung des Einkom-

⁴In Kap. 2.2.3 erfolgt eine detaillierte Darstellung der Operationalisierung des Haushalts- nettoeinkommens mit Umfragedaten aus dem Sozio-ökonomischen Panel für Deutschland (SOEP).

mens den komplexen Ressourcenbegriff auf eine einzige, monetäre Dimension. Dies ist auch deshalb problematisch, da sich neben dem verfügbaren Einkommen auch andere Indikatoren zur Messung der Ressourcenausstattung anbieten. Als Alternative zum Einkommen wird u.a. bei ANDRESS ET AL. (2001) oder KÖLLING (1999) die Verwendung von Ausgaben diskutiert. Ausgaben beschreiben im Vergleich zum Einkommen eher den tatsächlichen Ressourceneinsatz. Durch Sparen und Entsparen glätten Personen einen schwankenden Einkommensstrom und erhalten so ein langfristiges Konsumniveau aufrecht. Gegenstand indirekter Armutsanalysen sind jedoch weniger die individuellen (Konsum-)Präferenzen als vielmehr das individuelle Potenzial zur Realisierung eines akzeptablen Lebensstandards. Dieses Argument und die Tatsache, dass in deutschen Längsschnitterhebungen, wie z.B. dem SOEP, Ausgabendaten nicht ausreichend erhoben werden, sprechen dafür, auf den Ressourcenindikator Ausgaben zu Gunsten des Einkommens zu verzichten.

Vielfach diskutiert ist auch die Frage, ob und wie weit Geld- und Sachvermögen bei einer Analyse von Armut mit dem Ressourcenansatz berücksichtigt werden sollten. Unstrittig ist, dass das Vermögen einen Teil der Ressourcen einer Person darstellt. Zumindest die monetären Kapitalerträge sind im Einkommensbegriff jedoch enthalten. Darüber hinaus kann davon ausgegangen werden, dass es nur Ausnahmefälle sein können, in denen eine langfristig einkommensarme Person über nennenswerte Vermögensgegenstände verfügt. Die bestehenden Regelungen zur Sozialhilfe (§ 88, 89 BSHG) sprechen für diese Annahme. Berücksichtigt man dazu noch die Tatsache, dass Daten über Geld- und Sachvermögen in vernünftiger Qualität außerordentlich schwer zu erheben sind, spricht einiges dafür, von der Einbeziehung von Vermögen als Ressourcenindikator abzusehen (vgl. ISENGARD 2002: 18). Im weiteren Verlauf der Untersuchung wird Armut immer in Relation zum durchschnittlichen Wohlfahrtsniveau in Deutschland definiert. Das Einkommen dient dabei als Indikator für die Ressourcenausstattung. Eine ausführliche Antwort auf die Frage, wessen Einkommen eigentlich gemessen werden soll, liefert das folgende Kapitel.

2.1.2 Wahl der Analyseeinheit

Gegenstand einer Analyse von Armut sind die Lebensbedingungen einzelner Menschen. Im Sinne des in Kap. 2.1.1 diskutierten Ressourcenansatzes bietet es sich daher an, das individuelle (Personen-)Einkommen als Ressourcengröße heranzuziehen. Eine Person wäre demnach als arm zu bezeichnen, wenn ihr Einkommen ein in Geldeinheiten umgerechnetes soziokulturelles Existenzminimum unterschreitet. Die Verwendung von Personeneinkommen hätte aber zur Konsequenz, dass z.B. alle Kinder, die im Allgemeinen über kein eigenes Einkommen verfügen, als arm klassifiziert würden. Da ein solches Messkonzept nicht sinnvoll sein kann, sind Individualeinkommen als Maßstab für Armut nicht zu gebrauchen (vgl. KRÄMER 2000: 88). Es sind zwar die Lebensbedingungen einzelner Personen, die im Mittelpunkt von Armutsüberlegungen stehen. Doch diese Individuen setzen ihre Ressourcen nicht isoliert voneinander ein, sondern wirtschaften in Haushalten zusammen. Über die Frage, wie diese Wirtschaftsgemeinschaften konkret abgegrenzt werden können und welche Personen einem Haushalt zugerechnet werden, herrscht keine einheitliche Meinung. In dieser Arbeit werden private Haushalte als Zusammenschluss von Individuen definiert, die zusammen in einer Wohnung leben und ihre Ressourcen gemeinsam einsetzen. Besonders der zweite Teil dieser Definition bereitet den Armutsforschern seit jeher Schwierigkeiten. Denn dabei wird implizit unterstellt, dass es einen gemeinsamen „Einkommens-Pool“ gibt, an dem alle Haushaltsmitglieder entsprechend ihres Bedarfs gleichberechtigt partizipieren, so dass jede Person dasselbe Wohlfahrtsniveau erzielt (vgl. HANESCH ET AL. 2000: 49). Tatsächlich wird die haushaltsinterne Machtstruktur aber in vielen Fällen zu einer Ungleichverteilung der Ressourcen innerhalb der Gemeinschaft führen. Dieses als Binnenarmut bezeichnete Problem führt dazu, dass das wahre Ausmaß von Armut unterschätzt wird. Eine empirische Analyse muss aber aufgrund der Datenlage auf diese vereinfachende Annahme zurückgreifen⁵.

Während die Ressourcengröße Einkommen auf Ebene der Haushalte gemessen wird, sprechen einige Argumente dafür, das Individuum als Analyseeinheit beizubehalten. In den nachfolgenden Kapiteln soll das Ausmaß chronischer

⁵Eine tiefere Analyse sowie Lösungsvorschläge für dieses Problem liefert u.a. JENKINS (1991)

Armut, die Dauer einzelner Armutsepisoden sowie die Chance für Auf- und Abstiege in der Einkommensverteilung für verschiedene Subpopulationen untersucht werden. Diese Untergruppen (z.B. Erwerbstätige, Arbeitslose, Rentner) lassen sich in vielen Fällen anhand personenbezogener Merkmale abgrenzen. Eine exakte Definition der Untergruppen ist also nur auf Personenebene möglich. Im Rahmen empirischer Armutsstudien, in denen Haushalte als Untersuchungseinheiten dienen (z.B. CANTO 2002), wird die Konstruktion von Subpopulationen in den meisten Fällen anhand der Eigenschaften eines ausgewählten Mitglieds des Haushalts (Haushaltsvorstand) vorgenommen. Besonders in Studien zur Dynamik von Armut ist ein solches Vorgehen aber nicht unproblematisch. Ein Haushalt kann im Zeitablauf aus einer Untergruppe ausscheiden, weil sich das Merkmal des Haushaltsvorstands geändert hat. Andererseits ist auch ein Ausscheiden möglich, das durch einen Wechsel oder Ausscheiden des Haushaltsvorstands hervorgerufen wird. DEVICIENTI (2002) und HEINRICH (1999) betonen, dass bei Armutsanalysen mit Längsschnittdaten zeitstabile Untersuchungseinheiten zu bevorzugen sind. Während sich Haushalte im Zeitablauf in ihrer Zusammensetzung ändern, ermöglicht die Verwendung von Personen als Analyseeinheit, Bewegungen der Individuen von Haushalt zu Haushalt über die Zeit verfolgen zu können. Die meisten empirischen Arbeiten zur Dynamik von Armut verwenden daher das Individuum als Analyseeinheit und den Haushalt als Ausgangspunkt der Einkommensmessung. Eine Person ist demnach arm, wenn sie in einem Haushalt lebt, dessen Haushaltseinkommen zur Sicherstellung eines soziokulturellen Existenzminimums seiner Mitglieder nicht ausreicht.

2.1.3 Bedarfsgewichtung der Haushaltseinkommen mit Äquivalenzskalen

Wird das verfügbare Haushaltseinkommen als Ressourcengröße verwendet, muss noch das Problem der Vergleichbarkeit dieses Indikators für verschiedene Haushaltsstrukturen gelöst werden. Denn selbstverständlich erreicht ein Singlehaushalt bei gleicher Einkommenshöhe ein anderes Wohlfahrtsniveau als eine Familie mit zwei Kindern. Die Ressourcenausstattung eines Haushalts, die notwendig ist, um eine bestimmte Wohlfahrt zu erreichen, hängt also von der Zahl

der Personen und der Zusammensetzung des Haushalts ab. Ein vergleichbarer Ressourcenindikator ist daher für Armutsanalysen unbedingt erforderlich. Die einfachste Lösung dieses Problems bestünde darin, das einfache Pro-Kopf-Einkommen eines Haushalts als Ressourcengröße zu verwenden. Diese leicht zu berechnende Größe ist allerdings mit zwei Nachteilen verbunden. Zum einen bleibt die Tatsache unberücksichtigt, dass sich Personen bezüglich ihres Bedarfs unterscheiden. Einem Kleinkind würde derselbe Bedarf zugeordnet wie einem Erwachsenen. Zum anderen entstehen durch das gemeinsame Wirtschaften in Haushalten Skalenerträge („economies of scale“), die sich insbesondere durch die Verteilung von Fixkosten (z.B. für Wohnung, Heizung, Zeitung) auf mehrere Köpfe ergeben. Es gilt als unbestritten, dass ein Zwei-Personen-Haushalt weniger als das Doppelte eines Ein-Personen-Haushalts benötigt, um dasselbe Wohlfahrtsniveau zu erreichen (vgl. ANDRESS 1999: 85).

Gängige Praxis zur Lösung dieses Problems ist die Berechnung bedarfsgewichteter Pro-Kopf-Einkommen, die auch als Äquivalenzeinkommen bezeichnet werden. Jeder Person des Haushalts wird dabei ein Bedarfsgewicht zugewiesen, das für ein Referenzmitglied den Wert eins und für alle weiteren Personen altersabhängig Werte von kleiner eins annimmt. Die Bedarfsgewichte geben den Zusatzbedarf einer weiteren Person im Haushalt als Anteil am Bedarf der Referenzperson an⁶. Das bedarfsgewichtete Pro-Kopf-Einkommen, das jeder Person im Haushalt zugerechnet wird, errechnet sich schließlich als Quotient aus dem Haushaltseinkommen und der Summe der Bedarfsgewichte. Die Menge der verschiedenen Bedarfsgewichte nennt man Äquivalenzskala. In der zahlreichen Fachliteratur werden verschiedenste Äquivalenzskalen angewendet, die teils mikroökonomisch, empirisch oder auch sozialpolitisch motiviert sind und das Ausmaß der Einsparmöglichkeiten eines Haushalts unterschiedlich stark bewerten. Für einen Literaturüberblick siehe u.a. BUHMANN ET AL. (1988), COULTER ET AL. (1992). Kleine Bedarfsgewichte für weitere Personen im Haushalt unterstellen dabei höhere Skalenerträge und führen gleichzeitig zu einem höheren Äquivalenzeinkommen. Schon allein durch diese

⁶Kritiker dieser Konstruktion von Äquivalenzziffern weisen darauf hin, dass es nicht einzusehen sei, „[...] warum ein Kind die Lebenshaltungskosten eines Ehepaars unabhängig vom Einkommen des Paares um genau x Prozent erhöht: bei x=25 und einem Einkommen von DM 2000,- im Monat wären das DM 500,-, bei einem Einkommen von DM 20.000,- dagegen DM 5000,- und das ist sicher nicht plausibel.“ (KRÄMER 2000: 93)

Überlegung wird deutlich, dass die Wahl der Äquivalenzskala Auswirkungen auf die Analyse von Armut haben muss. BUHMANN ET AL. (1988) weisen in ihrer Arbeit auf die immensen Auswirkungen unterschiedlicher Äquivalenzskalen auf das gemessene Ausmaß von Armut hin. Da eine im wissenschaftlichen Sinne *richtige* Äquivalenzskala nicht existiert, stellt die Wahl der Bedarfsgewichtung eine normative Setzung dar, mit der spezifische Annahmen über die Höhe der Skalenerträge verbunden sind. In dieser Studie werden daher die zwei folgenden Skalen zur Berechnung des Äquivalenzeinkommens verwendet und die Ergebnisse in Sensitivitätsanalysen miteinander verglichen:

- **BSHG-Skala:**

Die Bedarfsgewichte dieser Äquivalenzskala werden den Regelsatzproportionen des Bundessozialhilfegesetzes (BSHG) entnommen. Das deutsche Sozialhilferecht differenziert zur Berechnung der Leistungsansprüche nicht nur zwischen den Bedarfen von Erwachsenen und Kindern verschiedenen Alters, sondern berücksichtigt für Kinder unter sieben Jahren auch noch den Haushaltskontext. Kindern aus Ein-Eltern-Haushalten wird ein um fünf Prozentpunkte höherer Bedarf zugestanden als gleichaltrigen Kindern aus Haushalten mit zwei Elternteilen. Die BSHG-Skala wird häufig dahingehend kritisiert, dass sie auf Grund der konzeptionellen Vernachlässigung der Unterkunftskosten, die pro Kopf typischerweise mit steigender Haushaltsgröße abnehmen, zu überhöhten Gewichtungen weiterer Haushaltsmitglieder führt (vgl. FAIK 1997: 14). Die Skalenerträge durch gemeinsames Wirtschaften in Haushaltsgemeinschaften werden daher tendenziell unterschätzt. Das konkrete Gewichtungsschema der BSHG-Skala ist in der zweiten Spalte von Tabelle 2.1 zusammengestellt.

- **modifizierte OECD-Skala:**

Für die aktuelle Armutsberichterstattung in Deutschland und der Europäischen Union wird die sog. modifizierte OECD-Skala empfohlen (vgl. BUNDESREGIERUNG 2005, EUROSTAT TASC FORCE 1998, ATKINSON ET AL. 2002). Die überarbeitete Version der ursprünglichen OECD-Skala geht von einem geringeren zusätzlichen Bedarf weiterer Haushaltsmitglieder aus und unterstellt damit höhere „economies of scale“. Jeder weiteren Person über 14 Jahren wird ein Bedarfsgewicht von 0,5, jedem Kind von höchstens 14 Jahren ein Bedarfsgewicht von 0,3 zugestanden.

Tabelle 2.1: Bedarfsgewichte verschiedener Äquivalenzskalen

Haushaltsmitglieder	mod. OECD	BSHG
Erste erwachsene Person	1	1
Haushaltsmitglieder ab dem 18. Lebensjahr	0,5	0,8
Jugendliche zwischen 14 und 17 Jahren	0,5	0,9
Kinder von 7 bis 13 Jahren	0,3	0,65
Kinder unter 7 Jahren	0,3	0,5
Kinder unter 7 aus Ein-Eltern-Haushalten	0,3	0,55

Tab. 2.1 zeigt die Bedarfsgewichte der beiden Äquivalenzskalen im Überblick. Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass die BSHG-Skala eher überhöhte Äquivalenzgewichte aufweist, was dazu führt, dass das Äquivalenzeinkommen größerer Haushalte geringer ausfällt. Als Folge davon sind bei Verwendung dieser Äquivalenzgewichtung tendenziell eher Mehrpersonen-Haushalte von Armut betroffen. Die modifizierte OECD-Skala stellt mit ihren geringen Bedarfsgewichten einen Gegenpol zur BSHG-Skala dar. Hier sind es eher die Haushalte mit wenigen Mitgliedern, die über ein relativ geringes Äquivalenzeinkommen verfügen⁷. Durch die beiden in dieser Arbeit angewendeten Äquivalenzskalen wird also ein breites Spektrum möglicher Werthaltungen über die Kostenvorteile gemeinsamer Haushaltsführung abgedeckt.

2.1.4 Bestimmung der Armutsgrenze

Im Sinne der Ausführungen in den vorangegangenen Abschnitten ist eine Person genau dann als (relativ) einkommensarm zu betrachten, wenn ihr jährliches, bedarfsgewichtetes Pro-Kopf-Einkommen unterhalb einer in Geldeinheiten ausgedrückten, soziokulturellen Minimalgrenze liegt. In der empirischen Armutsforschung wird insbesondere die Frage, wie die Quantifizierung dieses gerade noch akzeptablem Mindesteinkommens vorgenommen werden kann, überaus kontrovers diskutiert. Dies ist nicht zuletzt der Tatsache geschuldet, dass es für die Festlegung einer relativen Einkommensgrenze keine objektiv

⁷In zahlreichen empirischen Armutsstudien hat sich zudem die Verwendung der sog. \sqrt{n} -Skala bewährt. Diese Art der Bedarfsgewichtung wird häufig als Approximation der zur Berechnung aufwändigeren OECD-Skala verwendet (vgl. ATKINSON ET AL. 2002: 99).

richtige Theorie gibt und somit die Wahl der Grenze eine normative Entscheidung darstellt. In der Literatur werden vielfältige Ansätze zur Konstruktion von Einkommensgrenzen genannt. Neben Grenzen, die sich direkt aus der Einkommensverteilung ableiten lassen, werden auch politisch-administrative, warenkorbbasierte und subjektive Armutsgrenzen vorgeschlagen. Da in vorliegender Arbeit nur politisch-administrative und verteilungsorientierte Einkommensgrenzen betrachtet werden, sei bezüglich der anderen genannten Konzepte auf die einschlägige Literatur verwiesen (vgl. KAPTEYN ET AL. 1988, GOEDHART ET AL. 1977, VAN PRAAG ET AL. 1982, BRADSHAW ET AL. 2000).

2.1.4.1 Verteilungsorientierte Einkommensgrenzen

Der am weitesten verbreitete Ansatz in Europa verfolgt die direkte Bestimmung der Armutsgrenze aus der personellen Äquivalenzeinkommensverteilung. Das akzeptable Mindesteinkommen und damit die Armutsgrenze wird als ein bestimmter Punkt dieser Verteilung konkretisiert. Ein solcher Einkommenswert kann entweder in Form eines unteren Quantils (z.B. 20%-, 30%- oder 40%-Quantil) oder aber als Bruchteil des „mittleren“ Einkommens definiert werden. Die erstgenannte Methode findet so gut wie keine Anwendung, da ansonsten der Anteil der armen Bevölkerung niemals reduziert werden könnte. Wählt man das 20%-Quantil der Verteilung der Äquivalenzeinkommen als Grenze, beträgt der Anteil armer Personen stets genau 20%. Auch eine Vervielfachung aller Haushaltseinkommen kann im Rahmen dieses Messkonzepts den Anteil armer Personen nicht reduzieren. Weite Verbreitung genießt hingegen die Methode, einen Bruchteil des Durchschnittseinkommens als Armutsgrenze zu wählen. Sowohl die Entscheidung für einen geeigneten Mittelwert, mit dem der durchschnittliche Lebensstandard einer Gesellschaft ausgedrückt werden soll, als auch die Wahl eines konkreten Anteilswertes sind hierbei als normative Setzungen zu verstehen, denen keine zwingenden theoretischen Überlegungen zu Grunde liegen. Aus diesem Grund existiert in der empirischen Praxis zu dieser Art der Grenzbestimmung kein einheitliches Vorgehen.

In verschiedenen neueren Armutsstudien in Deutschland und der EU (siehe u.a. BUNDESREGIERUNG 2001, HANESCH ET AL. 2000, ATKINSON ET AL. 2002)

wird die Berechnung des Medians zur Messung des durchschnittlichen Einkommens empfohlen. Der Median reagiert weniger stark auf sehr große (bzw. sehr kleine) Beobachtungswerte als das in älteren Arbeiten häufig gewählte arithmetische Mittel und ist daher der robustere Mittelwert. Einkommenssteigerungen bei den Beziehern hoher Einkommen erhöhen zwar das arithmetische Mittel, lassen aber den Median und damit die Armutsgrenze unverändert. Gerade diese Unempfindlichkeit gegenüber sehr großen Einkommen spricht für die Verwendung des Medianeinkommens als Basisgröße zur Bestimmung einer relativen Armutsgrenze. SEMRAU und STUBIG (1999) kritisieren, dass bei Verwendung des Medians (und einem Bruchteil von 100%) maximal 49,99% der Personen als einkommensarm gelten können. Sie weisen außerdem darauf hin, dass sich das Medianeinkommen verringert, wenn auf die Einbeziehung der größten Haushaltsäquivalenzeinkommen verzichtet wird. Sie plädieren daher für die Berechnung der Einkommensgrenze auf Basis des Modus, der von einem Ausschluss der Haushalte mit hohem Einkommen nicht beeinflusst wird. Bei Einkommensverteilungen, die typischerweise linkssteil und unimodal sind, liefert der Modus einen aussagekräftigen Wert für das „mittlere“ Einkommen in der Gesellschaft⁸. Weiterhin lässt sich argumentieren, dass der Modus insbesondere dann zu bevorzugen ist, wenn die Verteilung eines Merkmals analysiert werden soll, bei dem die Erhebung der Verteilungsränder Schwierigkeiten bereitet. Untererfassungen am oberen und unteren Rand der Einkommensverteilung beeinflussen den Modus nicht. Im SOEP sind, wie in Abschnitt 2.2.3 angesprochen wird, sowohl Haushalte mit sehr geringen als auch sehr großen Haushaltseinkommen systematisch unterrepräsentiert. Bei einer solchen Datenlage spricht einiges dafür, zusätzlich zu einer Einkommensgrenze auf Grundlage des Medianeinkommens, eine relative Armutsgrenze als Bruchteil des dichtesten Einkommenswertes festzulegen.

Trotz der Vorzüge dieses Mittelwerts aus theoretischer Sicht hat sich die Verwendung des Modus zur Berechnung von Einkommensgrenzen in der empirischen Praxis nicht durchsetzen können. Verantwortlich dafür ist u.a. die Tatsache, dass sich der Modus der Verteilung eines stetigen Merkmals, im Gegensatz zu den alternativ diskutierten Mittelwertformen, nicht exakt berechnen, son-

⁸In mehrgipfligen Verteilungen ist der dichteste Wert nicht eindeutig definiert und kann nicht als ein besonders typischer Wert der Verteilung interpretiert werden.

dern nur mit Hilfe weiterer Annahmen schätzen lässt. In der Fachliteratur wird hauptsächlich zwischen nichtparametrischen und parametrischen Verfahren zur Schätzung des Modus differenziert. Zu den erstgenannten Ansätzen zählt die Methode der Kerndichteschätzung. Es wird derjenige Merkmalswert als Modus gewählt, an dem die geschätzte stetige Dichtefunktion das Maximum erreicht. Dieses sehr intuitive Vorgehen leidet jedoch unter dem Nachteil, dass zur Kerndichteschätzung sowohl eine Entscheidung über die Kernfunktion als auch über die zu verwendende Bandbreite notwendig ist. Während die Wahl der Kernfunktion die Berechnung des Modus nur geringfügig beeinflusst, wirken sich unterschiedliche Bandbreiten teils erheblich auf die Höhe des dichtesten Wertes aus. In Simulationsstudien konnte gezeigt werden, dass mit größerer Bandbreite tendenziell die Verzerrung des geschätzten Modus zunimmt, während die Varianz der Schätzung zurückgeht. Geringere Bandbreiten verringern zwar die Verzerrung, erhöhen aber gleichzeitig die Varianz der Schätzung (vgl. BICKEL 2003: 9). Aufgrund der Sensibilität des geschätzten Modus bezüglich der eingesetzten Bandbreite kommt die nichtparametrische Methode in dieser Arbeit nicht zur Anwendung.

Statt dessen wird versucht, ein parametrisches Verteilungsmodell zu spezifizieren, dass die zugrundeliegende Einkommensverteilung möglichst gut approximiert. In den Forschungsarbeiten zu diesem Thema wird eine Vielzahl von Verteilungstypen diskutiert, die sich gut an unimodale, empirische Verteilungen anpassen lassen und die darüber hinaus einen Katalog theoretischer Eigenschaften für Einkommensverteilungen erfüllen (vgl. DAGUM 1989: 11). Angefangen von der einfachen Pareto-Verteilung über die später favorisierte, zweiparametrische Lognormalverteilung, werden immer flexiblere Verteilungstypen mit der Zielsetzung entwickelt, über den gesamten Wertebereich eine möglichst gute Anpassung an die empirische Verteilung zu gewährleisten. In einigen Studien (z.B. BRACHMANN ET AL. 1996, BANDOURIAN ET AL. 2002) konnte anhand verschiedener Gütekriterien aufgezeigt werden, dass u.a. die dreiparametrische Singh-Maddala-Verteilung einen deutlich besseren Fit an die empirische Verteilung der Haushaltseinkommen ermöglicht, als dies z.B. mit der klassischen, zweiparametrischen Lognormalverteilung der Fall ist.

Diesen Erkenntnissen folgend soll die Verteilung der Haushaltsäquivalenzeinkommen durch eine Singh-Maddala-Verteilung mit der Dichtefunktion

$$f(x|a, b, q) = \frac{aqx^{a-1}}{b^a} \left(1 + \left(\frac{x}{b}\right)^a\right)^{-(q+1)} \quad (a \geq 0, b \geq 0, q \geq \frac{1}{a}) \quad (2.1)$$

approximiert werden. Durch einfache Extremwertberechnung lässt sich zeigen, dass für den Modus einer Singh-Maddala-Verteilung stets gilt:

$$x_M = \left(\frac{a-1}{aq+1}\right)^{\frac{1}{a}} \cdot b \quad (2.2)$$

Die praktische Schätzung des dichtesten Einkommenswerts mit Hilfe der parametrischen Methode erfolgt in zwei Schritten. Zuerst müssen die unbekannt Parameter der theoretischen Verteilung aus den vorliegenden Daten mit Hilfe der Maximum-Likelihood-Methode geschätzt werden⁹. Anschließend erhält man den Schätzwert für den Modus der Einkommensverteilung eines Jahres durch Einsetzen der ML-Schätzer \hat{a} , \hat{b} und \hat{q} in (2.2).

Entscheidend für die Höhe der Einkommensgrenze ist neben der Wahl des Mittelwertes auch die Festsetzung geeigneter Bruchteile. In den meisten Arbeiten werden Werte zwischen 40% bis 60% gewählt. Bereits mit der Wahl verschieden hoher Bruchteile wird das Ziel verfolgt, unterschiedliche Intensitäten von Armut zu messen. Die 50%-Schwelle gilt meist als Grenze „mittlerer Armut“, während durch einen Prozentsatz von 40% „strenge Armut“ und durch einen Wert von 60% „Einkommensschwäche“ gemessen werden soll. In vielen Arbeiten zur Dynamik von Armut wird die Armutsgrenze mit Hilfe der 60%-Schwelle fixiert. Dabei spielt insbesondere die Notwendigkeit eine bedeutende Rolle, eine ausreichend große Zahl armer Personen für weitergehende Analysen zur Verfügung zu haben. In vorliegender Arbeit werden zwei verteilungsorientierte Armutsgrenzen vergleichend betrachtet. Die eine Einkommensgrenze wird als 60% des Medians und die andere als 60% des Modus der Äquivalenzeinkommensverteilung berechnet. Da der Modus in linkssteilen eingipfligen Verteilungen stets kleiner ist als der Median, werden nach der ersten

⁹Näheres zur Formulierung der Log-Likelihood-Funktion sowie zum verwendeten Maximierungsalgorithmus findet man bei JENKINS (1999)

Grenzdefinition mehr Personen als arm klassifiziert als bei Verwendung der 60%-Modus-Grenze.

Trotz ihrer großen Popularität in der empirischen Anwendung sehen sich verteilungsorientierte Einkommensgrenzen erheblicher Kritik ausgesetzt. Als gewichtigster Nachteil gilt, dass sich ein direkter Bezug zwischen einem (in Geldeinheiten ausgedrückten) soziokulturellen Existenzminimum und z.B. der 60%-Grenze inhaltlich nicht herstellen lässt. Zwar stimmten in der Vergangenheit einige verteilungsorientierte Einkommensgrenzen mit anderen warenkorbbaasierten Grenzen wertmäßig mehr oder weniger überein, doch dürfte sich dieses Plausibilitätsargument mittlerweile überlebt haben (vgl. VOLKERT ET AL. 2003: 153). Darüber hinaus ist für die Berechnung einer verteilungsorientierten Armutsgrenze die Abgrenzung der Population, für die der Einkommensmittelwert berechnet wird, von entscheidender Bedeutung. Ändert sich diese Bezugspopulation - z.B. durch die Fusion mit einer anderen, ärmeren Population - sinkt der berechnete Mittelwert und Einheiten aus der ursprünglich wohlhabenderen Gesamtheit sind nicht mehr arm, obwohl sich deren Lebenslage gemessen am Einkommen nicht geändert hat. Das klassische Beispiel für eine solche Situation ist die deutsche Wiedervereinigung, bei der zwei Populationen mit unterschiedlichen Einkommensniveaus zu einer neuen Gesamtpopulation zusammengefasst werden. In der Bundesrepublik Deutschland stellt daher die Frage, ob ein gesamtdeutscher Mittelwert tatsächlich als „typisch“ für die Einkommenssituation in Ost- und Westdeutschland zu bezeichnen ist. Oder ist es nicht vielmehr so, dass ein gesamtdeutscher Mittelwert den im Westen üblichen Lebensstandard unterschätzt, während die Einkommenssituation in Ostdeutschland eher überschätzt wird? HAUSER (1997) formuliert das zu Grunde liegende Problem noch allgemeiner, wenn er fragt:

„Sind wir schon eine einzige vereinte Gesellschaft oder kann man noch mit guten Gründen von zwei Teilgesellschaften in Ost und West ausgehen?“ (HAUSER 1997: 65)

Je nachdem wie man diese Frage beantwortet, ergeben sich grundsätzlich drei mögliche Vorgehensweisen zur Bestimmung verteilungsorientierter Armutsgrenzen:

1. Auf Grundlage eines Mittelwerts der gesamtdeutschen bedarfsgewichteten Einkommensverteilung wird eine gemeinsame Armutsgrenze für Ost- und Westdeutschland berechnet.
2. Für beide Teilpopulationen werden zwei separate Einkommensgrenzen berechnet. Grundlage bilden dabei die entsprechenden Mittelwerte der ost- und westdeutschen Einkommensverteilung.
3. Die aus der westdeutschen Einkommensverteilung abgeleitete Einkommensgrenze dient als Armutsgrenze für das gesamte Bundesgebiet.

Einer Anwendung der letztgenannten Variante 3 entspricht die Vorstellung, dass sich die ostdeutsche Bevölkerung in der Frage, wann eine Person als arm gilt, ausschließlich am durchschnittlichen Lebensstandard im Westen orientiert. Aufgrund der erheblichen Einkommensdifferenzen zwischen Ost- und Westdeutschland zu Beginn der 90er Jahre würde eine solche Grenzdefinition natürlich zu enormer Armut in Ostdeutschland führen. Für die ostdeutsche Population entspräche Armut damit dem Nichterreichen eines Anspruchsniveaus, das durch das durchschnittliche Einkommen in den alten Bundesländern definiert wird. Eine solche Grenzbestimmung, die sich lediglich am durchschnittlichen Lebensstandard in einer Teilpopulation orientiert, erscheint für die Armutsmessung in Deutschland wenig geeignet. Variante 2 dagegen impliziert, dass es sich bei Ost- und Westdeutschland um zwei voneinander unabhängige Teilgesellschaften handelt. Diese Annahme kann schon allein aufgrund der existierenden politischen und ökonomischen Verflechtungen zwischen alten und neuen Bundesländern als äußerst problematisch betrachtet werden. Insbesondere das von der Bundespolitik mit großem finanziellen Einsatz verfolgte Ziel einer Angleichung der Lebensverhältnisse in Ost- und Westdeutschland und die in diesem Rahmen durchgeführte Übertragung verschiedener Sozialleistungsregelungen auf westlichem Niveau widersprechen dieser Sichtweise. Deswegen werden in vorliegender Arbeit verteilungsorientierte Armutsgrenzen stets auf Basis der gesamtdeutschen Einkommensverteilung bestimmt. Dabei muss allerdings in Kauf genommen werden, dass die Unterschiede im Einkommensniveau zwischen Ost- und Westdeutschland vor allem in den ersten Jahren nach der Wende zu höheren Armutsquoten im Osten führen. Diese regionalen Differenzen gehen jedoch über die Jahre je nach Messkonzept mehr (vgl. OTTO und SIEDLER 2003: 63) oder weniger (vgl. HANESCH ET AL. 2000: 79) stark zurück.

Ferner sollte bei Verwendung einer einheitlichen Einkommensgrenze berücksichtigt werden, dass zumindest in den ersten Jahren nach der Wiedervereinigung noch erhebliche Kaufkraftunterschiede zwischen den Landesteilen bestehen. Dabei ist der größte Teil der Preisniveaudifferenzen zwischen Ost und West auf den erheblichen Unterschied in den Mietniveaus zurückzuführen. Im Osten Deutschlands lag nach einer Schätzung des DIW die Kaufkraft einer DM 1991 bei ca. 1,29 DM und 1992 bei ca. 1,15 DM (vgl. KRAUSE 1995: 866). In der vorliegenden Arbeit wird durch ein einfaches Verfahren versucht, die Entwicklung dieser Kaufkraftunterschiede zu berücksichtigen. Aus den nominalen Haushaltseinkommen werden durch Deflationierung mit einem geeigneten Preisindex Realeinkommen berechnet. Als Deflator wird dabei allerdings nicht der gesamtdeutsche Verbraucherpreisindex verwendet, sondern die separat für altes und neues Bundesgebiet berechneten Werte dieser Indexreihe (1995=100). Durch dieses Verfahren werden zwar bestehende Kaufkraftunterschiede im Jahr 1991 nicht vollständig beseitigt, doch durch stärkere Preissteigerungsraten in Ostdeutschland kann der Rückgang der Kaufkraftunterschiede über die Jahre adäquat berücksichtigt werden.

2.1.4.2 Politisch-administrative Einkommensgrenzen

Das deutsche Bundessozialhilfegesetz (BSHG) liefert den Ansatzpunkt zur Bestimmung einer alternativen Einkommensgrenze, die nicht unmittelbar aus der gesamtgesellschaftlichen Einkommensverteilung hervorgeht. Bei Anwendung einer solchen politisch-administrativen Armutsgrenze werden diejenigen Personen als arm klassifiziert, deren (anrechenbares) Einkommen einen gesetzlich definierten Mindestbedarf unterschreitet. Dieser politisch festgelegte Mindestbedarf lässt sich als das quasi-offizielle Existenzminimum in Deutschland interpretieren. ANDRESS (1996) rechtfertigt diese Interpretation damit, dass der Staat seine Bürger von dieser Grenze an als hilfebedürftig einstuft und Hilfsmaßnahmen zur Sicherstellung ihrer - wie auch immer zu definierenden - Subsistenz ergreift. Um im weiteren beschreiben zu können, wie der sozialhilferechtliche Mindestbedarf berechnet werden kann und welche Ungenauigkeiten und Probleme dabei auftreten, ist zunächst ein kurzer Überblick über das System der deutschen Sozialhilfe notwendig.

In der Bundesrepublik Deutschland bietet die Sozialhilfe das „letzte Auffangnetz“ im Rahmen der sozialstaatlichen Sicherung. Aufgabe der Sozialhilfe ist es, dem Empfänger „die Führung eines Lebens zu ermöglichen, das der Würde des Menschen entspricht“ (§ 1 Abs. 2 BSHG). Das deutsche Sozialhilferecht kennt neben der sog. Hilfe in besonderen Lebenslagen noch eine Form der laufenden Unterstützung, die als Hilfe zum Lebensunterhalt (HLu) bezeichnet wird. Diese HLu soll nach § 12 Abs. 1 BSHG neben Ernährung, Unterkunft etc. auch Beziehungen zur Umwelt und die Möglichkeit zur Teilnahme am kulturellen Leben der Gesellschaft abdecken (vgl. BREUER und ENGELS 2003: 5). Im Folgenden ist ausschließlich die HLu Gegenstand der Betrachtung und die Verwendung des Begriffs Sozialhilfe erfolgt synonym. Grundsätzlich richtet sich die Sozialhilfe an Personen. Falls diese jedoch in Haushalten zusammenleben, liegt unter Umständen eine sog. Bedarfsgemeinschaft i.S.d. BSHG vor, für die der Mindestbedarf gemeinsam berechnet wird. Um eine solche Bedarfsgemeinschaft handelt es sich u.a. bei nicht getrennt lebenden Ehegatten und den zum Haushalt gehörenden Kindern, bei Haushaltsgemeinschaften von Verwandten oder bei eheähnlichen Gemeinschaften. Da sich Bedarfsgemeinschaften anhand der verfügbaren Daten nicht eindeutig identifizieren lassen, werden hier die Begriffe Haushalt und Bedarfsgemeinschaft gleichbedeutend verwendet. ANDRESS (1996) macht allerdings darauf aufmerksam, dass diese Gleichsetzung von Haushalt und Bedarfsgemeinschaft nicht unproblematisch ist. Er nennt u.a. die Situation in der Personen (z.B. Studierende), die keinen Anspruch auf Sozialhilfe haben, zusammen in einem Haushalt mit Personen leben, die eine Bedarfsgemeinschaft i.S.d. BSHG bilden.

Grundsätzlich richten sich „Art, Form und Maß der Sozialhilfe nach den Besonderheiten des Einzelfalls“ (§ 3 Abs. 1 BSHG). Unter der Zielsetzung, den aus diesem Individualisierungsprinzip resultierenden Verwaltungsaufwand zu reduzieren und gleichzeitig die Gleichbehandlung von Hilfesuchenden in ähnlichen Lebenslagen zu gewährleisten, wird der Sozialhilfebedarf inzwischen mit Hilfe verschiedener Pauschalbeträge berechnet. Neben dem sogenannten Regelbedarf werden zur Bedarfsermittlung auch verschiedene Mehrbedarfe, die Kosten für Unterkunft und Heizung sowie einmalig anfallende Ausgaben (z.B. für Gebrauchsgegenstände mit langer Gebrauchsdauer) anerkannt. Der Regelbedarf einer Bedarfsgemeinschaft richtet sich nach den Eckregelsätzen, die

von den Bundesländern durch Rechtsverordnung zum 1. Juli eines Jahres festgesetzt werden. Entsprechend der Regelsatzverordnung des Bundes (SHRegelsatzV) sollen durch die Regelsätze die laufenden Leistungen eines Monats für Ernährung, hauswirtschaftlichen Bedarf und für persönliche Bedürfnisse des täglichen Lebens gedeckt werden (§ 1 Abs.1 SHRegelsatzV). Während der Eckregelsatz einer ausgewählten Referenzperson der Haushaltsgemeinschaft gewährt wird, ermittelt man den Bedarf für weitere Haushaltsmitglieder mit Hilfe der bereits in Kap. 2.1.3 genannten Regelsatzproportionen. Über den Regelbedarf hinaus wird in § 23 BSHG einigen Gruppen von Hilfeempfängern ein Mehrbedarf zugestanden, der in Form von Zuschlagssätzen auf den Eckregelsatz berechnet wird. Aufgrund der Datenlage lassen sich jedoch nicht alle im Gesetz genannten Anspruchsgruppen erfassen, so dass lediglich für die drei nachfolgend genannten Fälle Mehrbedarfe berücksichtigt werden können.

- **Mehrbedarfszuschlag für alte Menschen**

Seit 1994 erhalten alte Menschen, die das 65. Lebensjahr vollendet haben, einen Mehrbedarfszuschlag in Höhe von 20%. Bis zum Jahr 1993 war lediglich die Vollendung des 60. Lebensjahres Voraussetzung für die Geltendmachung dieses Mehrbedarfes.¹⁰

- **Mehrbedarfszuschlag für allein Erziehende**

Allein erziehende Eltern mit einem Kind unter sieben Jahren bzw. zwei oder drei Kindern unter 16 Jahren erhalten seit 1992 einen Mehrbedarfszuschlag von 40% des Eckregelsatzes als anerkannten Mehrbedarf. Für mehr als vier Kinder erhöht sich dieser Satz auf 60%. In den Jahren vor 1992 waren die Zuschlagssätze für allein Erziehende um 20 Prozentpunkte geringer.

- **Mehrbedarfszuschlag für Erwerbstätige**

Mehrbedarfe für erwerbstätige Haushaltsmitglieder gibt es in Deutschland nur bis zum Jahr 1992. Bis dahin gewährte das BSHG allen erwerbstätigen Personen einen Mehrbedarf in Höhe von 20% des Regelsatzes zuzüglich 5% der Differenz zwischen Nettoerwerbseinkommen und einem Fünftel des Eckregelsatzes. Auf Empfehlung des Finanzausschusses der Bundestages

¹⁰Für diejenigen Hilfeempfänger, die vor 1993 älter als 60 Jahre alt waren, aber 1994 das 65. Lebensjahr noch nicht erreicht haben, gelten die Vorschriften des § 23 Abs. 1 Nr. 1 BSHG in seiner Fassung bis zum 31.07.1996.

wurde dieser Mehrbedarf gestrichen und durch einen Freibetrag in entsprechender Höhe ersetzt.

Die Regel- und Mehrbedarfe decken noch nicht die Kosten der Hilfeempfänger für Unterkunft und Heizkosten. Diese werden nach § 3 SHRegelsatzV in Höhe der tatsächlich anfallenden Aufwendungen ersetzt, sofern dabei ein angemessener Umfang nicht überschritten wird. In vorliegender Arbeit werden die Wohnkosten auf Grundlage der Befragtenangaben zu ihren realen monatlichen Aufwendungen bestimmt. Die Heizkosten werden pauschal in Höhe von 15% der Kaltmiete angesetzt. Die Angemessenheitsklausel muss jedoch aufgrund der Datenlage bei der Simulation des sozialhilferechtlichen Mindestbedarfs unberücksichtigt bleiben. Letztlich sieht das Sozialhilferecht noch die Gewährung einmaliger Leistungen vor. Dabei sind in § 21 Abs. 2 Nr. 1-7 BSHG die wichtigsten Anwendungsfälle für die Gewährung solcher Hilfeleistungen aufgezählt. Art und Höhe einmaliger Leistungen lassen sich aus den vorhandenen Daten jedoch nicht exakt simulieren, so dass sie höchstens in Form eines Pauschalbetrags Berücksichtigung finden können. BECHTOLD ET AL. (1993) zeigen, dass im Jahr 1991 die Ausgaben der Sozialhilfeträger für einmalige Leistungen ca. 16% der Ausgaben für laufende Leistungen betragen. Da der Bezug einmaliger Leistungen nicht zwingend an den Bezug von laufender Unterstützung im Rahmen der HLu gebunden ist, dürfte ein Pauschalzuschlag von 16% für einmalige Leistungen eher zu hoch bemessen sein. In Anlehnung an RIPHAHN (2000) wird in dieser Studie die Höhe einmaliger Leistungen in Höhe von 10% des Regelbedarfs angesetzt. Der simulierte Sozialhilfebedarf wird schließlich als Summe von Regelbedarf, Mehrbedarfen, einmaligen Leistungen und den Kosten für Unterkunft und Heizung berechnet.

Aus dem Nachrangigkeitsprinzip der Sozialhilfe (§ 2 BSHG) geht hervor, dass der Hilfesuchende zunächst das eigene Einkommen und Vermögen sowie Unterhaltsansprüche und Ansprüche aus vorgelagerten Sozialsystemen (z.B. Leistungen der Sozialversicherungen, Wohngeld, Kindergeld) einzusetzen hat, bevor ein Anspruch auf Sozialhilfe entstehen kann. Allerdings sieht das BSHG in § 76 Abs. 2 und Abs. 2a BSHG einige Absetzbeträge vor, die nicht auf den Sozialhilfebedarf angerechnet werden. Zur Bestimmung des anrechenbaren Einkommens werden zunächst die Pflichtbeiträge zur Sozialversicherung sowie der berechnete Einkommenssteuerbetrag vom monatlichen Bruttoeinkommen ab-

gezogen¹¹. Dabei umfasst das Bruttoeinkommen neben allen steuerrechtlich definierten Einkunftsarten die meisten Sozialtransfers wie Kindergeld, Wohngeld, Arbeitslosenhilfe, Arbeitslosengeld und Krankengeld. Das resultierende Nettoeinkommen kann für verschiedene Antragsteller noch um einige Absetzbeträge verringert werden. Um Hilfeempfängern einen materiellen Anreiz zur Arbeitsaufnahme zu bieten, wurde 1993 der bis dahin gewährte Mehrbedarf für Erwerbstätige in einen Freibetrag in selber Höhe umgewandelt. Zur Berücksichtigung der besonderen Lebensumstände von Familien gewährt das BSHG Familien mit einem Kind einen anrechnungsfreien Absetzbetrag in Höhe von 20 DM, während Familien mit mehr als einem Kind ihr Nettoeinkommen um insgesamt 40 DM reduzieren dürfen. Schließlich wird allen Erwerbstätigen pauschal ein Freibetrag für Arbeitsmittel in Höhe von 10 DM pro Monat eingeräumt. Das Haushaltsnettoeinkommen abzüglich aller relevanten Freibeträge ergibt schließlich das anrechenbare Einkommen einer Bedarfsgemeinschaft.

Übersteigt der simulierte Sozialhilfebedarf eines Haushalts sein insgesamt anzurechnendes Einkommen, ist der Haushalt berechtigt, Sozialhilfe in Höhe der Differenz zwischen Gesamtbedarf und anrechenbarem Einkommen zu beziehen. Die Mitglieder des Haushalts werden daher im Sinne der obigen Definition als „arm“ klassifiziert, wenn der Haushalt, in dem sie leben, berechtigt ist Sozialhilfe zu beziehen. Das zur Simulation der Bezugsberechtigung verwendete Berechnungsschema muss jedoch, wie bereits angedeutet, mit einigen Ungenauigkeiten leben, da sich nicht alle rechtlich relevanten Tatbestände aus den verfügbaren Daten identifizieren lassen. Neben den genannten Problemen bei der Berücksichtigung verschiedener Mehrbedarfszuschläge ist es auch unmöglich, die vorrangige Verwertung von Ansprüchen gegenüber Unterhaltspflichtigen sowie die Einhaltung von Angemessenheitsklauseln adäquat zu berücksichtigen. Auch die wertmäßige Höhe vorrangig einzusetzender Vermögensgegenstände lässt sich aus den Befragtenangaben nicht entnehmen. Um die daraus entstehende Unschärfe wenigstens zum Teil zu korrigieren, werden Haushalte, die über Einkünfte aus Vermietung und Verpachtung verfügen, in jedem Fall als „nicht arm“ eingestuft (siehe § 88 Abs. 2 BSHG). Darüber hin-

¹¹Da der monatliche EkSt-Betrag nicht als Befragtenangabe zur Verfügung steht, muss er mit Hilfe der verfügbaren Daten simuliert werden. In der vorliegenden Arbeit wurde die erforderliche Steuersimulation mit Hilfe des Mikrosimulationsmodells GMOD realisiert (vgl. WAGENHALS 2000, 2004).

aus gelten Haushalte, deren jährliche Einkünfte aus Kapitalerträgen über 500 DM liegen, als nicht berechtigt Sozialhilfe zu beziehen¹².

Um weitere Ungenauigkeiten, die z.B. auch durch Messfehler bei der Erhebung der verschiedenen Einkunftsarten entstehen, zu verringern, wird eine weitere Korrektur vorgenommen. Alle Haushalte, die angeben in einem Jahr Sozialhilfe bezogen zu haben, werden in diesem Jahr auch als „bezugsberechtigt“ eingestuft, selbst wenn der bisherige Simulationsalgorithmus sie als nicht berechtigt klassifiziert hat. Um zu verhindern, dass als Folge dieser Korrektur Haushalte mit unplausibel hohen Einkünften als bedürftig betrachtet werden, verbleiben nur solche Haushalte im Datensatz, bei denen zumindest zwei Drittel ihres anrechenbaren Einkommens den Sozialhilfebedarf unterschreitet. Haushalte die zwar in einem Jahr Sozialhilfe bezogen haben, bei denen aber selbst zwei Drittel ihres Einkommens über dem Gesamtbedarf liegt, werden gelöscht. In Tab. 2.2 wird die Vorgehensweise zur Simulation der Sozialhilfebedürftigkeit überblicksartig zusammengestellt.

Politisch-administrative Armutsgrenzen orientieren sich im Vergleich zu den populären verteilungsorientierten Grenzen zumindest in ihrer Grundkonzeption am soziokulturellen Existenzminimum einer Gesellschaft. Bei der Konstruktion dieser auch als Sozialhilfeschwelle bezeichneten Armutsgrenze wird unmittelbar deutlich, dass Menschen, die über weniger als dieses durch demokratische Willensbildung festgelegte Mindestniveau verfügen, als bedürftig zu betrachten sind. Kritiker dieser Argumentation wenden nicht zu Unrecht ein, dass sich der Gesetzgeber bei der Festlegung der Regelsätze und Freibeträge durchaus nicht nur an der Höhe eines soziokulturellen Existenzminimums orientiert. Neben fiskalischen Zwängen in Zeiten knapper öffentlicher Kassen spielen beispielsweise auch arbeitsmarktpolitische Zielsetzungen wie das sog. Lohnabstandsgebot eine Rolle. Man sollte zudem kritisch im Auge behalten, dass

¹²Bei dieser von KAYSER und FRICK (2000) vorgeschlagenen Korrektur wird ein durchschnittliches Schonvermögen von 10.000 DM unterstellt, das nach den Vorschriften des BSHG neben Barbeständen in genau definierter Höhe unter anderem auch ein selbstgenutztes Hausgrundstück und Familienerbstücke beinhalten kann. Dieses nicht einzusetzende Vermögen erwirtschaftet jährlich eine Rendite von 5%. Sowohl mit der Annahme über die wertmäßige Höhe des Schonvermögens, als auch über den angesetzten Zinssatz liegt man im Sinne einer konservativen Abschätzung eher am oberen Ende dessen, was eine durchschnittliche Bedarfsgemeinschaft tatsächlich an Kapitalerträgen realisieren dürfte.

Tabelle 2.2: Simulation des Sozialhilfeanspruchs einer Bedarfsgemeinschaft

Sozialhilfesimulation	
	Regelbedarf
+	Mehrbedarfe
	Mehrbedarfszuschlag für Erwerbstätige (bis 1992)
	Mehrbedarfszuschlag für alte Menschen
	Mehrbedarfszuschlag für allein Erziehende (seit 1992)
+	Kosten für Wohnung und Heizung
+	einmalige Leistungen
=	Sozialhilfebedarf
-	Bruttoeinkommen
+	Steuern
+	Sozialversicherungsbeiträge
+	Freibeträge
	Freibetrag für Erwerbstätige (ab 1993)
	Freibetrag für Arbeitsmittel
	Familienfreibetrag
=	Sozialhilfeanspruch

sich die Sozialhilfeschwelle nicht als Maßstab zur Erfolgskontrolle sozialstaatlicher Armutsbekämpfungspolitik eignet. Durch eine Reduktion der gewährten Hilfeleistungen würde sich zwar das gemessene Ausmaß von Armut verringern, gleichzeitig wären die Betroffenen aber finanziell schlechter gestellt. Eine Verringerung des sozialhilferechtlich anerkannten Bedarfs auf null würde Armut sogar gänzlich beseitigen und das kann natürlich kein sinnvolles Ergebnis sein. In vorliegender Arbeit dient die politisch-administrative Armutsgrenze hauptsächlich dazu, Vergleiche mit Ergebnissen zu ermöglichen, die unter Verwendung der verteilungsorientierten Einkommensgrenzen berechnet werden. Als Nebenprodukt ermöglicht die Simulation der Sozialhilfebedürftigkeit eine Analyse latenter Armut. Als latent arm werden dabei Personen verstanden, die zwar einen Anspruch auf Sozialhilfe hätten, diesen aber aus verschiedenen Gründen nicht wahrnehmen. Es wird also im Folgenden an verschiedenen Stellen möglich sein, Aussagen über die zeitliche Dynamik latenter Armut zu machen. Da meines Wissens noch keine empirischen Ergebnisse zur zeitlichen Persistenz latenter Armut in Deutschland vorliegen, versprechen die folgenden Analysen neue Erkenntnisse zu diesem Thema.

2.2 Datenbasis und Operationalisierung

2.2.1 Das SOEP als Datenbasis für dynamische Armutsanalysen

Empirische Analysen der Dynamik von Armut setzen das Vorhandensein von Mikrodaten aus Bevölkerungsumfragen voraus, die einige Anforderungen bezüglich Struktur und Datenqualität erfüllen müssen. Um Aus- und Abstiegsprozesse in Armut, deren Ursachen sowie die Dauer zusammenhängender Armutsepisoden empirisch untersuchen zu können, ist die Betrachtung derselben Personenauswahl über die Zeit hinweg erforderlich. Erst kontinuierlich durchgeführte Wiederholungsbefragungen eines identischen Personenkreises liefern die Informationen, die eine Analyse individueller Armutsdynamik ermöglichen. KEMPE und SCHNEIDER (2002) legen in einer Expertise für das BMGS unter anderem einen Katalog verschiedener Anforderungen vor, die eine Mikrodatenbasis zur Erfassung der Dynamik individueller Armutslagen erfüllen sollte. Neben der notwendigen Panelstruktur der Daten wird auch gefordert, dass die Einkommens- und Vermögensverhältnisse von Haushalten und den darin lebenden Personen so detailliert wie möglich erfasst werden. Insbesondere die Simulation des Sozialhilfeanspruchs von Haushalten setzt valide Informationen zu allen Einkunftsarten sowie zu den für die Berücksichtigung von Mehrbedarfzuschlägen und Freibeträgen notwendigen Haushalts- und Personenmerkmalen voraus. Zudem sollte darauf geachtet werden, dass die Ränder der Verteilung in ausreichender Fallzahl repräsentiert sind. Schon die Notwendigkeit echter Paneldaten schränkt die Menge der in Deutschland bereits existierenden Datenerhebungen stark ein. Neben dem Sozio-ökonomischen Panel für Deutschland (SOEP) kommt lediglich das von 1998-2001 erhobene Niedrigeinkommenspanel (NIEP) als echte Wiederholungsbefragung in Betracht. Alle übrigen in der deutschen Armutsforschung gebräuchlichen Mikrodaten, wie z.B. die Einkommens- und Verbrauchsstichprobe (EVS) oder der Mikrozensus (MZ) bieten keine Möglichkeit einen einmal ausgewählten Personenkreis über längere Zeit hinweg zu verfolgen¹³.

¹³ISENGARD (2002) weist darauf hin, dass eine längere Einkommenshistorie auch durch retrospektive Befragung eines Querschnitts von Personen erhoben werden könnte. Die Validität von retrospektiv erhobenen Einkommensdaten wird aber aufgrund der hohen Anforderung an das Erinnerungsvermögen der Befragten als unzureichend betrachtet.

Sowohl im SOEP als auch im NIEP werden Angaben zum Thema Haushalts- und Personeneinkommen detailliert abgefragt, so dass sich beide Quellen grundsätzlich zur Armutsmessung mit dem oben beschriebenen Ressourcenansatz eignen. Gerade aber wenn es um die Analyse von Ver- und Entarmungsprozessen geht, offenbaren sich zentrale Schwächen des NIEP, die zum Großteil auf das Erhebungsdesign zurückzuführen sind. Mit Hilfe verschiedener Screening-Fragen werden auf einer ersten Stufe der Stichprobenziehung diejenigen Haushalte herausgefiltert, die tatsächlich dem Niedrigeinkommensbereich zuzuordnen sind. Ein Vollinterview wird schließlich nur bei den gefilterten Haushalten durchgeführt¹⁴. Folglich ist es anhand der NIEP-Daten zwar möglich Ausstiege aus Armut zu beobachten, Zugänge in den Niedrigeinkommensbereich lassen sich aber nicht identifizieren. Als Folge davon ist jeder im NIEP betrachtete Armutsfall als (links-)zensiert zu betrachten. Eine exakte Ermittlung und Analyse von Armutsdauern lässt sich somit nicht durchführen. Als weiteres Problem kommt hinzu, dass das NIEP mit seinen sechs halbjährlichen Erhebungswellen lediglich einen Zeitraum von drei Jahren abdeckt. Dieser Zeitraum muss für Studien, in denen unter anderem Langzeitarmut und das Wiedereintrittsrisiko nach „überstandener Armut“ untersucht werden soll, als zu kurz angesehen werden. Die zwei genannten Gründe sprechen daher für die Verwendung des SOEP in empirischen Analysen zur Armutsdynamik.

Aber auch für das SOEP stellt sich die Frage nach der Repräsentativität der Armutspopulation. Zunächst setzt die Stichprobenziehung im SOEP eine stabile Wohnsituation voraus. Dies ist schon allein deshalb erforderlich, um bei vertretbarem Aufwand eine wiederholte Kontaktaufnahme im Folgejahr zu ermöglichen. Daraus folgt aber, dass Menschen ohne festen Wohnsitz bei der Erhebung praktisch nicht erfasst werden können. Aufgrund praktischer Probleme bei der Stichprobenziehung werden auch Personen in Gemeinschaftsunterkünften sowie die Heim- und Anstaltsbevölkerung zum Großteil von der Erfassung im Panel ausgeschlossen¹⁵. Es sind aber vermutlich gerade

¹⁴Näheres zur Erhebungsmethodik und den wichtigsten Variablen im NIEP findet man bei INFRATEST SOZIALFORSCHUNG (2002).

¹⁵Nur Personen in Heimen oder Anstalten, die bereits zur der Zeit, in der sie noch in Privathaushalten lebten, an den Wiederholungsbefragungen des SOEP teilgenommen haben, werden weiterhin kontaktiert. Die Heim- und Anstaltsbevölkerung ist zwar nicht völlig von der Erfassung im SOEP ausgeschlossen, kann jedoch als deutlich unterrepräsentiert bezeichnet werden (vgl. ISENGARD 2002: 6).

Menschen in solch ungewöhnlichen Wohnsituationen, die überdurchschnittlich häufig von Armut betroffen sind. Ein wichtiger Teil der Armutspopulation kann daher mit den gängigen Methoden allgemeiner Bevölkerungsumfragen nicht oder nur bei unverhältnismäßig hohem Aufwand erfasst werden. LIPSMEIER (1993) konnte darüber hinaus zeigen, dass Arbeitslose und Sozialhilfeempfänger - also hochgradig armutsrelevante Untergruppen - in den ersten drei Wellen des SOEP deutlich unterrepräsentiert sind. Hinzu kommt, dass die Abbrecherquote im Längsschnitt bei Personen aus dem Niedrigeinkommensbereich überdurchschnittlich hoch ist. Letztlich lässt sich feststellen, dass auch das SOEP - wie das NIEP im Übrigen auch (vgl. KEMPE und SCHNEIDER 2002: 7) - durchaus Verzerrungen im unteren Einkommensbereich aufweist. Es erscheint angesichts der großen Anstrengungen bei Stichprobenrealisierung und Panelpflege jedoch zweifelhaft, "[...] ob sich für solche Untersuchungen eine „bessere“ Datenbasis finden lässt (LIPSMEIER 1993: 13)". In der vorliegenden Arbeit werden für die empirische Untersuchung Daten des SOEP aus den Jahren 1985-2002 herangezogen.

Das SOEP ist eine vom DIW erhobene repräsentative Längsschnittbefragung der in Deutschland lebenden Bevölkerung. Dabei werden den befragten Haushalten und den darin lebenden Personen seit 1984 in jährlichem Abstand verschiedene Fragen zu sozio-ökonomischen Themen gestellt. Das SOEP setzt sich aus insgesamt sieben Teilstichproben (A-G) zusammen. Angefangen von den zwei Stichproben A (Deutsche West) und B (Ausländer), wurden 1990 mit der Deutschen Einigung die Stichprobe C (Deutsche Ost) sowie in den Folgejahren die Stichproben D-G integriert (vgl. HAIKEN-DENEW und FRICK 2003: 16f). Dabei wurden die Auswahlwahrscheinlichkeiten für Haushalte und Personen in den verschiedenen Teilstichproben teils unterschiedlich gewählt, um auch für kleinere gesellschaftliche Gruppen ausreichende Fallzahlen gewährleisten zu können. Um durch dieses Oversampling entstehende Strukturverzerrungen zu korrigieren, ist die Verwendung von Stichprobengewichten bei der Analyse notwendig. Im folgenden Kapitel 2.2.2 wird das Vorgehen zur Gewichtung im Quer- und Längsschnitt näher beleuchtet.

2.2.2 Gewichtung im Quer- und Längsschnitt

Bei der Gewichtung der Paneldaten des SOEP wird einerseits zwischen Quer- und Längsschnittgewichtung und andererseits zwischen Haushalts- und Personengewichtung unterschieden. Wie oben erörtert wurde, dienen Personen als Untersuchungseinheiten in Analysen der Dynamik von Armut, so dass im Folgenden immer Personengewichte Gegenstand der Betrachtung sind¹⁶. Die Schätzung der Gewichte erfolgt prinzipiell nach dem Ansatz von HORWITZ und THOMPSON (1952), die vorschlagen, den Kehrwert der Auswahlwahrscheinlichkeit einer Einheit als Gewicht zu verwenden. Da keine der Teilstichproben des SOEP identisch konstruiert ist, ergeben sich die Auswahlwahrscheinlichkeiten für die Einheiten eines Querschnitts zunächst direkt aus dem Erhebungsdesign. Durch Verwendung dieser reinen „Designgewichte“ können Verzerrungen, wie sie durch Oversampling ausgewählter Teilgruppen entstehen, bei der Schätzung von Grundgesamtheitsgrößen korrigiert werden. Dabei bleibt aber unberücksichtigt, dass die ausgewählten Personen möglicherweise doch nicht in die Stichprobe gelangen, wenn sie entweder vom Interviewer nicht kontaktiert werden oder die Teilnahme an der Befragung verweigern. Um Nonresponse in solchen Fällen auszugleichen, werden die Designgewichte durch Randanpassungen an wesentliche Eckdaten der amtlichen Statistik korrigiert (vgl. PISCHNER 2003: 3). Auf eine ausführliche Darstellung dieser Verfahren soll jedoch in dieser Arbeit verzichtet werden. Nähere Informationen zur Randanpassung im SOEP sowie deren Vor- und Nachteile findet man u.a. bei HAIKEN-DENEW und FRICK (2003), PÖTTER und RENDTEL (1993).

In Panelerhebungen besteht zusätzlich die Gefahr, dass Einheiten, für die im ersten Jahr ihrer Teilnahme ein Interview vorliegt, in einer der Folgeperioden aus dem Panel ausscheiden. Man bezeichnet diesen Prozess als Panelmortalität oder „panel attrition“ (Abnutzung des Panels). Solange dieses Ausscheiden aufgrund natürlicher Ursachen (z.B. Tod der Befragungsperson, Wegzug aus dem Erhebungsgebiet) geschieht, führt Panelmortalität nicht zu Verzerrungen bei der Schätzung von Grundgesamtheitsgrößen. Auch das Ausscheiden von Personen, die im Folgejahr nicht kontaktiert werden konnten oder das Interview

¹⁶Für eine tiefere Beschreibung des Zusammenhangs zwischen Haushalts- und Personengewichten vgl. PISCHNER (2003).

verweigerten, kann als unproblematisch betrachtet werden, solange es unsystematisch und unabhängig von relevanten Erhebungsmerkmalen geschieht. Strukturverzerrungen ergeben sich erst dann, wenn systematisch Personen mit bestimmten Eigenschaften von der Teilnahme am Panel ausscheiden. Durch Verwendung von Längsschnittgewichten bei der Schätzung können Verzerrungen aufgrund von Panelmortalität korrigiert werden. Solche Längsschnittgewichte werden als Kehrwert der Auswahlwahrscheinlichkeiten in die analysierte Längsschnittstichprobe berechnet. Dabei muss eine Einheit zunächst in der ersten Periode des Längsschnitts ausgewählt werden. Diese Wahrscheinlichkeit kann wie im vorangegangenen Abschnitt dargestellt berechnet werden. Gleichzeitig muss die Einheit in allen Folgewellen des betrachteten Längsschnitts im Panel verbleiben. Um die entsprechenden Längsschnittgewichte berechnen zu können, müssen folglich die Bleibewahrscheinlichkeiten jeder Einheit in den entsprechenden Perioden bekannt sein und mit der Auswahlwahrscheinlichkeit aus der ersten Welle multipliziert werden. Das DIW schätzt die Bleibewahrscheinlichkeiten in Abhängigkeit verschiedener Haushalts- und Personenmerkmale aus vorangegangenen Wellen. Zur Berechnung der Bleibewahrscheinlichkeiten vgl. auch PANNENBERG und SPIESS (2003).

In dieser Arbeit erfolgt die Querschnittsgewichtung anhand der vom DIW berechneten individuellen Hochrechnungsfaktoren $qhr f_t^i$. Die Berechnung der Hochrechnungsfaktoren für beliebige Längsschnittstichproben zwischen Jahr t und $t+k$ erfolgt nach folgendem Schema:

$$lhr f_{t,t+k}^i = qhr f_t^i \cdot \frac{1}{P(Bleib)_{t+1}^i} \cdots \frac{1}{P(Bleib)_{t+k}^i} \quad (2.3)$$

Die Verwendung von Querschnittsgewichten ist insbesondere bei der jährlichen Berechnung verteilungsorientierter Armutsgrenzen von Bedeutung. Eine Gewichtung der Stichprobendaten im Längsschnitt wird bei vielen mehrperiodigen Auswertungen vorgenommen. Die empirischen Ergebnisse, die mit Hilfe solcher Gewichte gewonnen wurden, werden gesondert als „gewichtete Ergebnisse“ kenntlich gemacht.

2.2.3 Zur Messung des Haushaltseinkommens im SOEP

Die empirische Armutsmessung mit dem Ressourcenansatz setzt die Verfügbarkeit von Einkommensinformationen für die ausgewählten Haushalte voraus. Als geeigneter Ressourcenindikator wurde in Kap. 2.1.1 das verfügbare Haushaltsnettoeinkommen ausgemacht. Aus den Daten des SOEP ergeben sich zwei mögliche Ansätze zur Messung dieses Haushaltsnettoeinkommens. Im Rahmen des Haushaltsfragebogens wird der Haushaltsvorstand gebeten, eine Schätzung über die Höhe des gesamten monatlichen Nettoeinkommens des Haushalts abzugeben. Der Befragte wird dabei explizit darauf hingewiesen, in die Schätzung auch Transferleistungen und unregelmäßig anfallende Zahlungen anteilig einzubeziehen. Das Haushaltsnettoeinkommen eines Jahres erhält man schließlich durch Multiplikation des Monatsbetrags mit 12. Diese Methode ermöglicht eine einfache und bei Konstanz des Haushaltsvorstands über die Zeit vergleichbare Erfassung des verfügbaren Einkommens des gesamten Haushalts. Diese Größe wird als „erfragtes“ Einkommen oder „Screener-Einkommen“ bezeichnet. Man kann allerdings erwarten, dass es bei der Erfassung des Screener-Einkommens zu mehr oder weniger starken Messfehlern kommt. Mangelnde Kenntnis des Haushaltsvorstands über alle relevanten Einkommensquellen der Haushaltsmitglieder kann eine Ursache dafür sein. Zudem ist es denkbar, dass zum Zeitpunkt der Erhebung bestimmte einmalig anfallende Zahlungen in ihrer Höhe noch gar nicht bekannt sind und somit auch keine Berücksichtigung finden können (vgl. RENDTEL ET AL. 1998: 82).

Ein zweiter Ansatzpunkt zur Messung des Haushaltsnettoeinkommens ergibt sich aus den individuellen Einkommensangaben, die die erwachsenen Mitglieder eines Haushalts im Personenfragebogen machen. Dabei wird jede Person über 16 Jahre nach der Höhe des durchschnittlichen monatlichen Bruttobetragtes verschiedener Einkunftsarten im letzten Jahr gefragt. Da die Personen zusätzlich noch Angaben über die Anzahl an Monaten machen, in denen die entsprechende Einkunftsart erzielt wurde, lässt sich verhältnismäßig leicht das Jahresbruttoeinkommen (des vergangenen Jahres) errechnen. Die große Schwierigkeit besteht nun darin, aus diesem Bruttoeinkommen durch Abzug von Steuern und Sozialabgaben und zuzüglich anfallender Transferzahlungen das resultierende Nettoeinkommen zu bestimmen. Zur Schätzung der Steuer-

und Abgabenlast ist entweder eine komplexe Simulation des bundesdeutschen Steuer- und Sozialversicherungssystems nötig oder man versucht durch pauschale Abzüge die Höhe von Steuern und Sozialabgaben zu approximieren (vgl. ANDRESS 1999: 339f). Die zuletzt genannte Vorgehensweise dürfte allerdings zu nicht unerheblichen Verzerrungen führen. Aus der Summe der geschätzten individuellen Nettoeinkommen über alle Haushaltsmitglieder erhält man schließlich einen Schätzwert für das Haushaltsnettoeinkommen. Das auf diese Weise berechnete Haushaltseinkommen wird im Weiteren als „generiertes“ Einkommen bezeichnet.

Neben den Schwierigkeiten bei der Steuerschätzung besteht beim „generierten“ Einkommen zusätzlich die Gefahr zahlreicher fehlender Werte. Denn streng genommen führt bereits item-nonresponse einer Person bei einer einzigen Einkunftsart zu einem missing value für das generierte Haushaltseinkommen. Durch Imputationsverfahren kann zwar versucht werden, diese Lücken zu stopfen, doch letztlich verbleibt auch dann ein Rest Ungenauigkeit bei der Einkommensmessung. Das generierte Einkommen verfügt noch über einen weiteren Nachteil im Vergleich zum erfragten Einkommen, der insbesondere für dynamischen Analysen zu beachten ist. Im Unterschied zum Screener-Einkommen werden die Personeneinkommen im SOEP retrospektiv erfragt. Deshalb stimmt der Zeitpunkt, auf den sich die Einkommensmessung bezieht, nicht mit dem Befragungszeitpunkt überein (vgl. ISENGARD 2002: 22). Die daraus resultierenden Probleme lassen sich anhand eines Beispiels verdeutlichen. Für einen Haushalt, der im Befragungsjahr t drei Personen umfasst, wird für das Jahr $t-1$ ein Haushaltseinkommen in Höhe von y festgestellt. Im Jahr $t-1$ gehörten dem Haushalt aber noch vier Personen an, von denen eine im Jahr t den Haushalt verlassen hat. Genaugenommen müsste vor der Aggregation der Individual-einkommen geprüft werden, ob die entsprechenden Personen auch im Vorjahr schon zum Haushalt gehörten bzw. wie hoch das Einkommen derjenigen Personen war, die zum Zeitpunkt t nicht mehr in diesem Haushalt leben. Diese notwendigen Korrekturen machen eine korrekte Generierung des Haushaltsnettoeinkommens allerdings noch aufwändiger als sie sowieso schon ist.

Beide beschriebenen Konzepte zur Erfassung des Haushaltsnettoeinkommens leiden also unter einigen Messungenauigkeiten, die eine fehlerfreie Einkom-

mensmessung als unrealistisch erscheinen lassen. RENDTEL ET AL. (1998) kommen in ihrer vergleichenden Studie zu dem Ergebnis, dass sich die Wahl zwischen den beiden Konzepten zur Messung des Haushaltsnettoeinkommens nicht entscheidend auf ihre Analysen zur Armutsdynamik auswirken. Insbesondere die zeitgleiche Erfassung von Haushaltseinkommen und -zusammensetzung sowie die einfache und kontinuierliche Art der Messung sprechen daher für die Verwendung des Screener-Einkommens in dieser Arbeit.

2.3 Determinanten dauerhafter Armut

In diesem Kapitel werden mögliche Determinanten für Dauer und Dynamik von Armut vorgestellt und systematisiert. Ziel der Ausführungen ist es, diejenigen individuellen Eigenschaften, Haushaltskonstellationen und gesamtgesellschaftlichen Rahmenbedingungen zu strukturieren, die besonders häufig mit einem hohen Ausmaß chronischer Armut oder mit überdurchschnittlich langen Armutsphasen verbunden sind. Idealerweise lassen sich die Ursachen langandauernder Armut aus einem umfassenden ökonomischen Modell ableiten. Da ein theoretisches Modell zur Erklärung der Dynamik von Armut nicht existiert, wird zur Identifikation möglicher Determinanten ein von HAUSER und NEUMANN (1992) als „pragmatisch“ bezeichnetes Vorgehen gewählt. Dazu wird versucht, den Einfluss der verschiedenen Faktoren auf die Arbeitsmarktchancen einer Person oder die Haushaltszusammensetzung abzuschätzen. Beispielsweise wird erörtert, wie die Chancen ausländischer Staatsbürger am deutschen Arbeitsmarkt einzuschätzen sind und wie sich die durchschnittliche Haushaltsstruktur in Ausländerhaushalten darstellt. Aus den Ergebnissen dieser Überlegungen wird eine Einschätzung für das Risiko chronischer Armut bzw. langandauernder Armutsepisoden abgeleitet. Man sollte bei der Interpretation dieser Eigenschaften jedoch unbedingt beachten, dass eine Gleichsetzung der Struktur der Langzeitarbeitslosenpopulation mit den Ursachen dauerhafter Armut nicht zulässig ist. Denn Arbeitslosigkeit, mangelhafte Schulbildung oder Allein-Erziehenden-Status müssen nicht zwingend die Ursache chronischer Armut sein, sondern können auch das Ergebnis dauerhafter Armutsbetroffenheit darstellen (vgl. HAUSER und NEUMANN 1992: 250).

Die im Weiteren diskutierten Determinanten lassen sich vier verschiedenen Kategorien zuordnen. Die erste Kategorie bilden die individuellen Eigenschaften. In Kap. 2.3.1 wird diskutiert, ob für Personen mit bestimmten personenbezogenen Eigenschaften ein höheres Ausmaß chronischer Armut und langandauernde Armutsphasen zu erwarten sind. Zu diesen individuellen Einflussfaktoren zählen Geschlecht, Alter, Nationalität, Bildung sowie der Erwerbsstatus von Personen. Die zweite Kategorie umfasst die in Kap. 2.3.2 diskutierten haushaltsspezifischen Eigenschaften. Man kann erwarten, dass Merkmale wie der Haushaltstyp, die Anzahl minderjähriger Kinder sowie allgemein das Verhält-

nis von erwerbstätigen zu nicht erwerbstätigen Haushaltsmitgliedern das Ausmaß persistenter Armut maßgeblich beeinflussen. In Kap. 2.3.3 wird erörtert, wie sich die Inanspruchnahme und die Leistungshöhe verschiedener Sozialtransferleistungen auf Dauer und Dynamik von Armut auswirken. Konkret wird der Frage nachgegangen, ob Personen, die einen Transfer in Anspruch nehmen, besonders häufig dauerhaft arm sind oder ob die Leistungsempfänger im Sinne einer „Hilfe zur Selbsthilfe“ kürzere Armutsdauern zu erwarten haben. Schließlich werden Einflussfaktoren, deren Veränderungen prinzipiell Auswirkungen auf die Armutssituation aller Personen haben, in Kap. 2.3.4 der Kategorie gesamtwirtschaftlicher Rahmenbedingungen zugeordnet.

2.3.1 Individuelle Eigenschaften

Da in vorliegender Arbeit einzelne Personen die Untersuchungseinheiten bilden, ist es nur folgerichtig zu analysieren, inwieweit sich Personengruppen mit spezifischen individuellen Eigenschaften hinsichtlich des Ausmaßes chronischer Armut bzw. der Dauer von Armuts- und Nichtarmutsepisoden voneinander unterscheiden. Dabei ist durchaus nicht unumstritten, ob solche personenbezogenen Merkmale überhaupt geeignet sind, um anhand ihrer Ausprägungen Problemgruppen auszumachen. Befürworter dieser kritischen Sichtweise bringen vor, bei der Einkommensmessung auf Haushaltsebene seien nur die Eigenschaften der Personen bedeutsam, die durch ihre Entscheidungen bezüglich Erwerbsbeteiligung, Arbeitszeit und Haushaltszusammensetzung einen signifikanten Einfluss auf das bedarfsgewichtete Pro-Kopf-Einkommen der Haushaltsmitglieder ausüben können. Als Konsequenz dieser Sichtweise wird vorgeschlagen, für jeden Haushalt eine Bezugsperson zu definieren, die maßgeblich für das ökonomische Wohlergehen des Haushalts verantwortlich ist. Diese Person wird als der Haushaltsvorstand bezeichnet. STRENGMANN-KUHN (2003) weist jedoch darauf hin, dass im SOEP der Haushalt selbst entscheiden kann, welche erwachsene Person der Haushaltsvorstand sein soll. Der Haupteinkommensbezieher des Haushalts wird also in vielen Fällen nicht mit dem Haushaltsvorstand i.S.d. SOEP identisch sein. Häufig ist es sogar äußerst zweifelhaft, ob es tatsächlich genau einen Haushaltsvorstand gibt oder ob wichtige Entscheidungen über Arbeitsmarktaktivitäten und Familienplanung nicht gemeinsam

von mehreren Erwachsenen getroffen werden. Im Rahmen von Längsschnittanalysen existiert zusätzlich noch das in Kap. 2.1.2 angesprochene Problem, dass der Haushaltsvorstand keine zeitinvariante Einheit ist. Es ist durchaus möglich, dass im Lauf der Jahre jeweils verschiedene Personen als Bezugsperson des Haushalts herangezogen werden. Eine solche Änderung kann zu Stande kommen, weil ein anderes Haushaltsmitglied als Vorstand definiert wird oder der bisherige Vorstand den Haushalt verlassen hat. Aufgrund der genannten Probleme, die mit der Definition des Haushaltsvorstandes verbunden sind, werden in dieser Arbeit die Eigenschaften einzelner Personen zur Bildung von Untergruppen herangezogen. Im Folgenden wird die Bedeutung der Faktoren *Alter*, *Geschlecht*, *Nationalität*, *Bildung* und *Erwerbsstatus* für die individuelle Armutsdynamik näher betrachtet. Es wird erörtert, welcher Einfluss aufgrund der Erkenntnisse aus anderen Studien zu erwarten ist und wie diese Faktoren im empirischen Teil dieser Arbeit operationalisiert werden.

- **Geschlecht**

Es ist ein aus zahlreichen empirischen Arbeiten zur geschlechtsspezifischen Lohndiskriminierung bekanntes Ergebnis, dass die Bruttostundenlöhne erwerbstätiger Frauen in Deutschland signifikant unter den entsprechenden Lohnsätzen von Männern liegen. Diese auch als „*gender wage gap*“ bezeichnete Tatsache ist u.a. von LAUER (2000) und KUNZE (2002) anhand aktueller Daten aus dem SOEP bzw. dem IAB-Betriebspanel¹⁷ untersucht worden. In beiden Arbeiten wird bestätigt, dass erwerbstätige Frauen auch bei Kontrolle verschiedener Humankapitalvariablen einen signifikant geringeren Stundenlohnsatz aufweisen als ihre männlichen Kollegen. Ob nun Frauen systematisch länger arm sind als Männer, hängt jedoch nicht nur von den erwerbstätigen Frauen und deren Einkommen ab, sondern insbesondere auch von denen, die keiner Erwerbsarbeit nachgehen. Für die Höhe des Äquivalenzeinkommens ist schließlich nicht nur das Einkommensniveau der Erwerbstätigen relevant, sondern auch das Verhältnis von erwerbstätigen zu nicht erwerbstätigen Personen innerhalb eines Haushalts. Besonders ungünstig wird sich die Einkommenslage von Frauen darstellen, die allein (als Single oder allein Erziehende) für das ökonomische

¹⁷Das IAB-Betriebspanel ist ein Projekt des Instituts für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung. Die Befragung zu betrieblichen Bestimmungsgrößen der Beschäftigung wird seit 1993 jährlich bei denselben Betrieben durchgeführt.

Wohlergehen des Haushalts sorgen müssen. Denn in diesen Haushaltskonstellationen wirkt sich ein niedriges Erwerbseinkommen unmittelbar auf die Höhe des Äquivalenzeinkommens aus.

BUHR (1995) zeigt in einer empirischen Analyse auf Basis der Bremer 10%-Stichprobe von Sozialhilfeakten, dass weibliche Antragsteller im Durchschnitt einen längeren Sozialhilfebezug aufweisen als Männer¹⁸. In verschiedenen multivariaten Hazardratenmodellen weist die Autorin darüber hinaus geringere Wahrscheinlichkeiten für das Beenden des Sozialhilfebezugs von weiblichen Singles und allein erziehenden Frauen nach. Diese Ergebnisse werden in anderen Arbeiten mit Daten der Sozialhilfeverwaltungen aus Bielefeld und Halle eindeutig bestätigt (vgl. auch GOLSCH 1999, ANDRESS 1994, GANGL 1997). Wird anstelle der Sozialhilfeakten auf Umfragedaten aus dem SOEP zurückgegriffen, bestätigt sich das Bild dauerhafter Armut bei alleinstehenden und allein erziehenden Frauen ebenfalls. VOGES und ROHWER (1992) analysieren die Dauer des Sozialhilfebezugs in Westdeutschland anhand der Informationen aus dem SOEP. Hier weisen Frauen ein signifikant höheres Risiko auf, überhaupt eine Sozialhilfeepisode zu beginnen. Außerdem zeigt sich, dass weibliche Singles größere Schwierigkeiten haben, einen einmal begonnen Bezug nach kurzer Zeit wieder zu beenden. Es gibt zahlreiche weitere Studien aus Deutschland, der EU und den USA, aus denen deutlich hervorgeht, dass Frauen insbesondere dann häufiger und länger in Armut leben und dabei geringe Ausstiegchancen aufweisen, wenn sie allein für ein ausreichendes Einkommen sorgen müssen¹⁹. In dieser Arbeit werden geschlechtsspezifische Unterschiede in Dauer und Dynamik von Armut auf zwei Arten analysiert. Zum einen werden im Rahmen der univariaten Analysen in Kap. 3.2 und Kap. 4.2 direkte Vergleiche zwischen Frauen und Männern angestellt. In den multivariaten Analysemodellen wird das Geschlecht indirekt über die Haushaltsstruktur berücksichtigt. Bei Single- und Allein-Erziehenden-Haushalten wird dann explizit zwischen männlichen und weiblichen Erwachsenen differenziert.

¹⁸In den ersten empirischen Studien zur Dynamik von Armut in Deutschland werten Forscher der Universität Bremen im Rahmen des DFG-Projekts „Sozialhilfekarrieren“ (SfB 186) eine 10%-Längsschnittstichprobe von Verwaltungsakten Bremer Sozialhilfeempfänger aus.

¹⁹Siehe die Arbeiten von EBERHARTER (2001), HANESCH (1994) für Deutschland, ANTO-LIN ET AL. (1997) für einen EU Vergleich und STEVENS (1999) für die USA.

- **Alter**

Um den Einfluss des individuellen Lebensalters auf Armutsdauer und -dynamik abschätzen zu können, muss wie beim Faktor Geschlecht zwischen zwei Wirkungsebenen differenziert werden. Einerseits ist zu bedenken, in welchem Alter erwerbstätige Personen die geringsten Arbeitseinkommen zu erwarten haben. Andererseits gilt es zu berücksichtigen, inwieweit das Lebensalter in Verbindung mit der Haushaltszusammensetzung zu besonders armutsgefährdeten Konstellationen führen kann.

In Deutschland weisen individuelle Alters-Einkommens-Profile in aller Regel einen konkaven Verlauf auf (vgl. STEINER und LAUER 2000: 77). Zwar gehen die Zuwachsraten des Erwerbseinkommens über die Zeit zurück, doch kann davon ausgegangen werden, dass ältere Erwerbstätige im Durchschnitt über ein höheres Einkommen verfügen als ihre jüngeren Kollegen in vergleichbaren Positionen. Einen Knick erfährt das Profil meist erst dann, wenn das Erwerbsleben endet und das bisherige Erwerbseinkommen durch ein geringeres Transfereinkommen substituiert werden muss. Aus dieser Erkenntnis lassen sich zwei wichtige Folgerungen ableiten. Zum einen verfügen die jüngsten Erwerbstätigen über das niedrigste Arbeitseinkommen. Sie stellen somit eine besonders armutsgefährdete Gruppe dar. Allerdings impliziert die konkave Form des Alters-Einkommens-Profil in jüngeren Jahren auch die größten Einkommenszuwachsraten. Insbesondere nach dem Ende der Ausbildung und dem Übergang in eine (Vollzeit-) Erwerbstätigkeit steigt das Einkommen junger Menschen häufig sprunghaft an. Die individuelle Einkommensmobilität dürfte daher zu Beginn der Erwerbslaufbahn recht hoch sein, so dass die Chance, Armut schnell wieder zu verlassen, für jüngere erwerbstätige Menschen vergleichsweise hoch einzuschätzen ist (vgl. FABIG 1999: 83). Die zweite Schlussfolgerung betrifft Menschen in höherem Alter, wenn sie aus dem Erwerbsleben ausscheiden. In dieser Lebensphase muss ein verhältnismäßig hohes Erwerbseinkommen durch ein mehr oder weniger stark gemindertes Transfereinkommen ersetzt werden. Menschen in dieser Alterklasse, die während der Erwerbsphase über ein gerade noch ausreichendes Erwerbseinkommen verfügt haben, können mit dem Eintritt in die Rentenphase in ökonomische Schwierigkeiten geraten. Dank der bislang vergleichsweise hohen Leistungen der gesetzlichen Rentenversicherung ist allerdings seit Beginn der 90er Jahre das Ausmaß von Armut

in der Gruppe der über 60-jährigen je nach Messkonzept mehr oder weniger stark zurückgegangen (vgl. HANESCH ET AL. 2000: 90f.)²⁰. Obwohl dieser Personenkreis nicht übermäßig stark von Einkommensarmut betroffen ist, haben alte Menschen dennoch größere Probleme eine einmal begonnene Armutphase zu überwinden. Verantwortlich dafür ist die geringe Einkommensmobilität in dieser Gruppe. Rentenzahlungen weisen über die Zeit nur ganz geringfügige Mobilität auf. Positive Änderungen ergeben sich lediglich durch Rentenanpassungen an die Entwicklung der Arbeitslöhne.

Neben dem Alter erwerbstätiger Personen muss auch das Alter der nicht erwerbstätigen Haushaltsmitglieder betrachtet werden. FABIG (1999) weist unter anderem darauf hin, dass die Erwerbseinkommen von Erwerbstätigen unter 35 Jahren zwar eine recht starke Mobilität nach oben aufweisen können, diese aber bei Betrachtung von Äquivalenzeinkommen stark abgeschwächt wird oder gar in Mobilität nach unten umschlagen kann. Ursache hierfür ist die Tatsache, dass in diesem Alter für viele junge Menschen die Phase der Familiengründung ansteht. Durch die Geburt von Kindern erhöht sich die Zahl der zu versorgenden Personen im betreffenden Haushalt, was bereits bei gleichbleibendem Haushaltseinkommen zu einer Verminderung des Äquivalenzeinkommens führt. Gleichzeitig gibt in dieser Lebensphase häufig ein Erwachsener seine Erwerbstätigkeit zu Gunsten der Kinderbetreuung wenigstens vorübergehend auf. In diesem Fall müsste ein niedrigeres Haushaltseinkommen auf eine größere Personenzahl verteilt werden. Eine eindeutige Abschätzung des Einflusses des Lebensalters auf das Ausmaß von Langzeitarmut ist in dieser Lebensphase offenbar kaum möglich, da der positiven Mobilität der individuellen Erwerbseinkommen die oben diskutierten negativen Wirkungen auf die Äquivalenzeinkommen gegenüber stehen.

Mit zunehmendem Lebensalter lassen sich ebenfalls zwei konträr gerichtete Effekte vermuten. Einerseits sinkt das Äquivalenzeinkommen eines Haushalts bei gleichbleibender Haushaltsstruktur und konstantem Haushaltseinkommen,

²⁰In vorliegender Arbeit bleibt das Vermögen eines Haushalts als Ausdruck seines erreichten Lebensstandards unberücksichtigt. Im Armuts- und Reichtumsbericht der BUNDESREGIERUNG (2001) wird darauf hingewiesen, dass ein Haushalt um so vermögender ist, je älter die Bezugsperson des Haushalts ist. Würde das Vermögen eines Haushalts bei der Messung von Armut mitberücksichtigt, könnte für die über 60-Jährigen ein noch geringeres Armutsrisiko erwartet werden.

da die meisten Äquivalenzskalen für ältere Kinder höhere Bedarfsgewichte vorsehen (vgl. Kap. 2.1.3). Andererseits werden erwachsene Haushaltsmitglieder bei zunehmendem Alter der Kinder eher wieder in die Lage versetzt, eine Erwerbsarbeit aufzunehmen. Eine eindeutig positive Entwicklung der Äquivalenzeinkommen wird sich aber erst dann einstellen, wenn die Kinder ein Alter erreicht haben, in dem sie den Haushalt verlassen oder durch eigene Erwerbsarbeit zum Haushaltseinkommen beitragen können. Erreichen Personen mit 60 bis 65 Jahren die Rentenphase haben sie in aller Regel wenige oder gar keine Kinder mehr finanziell zu versorgen. Die durchschnittliche Haushaltsgröße von Personen über 60 Jahren liegt in Deutschland seit einigen Jahren unter zwei Personen. Auch für die älteren Menschen ergibt sich daher kein eindeutiges Bild für den Einfluss des Lebensalters auf die individuelle Armutsdynamik. Die im Alter abnehmende Haushaltsgröße wirkt sich positiv, die Substitution von Erwerbs- durch Transfereinkommen stark negativ auf die Höhe des Äquivalenzeinkommens aus. Lediglich die Mobilität der bedarfsgewichteten Einkommen kann in dieser Altersklasse als gering betrachtet werden.

Alles in allem muss der Zusammenhang zwischen Armutsdauer und Lebensalter als relativ diffus bezeichnet werden. Es verwundert daher auch nicht, dass empirische Studien zu unterschiedlichen Ergebnissen hinsichtlich der Bedeutung des Lebensalters kommen. Klar scheint lediglich, dass Kinder unter 25 Jahren häufig in besonders armutsgefährdeten Haushaltskonstellationen leben und somit auch stärker von länger andauernder Armut betroffen sind. Dieser Effekt sollte am deutlichsten zum Tragen kommen, wenn die Bedarfsgewichtung der Haushaltseinkommen mit der BSHG-Skala vorgenommen wird. Diese Äquivalenzskala führt für große Haushalte zu vergleichsweise niedrigeren Äquivalenzeinkommen als Skalen mit geringeren Bedarfsgewichten für zusätzliche Haushaltsmitglieder. Langzeitarmut sollte im Gegensatz dazu am wenigsten solche Personen betreffen, die ein Alter erreicht haben, in dem eventuell vorhandene Kinder beginnen den Haushalt zu verlassen. Ein solche Gruppe bilden die ca. 50 bis 60 Jahre alten Personen. Besonders schwierig einzuschätzen ist die Bedeutung eines hohen Lebensalters für die Dauer und Dynamik von Armut. Unstrittig ist zumindest die Tatsache, dass Renteneinkommen nur geringfügige Mobilität nach oben oder unten aufweisen. Daraus kann gefolgert werden, dass Personen in dieser Alterklasse, deren Äquivalenzeinkommen in ei-

nem Jahr unterhalb der Armutsgrenze lag, nur geringe Chancen haben in den Folgejahren die Armut zu verlassen. Gleichzeitig dürften aufgrund der Höhe der Renteneinkommen und der vergleichsweise günstigen Haushaltskonstellationen nur wenige der über 60-Jährigen überhaupt von Armut betroffen sein. Dies gilt insbesondere bei Verwendung einer Äquivalenzskala, die die Wohlfahrtsposition kleiner Haushalte günstiger bewertet (BSHG-Skala).

- **Nationalität**

Aufgrund der Datenverfügbarkeit im SOEP kann in vorliegender Arbeit lediglich zwischen deutschen und ausländischen Personen unterschieden werden. Dies liegt hauptsächlich daran, dass eine Unterscheidung einzelner Nationalitäten oder Nationengruppen zu so geringen Fallzahlen führt, dass belastbare Aussagen über diese Gruppen nicht mehr möglich sind. Zur pauschalen Zusammenfassung aller „Ausländer“ in einer einzigen Personengruppe sollte jedoch kritisch angemerkt werden, dass dadurch wichtige, armutsrelevante Unterschiede innerhalb dieser Gruppe überdeckt werden können. Während beispielsweise Flüchtlinge aus Krisengebieten häufig nicht in der Lage sind, in Deutschland ein ausreichendes Einkommen zu erwirtschaften, kann ein britischer Investmentbanker wohl kaum als armutsgefährdet betrachtet werden. Es sind aber nicht nur Unterschiede zwischen den verschiedenen Nationalitäten, die bei einer solchen Vorgehensweise unberücksichtigt bleiben. Idealerweise sollte bei den verschiedenen Migranten auch differenziert werden, in wievielter Generation sie in Deutschland leben und welchen aufenthaltsrechtlichen Status die Personen genießen. Ein Einwanderer, dem eine Aufenthaltsberechtigung nach § 27 AuslG gewährt wird, ist ohne weitere Genehmigung berechtigt eine Arbeit aufzunehmen und somit zumindest theoretisch in der Lage, ein Erwerbseinkommen in ausreichender Höhe zu erzielen. Hingegen wird Asylbewerbern für die Dauer des Asylverfahrens in aller Regel keine Arbeitserlaubnis erteilt. Diese Gruppe kann schon allein deshalb nicht für ein entsprechendes Einkommen sorgen und ist ausschließlich von Transferleistungen abhängig. Schließlich sollte nicht unerwähnt bleiben, dass auch die Gruppe der Deutschen eine bezüglich ihrer Herkunft sehr heterogene Gruppe ist. Sie umfasst neben den in Deutschland geborenen Personen u.a. auch (Spät-) Aussiedler mit deutscher Nationalität aus den ehemaligen deutschen Ostgebieten.

Trotz der oben diskutierten Probleme, die mit einer pauschalen Gruppenbildung verbunden sind, lassen sich die Unterschiede zwischen deutschen und ausländischen Staatsangehörigen bezüglich Armutsdauer und -dynamik relativ klar abschätzen. Ausländer sehen sich in Deutschland einigen Risiken ausgesetzt, die sie als besonders betroffene Problemgruppe erscheinen lassen. Für HANESCH ET AL. (2000) sind dazu in erster Linie die besondere Haushaltsstruktur sowie die geringen Chancen von Ausländerhaushalten am deutschen Arbeitsmarkt zu zählen. Es ist eine aus der amtlichen Statistik wohlbekannte Tatsache, die sich auch anhand der vorliegenden SOEP-Daten empirisch bestätigen lässt, dass Ausländerhaushalte im Durchschnitt über mehr Mitglieder verfügen als deutsche Haushalte. Vor allem die größere Kinderzahl führt in Ausländerhaushalten zu einem aus Armutssicht ungünstigeren Verhältnis von erwerbstätigen und nichterwerbstätigen Familienmitgliedern. Besonders ungünstig wird die ökonomische Situation von Ausländern bewertet, wenn ihre Äquivalenzeinkommen mit einer Skala berechnet werden, die zusätzlichen Haushaltsmitgliedern große Bedarfsgewichte zuordnet. Neben der ungünstigen Haushaltsstruktur sind aber zweifellos auch die Probleme ausländischer Arbeitnehmer am deutschen Arbeitsmarkt für ein erhöhtes Armutsrisiko verantwortlich. Diese Probleme beginnen bereits beim Zugang zum Arbeitsmarkt und erstrecken sich bis hin zu einer nationalitätsspezifischen Lohndiskriminierung. Wie oben bereits angedeutet, wird verschiedenen Gruppen von Einwanderern (z.B. Asylbewerber während des Asylverfahrens, geduldete Ausländer nach § 55 AuslG) durch das Ausländergesetz der Zugang zum Arbeitsmarkt versperrt. Diese Personen sind schon allein aufgrund ihres rechtlichen Status nicht in der Lage, ein ausreichendes Erwerbseinkommen zu erzielen. Aber auch Personen, denen eine Arbeitserlaubnis in Deutschland erteilt wurde, sehen sich beträchtlichen Risiken am Arbeitsmarkt ausgesetzt. Am schwersten wiegt dabei das Problem, dass Ausländer häufig Bildungsdefizite aufweisen. Dies gilt in erster Linie für neu eingewanderte Personen, die in ihren Heimatländern keine oder nur mangelhafte schulische Ausbildung erfahren durften. Hinzu kommt, dass im Ausland erworbene Bildungsabschlüsse von deutschen Arbeitgebern häufig nicht adäquat anerkannt werden, so dass einige Immigranten ihre erworbenen Qualifikationen nicht in vollem Umfang zur Geltung bringen können. Aber auch Ausländer, die in zweiter oder dritter Generation in Deutschland leben, verzeichnen teils beträchtliche Mängel bei der Schul- und Berufsausbil-

derung (vgl. JERSCHEK 2000). Aus den genannten Gründen sind für Ausländer sowohl ein höheres Ausmaß chronischer Armut als auch geringere Ausstiegswahrscheinlichkeiten aus Armut zu erwarten.

- **Bildung**

Aus zahlreichen traditionellen und aktuellen Studien zur empirischen Analyse der Humankapitaltheorie ist bekannt, dass die Stundenlöhne erwerbstätiger Personen mit wachsendem Humankapital zunehmen²¹. Dabei wird der mehrdimensionale Humankapitalbegriff meist auf das im Lebenslauf akkumulierte Bildungsniveau reduziert. Der Lohnsatz von Erwerbstätigen sollte umso höher ausfallen, je mehr (Schulbildungs-) Zeit eine Person in ihren Humankapitalstock investiert hat. Dieser Zusammenhang zwischen der Höhe des Erwerbseinkommens und dem individuellen Bildungsniveau wird aber stark verwässert, wenn anstelle der individuellen Erwerbseinkommen bedarfsgewichtete Pro-Kopf-Einkommen betrachtet werden. Wie bei den zuvor diskutierten Determinanten muss auch zur Abschätzung des Einflusses individueller Bildungsinvestitionen berücksichtigt werden, welche Bedeutung der Schulbildung nicht erwerbstätiger Haushaltsmitglieder zukommt. Es lässt sich festhalten, dass der Einfluss individuellen Humankapitals in kleinen Haushalten (z.B. Singlehaushalte, Paare ohne Kinder) unmittelbar auf die Äquivalenzeinkommen wirkt, während in großen Haushalten mit Kindern ein eindeutiger Einfluss der Schulbildung nur schwer abgeschätzt werden kann.

Während sich die Höhe des Äquivalenzeinkommens in Abhängigkeit unterschiedlicher Bildungsabschlüsse zumindest für Haushalte mit wenigen Mitgliedern vergleichsweise gut abschätzen lässt, liegt die Frage nach der Einkommensmobilität weitgehend im Dunkeln. FABIG (1999) erwartet, dass Personen, die aufgrund ihres hohen Humankapitals bereits über ein hohes Einkommen verfügen, eine vergleichsweise geringe Einkommensmobilität aufweisen dürften. Da diese Personengruppe aber sehr selten von Einkommensarmut betroffen ist, liegt es näher zu erörtern, welche Einkommensmobilität armutsgefährdete Personen mit geringen Erwerbseinkommen zu erwarten haben. Es lässt sich argu-

²¹Die Arbeiten von BECKER (1962) und MINCER (1974) liefern die theoretische Grundlage für die ökonometrische Analyse der Humankapitaltheorie. Empirische Evidenz für die Kernaussagen anhand aktueller Daten für Deutschland findet man u.a. bei STEINER und LAUER (2000).

mentieren, dass in dieser Situation ein vergleichsweise hohes Maß an Bildung im Durchschnitt zu positiver Mobilität führt. Möglicherweise ist es solchen Personen aufgrund ihres Alters oder anderer Faktoren noch nicht gelungen, ihre Qualifikation in ein entsprechendes Erwerbseinkommen umzusetzen. Gleichzeitig sorgt ihr angesammeltes Humankapital zumindest für einen gewissen Schutz vor Arbeitslosigkeit, so dass ausgeprägte Einkommensmobilität nach unten in der Regel nicht zu erwarten ist. Verfügen solche Personen aber über ein niedriges Bildungsniveau, kann mit einer nach unten gerichteten Einkommensdynamik gerechnet werden. Gerade gering qualifizierte Menschen sind in Deutschland besonders häufig und lange arbeitslos und somit dauerhaft nicht in der Lage, ein ausreichendes Einkommen zu erwirtschaften. Folglich haben es Personen mit geringer Schulbildung besonders schwer, die Armut wieder zu verlassen, während besser Qualifizierte aufgrund der zu erwartenden positiven Einkommensmobilität leichter aus Armut entkommen können. In vorliegender Arbeit wird das individuelle Bildungsniveau auf zwei verschiedene Varianten operationalisiert. Zum einen wird für alle Personen ihr höchster bislang erworbener Schulabschluss erfasst. Diese Kategorialvariable kennt die in Tab. 2.3 dargestellten Ausprägungen.

Tabelle 2.3: Ausprägungen der Variable „Schulabschluss“

Kodierung	Schulabschluss
1	Hauptschulabschluss
2	Realschulabschluss
3	Fachhochschulreife
4	Abitur
5	Anderer Abschluss
6	Ohne Schulabschluss verlassen
7	In Schulausbildung

Die Variable „Schulabschluss“ misst das individuelle Humankapital, das auf formale Schulbildung zurückzuführen ist. Die Kategorien drei, fünf und sieben sind in den vorliegenden Daten allerdings so dünn besetzt, dass statistisch belastbare Aussagen für diese Untergruppen nicht möglich sind. Um auch weitere Humankapitalinvestitionen wie ein Studium oder eine Berufsausbildung berücksichtigen zu können, wird eine zweite Variable verwendet, die

die Gesamtzahl an Bildungsjahren einer Person enthält. Diese Variable wird vom DIW durch Umrechnung verschiedener Schul-, Hochschul- und Berufsabschlüsse in Bildungsjahreinheiten generiert. Nähere Informationen zu diesem Umrechnungsverfahren findet man u.a. bei HAISKEN-DENEW und FRICK (2003).

- **Erwerbsstatus**

Es ist offensichtlich, dass von der Erwerbssituation der Personen ein entscheidender Einfluss auf Ausmaß und Dauer von Armut zu erwarten ist. An dieser Stelle wird erörtert, ob Personen, die zu einem gegebenen Zeitpunkt einen bestimmten Erwerbsstatus aufweisen, stärker von chronischer Armut betroffen sind als Personen mit anderem Erwerbsstatus. Betrachtet man anstelle des Ausmaßes chronischer Armut zu einem bestimmten Zeitpunkt die Chance Armut zu überwinden bzw. wieder in Armut zurückzufallen, dann erscheint weniger der Status zum entsprechenden Zeitpunkt als vielmehr die Veränderung der Erwerbssituation für einen Zustandsübergang verantwortlich zu sein. Beispielsweise geht mit dem Verlust des Arbeitsplatzes oft der Beginn einer Armutsepisode einher, während beispielsweise der Wechsel von einer Teil- zu einer Vollzeitarbeitsstelle das Ende einer Armutsphase bedeuten kann. Die Bedeutung solcher „Ereignisse“ für die Dynamik von Armut ist seit der Arbeit von BANE und ELLWOOD (1986) relativ unbestritten, die empirische Umsetzung allerdings recht problematisch. Zum Ende von Kap. 4.2.2.2 wird diskutiert, ob und wie solche Ereignisvariablen in die verschiedenen Analysen eingehen können.

In Anlehnung an das Labor-Force-Konzept der International Labour Organization (ILO) lässt sich die Bevölkerung in die Gruppe der Erwerbspersonen und der Nichterwerbspersonen aufteilen. Die Gruppe der Erwerbspersonen umfasst alle, die eine auf Erwerb gerichtete Tätigkeit ausüben oder suchen und lässt sich in die Untergruppen Erwerbstätige und Erwerbslose unterteilen. Zu den Nichterwerbspersonen zählen alle Menschen, die keine auf Erwerb gerichtete Tätigkeit ausüben oder suchen. Zunächst soll die Gruppe der Erwerbstätigen näher betrachtet werden. Dieser Personenkreis umfasst gemäß der theoretischen Definition alle Personen, die in mindestens einer Stunde pro Woche einer Erwerbsarbeit nachgehen. Es ist naheliegend zu vermuten, dass erwerbstätige

Personen im Durchschnitt ein höheres Einkommensniveau aufweisen als Nichterwerbstätige. In dieser Gruppe sollte daher sowohl Ausmaß als auch Dauer von Armut relativ gering ausfallen. Es darf aber nicht unterschlagen werden, dass innerhalb der Gruppe der Erwerbstätigen noch tiefer differenziert werden kann. Denn selbstverständlich ist die Einkommenssituation von Erwerbstätigen unter anderem stark vom zeitlichen Umfang der Beschäftigung abhängig. In vorliegender Arbeit wird bei den Erwerbstätigen zwischen Voll- und Teilzeiterwerbstätigkeit differenziert, wobei für die erstgenannte Gruppe das niedrigste Risiko dauerhafter Armut zu erwarten ist.

Die Gruppe der Erwerbslosen wiederum besteht zum einen aus den bei der Bundesagentur registrierten Arbeitslosen und zum anderen aus den Erwerbslosen, die zwar arbeitsuchend aber aus verschiedenen Gründen nicht bei der Arbeitsverwaltung gemeldet sind. Zunächst werden die registrierten Arbeitslosen als eine separate Gruppe betrachtet²². Da die Personen dieser Untergruppe nicht erwerbstätig sind, verfügen sie auch über kein eigenes Arbeitseinkommen. Schon allein deshalb sind sie als armutsgefährdet einzustufen. Allerdings muss dabei berücksichtigt werden, dass alle, die vor ihrer Arbeitslosigkeit mindestens sechs Monate am Stück (sozialversicherungspflichtig) beschäftigt waren, Ansprüche auf Zahlungen der gesetzlichen Arbeitslosenversicherung haben. Da die Leistungshöhe beim Arbeitslosengeld ca. 60% des letzten Nettoeinkommens beträgt, bedeutet der Verlust des Arbeitsplatzes zwar in jedem Fall eine finanzielle Verschlechterung, die aber aufgrund der Höhe des Arbeitslosengeldes nicht zwangsläufig zu Einkommensarmut führen muss. Voraussetzung für die armutsdämpfende Wirkung von Arbeitslosengeld und der anschließend zu beziehenden Arbeitslosenhilfe ist die tatsächliche Inanspruchnahme der sozialstaatlichen Transfers. Da Arbeitslosengeld und -hilfe höchstens Mobilität nach unten aufweisen können (bei Verletzung von Auflagen durch die Antragsteller oder Nichtinanspruchnahme), kann davon ausgegangen werden, dass Arbeitslose, zwar einerseits geringe Chancen besitzen aus Armut zu entkommen, sie andererseits aber ein gewisses Risiko aufweisen in Armut zurückzufallen.

²²Für dieses Vorgehen spricht nicht zuletzt die Tatsache, dass sich die nicht registrierten Erwerbslosen anhand der Daten des SOEP nicht eindeutig identifizieren lassen (vgl. STRENGMANN-KUHN 2003: S.276).

Nachdem ein Teil der Bevölkerung entweder der Gruppe der Erwerbstätigen oder der registrierten Erwerbslosen zugeordnet werden kann, verbleibt ein Rest aus nicht registrierten Erwerbslosen und der Menge der Nichterwerbspersonen. Allein die Nichterwerbspersonen stellen bereits eine äußerst heterogene Gruppe dar. In ihr befinden sich unter anderem Hausfrauen, Mütter im Erziehungsurlaub, Personen, die aufgrund von Krankheit oder Behinderung nicht erwerbsfähig sind und nicht zuletzt alle, die aufgrund ihres Alters keine Arbeit anbieten. Diesem letztgenannten Kreis sind neben schulpflichtigen Kindern vor allem Rentner und Pensionäre zuzuordnen. Da insbesondere die nicht mehr Erwerbstätigen eine sozialpolitisch interessante Gruppe darstellen, werden sie in dieser Arbeit als separater Personenkreis analysiert. Wie bereits im Rahmen der Diskussion um die Bedeutung des Lebensalters erörtert wurde, müssen Erwerbstätige beim Eintritt in die Rentenphase mit einem Rückgang ihres verfügbaren Einkommens rechnen. Besonders in Fällen, bei denen das Erwerbseinkommen nur mit Mühe reichte, droht ein Abstieg in Armut zu Beginn der Rentenphase. Aufgrund der Tatsache, dass Renten- und Pensionseinkommen weder nennenswerte Mobilität nach unten oder oben aufweisen, wird die individuelle Armutsdynamik in dieser Personengruppe nur sehr schwach ausgeprägt sein.

Übrig bleibt schließlich eine Residualgruppe von „nicht Erwerbstätigen“, die zum einen aus nicht registrierten Erwerbslosen und zum anderen aus den übrigen Nichterwerbspersonen besteht²³. Anhand der detailliert erhobenen Erwerbsinformationen im SOEP ließe sich gegebenenfalls auch diese Restgruppe noch tiefer untergliedern. Allerdings bekäme man dabei nur sehr dünn besetzte Untergruppen, für die sich statistisch belastbare Ergebnisse nicht berechnen lassen. Eine Abschätzung von Höhe und Mobilität der Äquivalenzeinkommen der Personen aus dieser Gruppe ist nicht zuletzt wegen der stark heterogenen Zusammensetzung kaum möglich. Da allen Mitgliedern jedoch gemein ist, nicht erwerbstätig zu sein, kann zumindest erwartet werden, dass sie ein höheres Ausmaß persistenter Armut sowie geringere Austritts- und höhere Wiedereintrittswahrscheinlichkeiten aufweisen als die erwerbstätige Bevölkerung. Der Vollständigkeit halber muss ergänzt werden, dass sich die oben getroffenen Aussagen auf den Einfluss des Erwerbsstatus auf die Höhe des individuel-

²³Diese Restgruppe wird im Weiteren kurz als „Sonstige nicht Erwerbstätige“ bezeichnet.

len Erwerbseinkommens beziehen. Nur in Ein-Personen-Haushalten entspricht dieses Einkommen dem Äquivalenzeinkommen. Für den Einfluss auf das bedarfsgewichtete Pro-Kopf-Einkommen muss das Verhältnis von erwerbstätigen zu nichterwerbstätigen Personen im Haushalt berücksichtigt werden. Dieser Punkt wird im nächsten Kapitel ausführlicher thematisiert.

2.3.2 Haushaltsstrukturelle Eigenschaften

Zur Beantwortung der Frage, ob eine Person Gefahr läuft, dauerhaft arm zu sein, ist neben ihren persönlichen Eigenschaften stets der Haushaltskontext von besonderer Bedeutung. Denn selbst ein vollzeiterwerbstätiger Mann im besten Alter, mit exzellenter Schulbildung und deutscher Staatsbürgerschaft kann einkommensarm sein, wenn sein Erwerbseinkommen die einzige Einkommensquelle eines großen Haushalts darstellt, mit dem neben minderjährigen Kindern noch weitere nicht erwerbstätige Erwachsene versorgt werden müssen. In einem solchen (Extrem-) Fall kann ein Äquivalenzeinkommen resultieren, das unterhalb einer gegebenen Einkommensgrenze liegt. Dieses überspitzte Beispiel soll die Bedeutung des Haushaltskontext für Ausmaß aber auch für Dauer und Dynamik von Armut unterstreichen. Ganz allgemein gilt, dass das Risiko chronischer Armut umso größer ist, je kleiner das Verhältnis von erwerbstätigen zu nicht erwerbstätigen Haushaltsmitgliedern ausfällt.

Ganz grob lassen sich verschiedene Haushaltstypen nach der Anzahl erwerbsfähiger Erwachsener unterscheiden. Es können Haushalte mit nur einem erwachsenen Mitglied, Paare (mit und ohne Kinder) sowie Haushalte mit mehreren erwachsenen Personen unterschieden werden. In die erstgenannte Kategorie fallen neben reinen Ein-Personen-Haushalten auch die Haushalte allein erziehender Eltern. In beiden Konstellationen schlägt die Höhe des Erwerbseinkommens unmittelbar auf die Höhe des Äquivalenzeinkommens durch. Die Situation von allein Erziehenden stellt sich dabei besonders problematisch dar. Aufgrund der besonderen Lebensumstände kann für allein erziehende Erwachsene ein vermindertes Arbeitsangebot erwartet werden. Zudem muss das Erwerbseinkommen auf mehrere (mindestens zwei) Köpfe verteilt werden. Man sollte allerdings berücksichtigen, dass allein erziehende Eltern

zwar in vielen Fällen ein geringes Erwerbseinkommen aufweisen, sie aber häufig durch staatliche oder private Transfers unterstützt werden. Zu den staatlichen Unterstützungsleistungen zählen u.a. die Mehrbedarfszuschläge für allein Erziehende im Rahmen der Sozialhilfe oder der Haushaltsfreibetrag für allein Erziehende. Unterhaltszahlungen des anderen Elternteils hingegen stellen private Unterstützungsleistungen dar. Solche Transferzahlungen fließen neben den individuellen Erwerbseinkommen ebenfalls bei der Berechnung des Äquivalenzeinkommens ein. Trotz dieser zusätzlichen Einkommensquellen kann vermutet werden, dass Menschen aus Allein-Erziehenden-Haushalten sowohl einem erhöhten Armutsrisiko ausgesetzt sind und darüber hinaus geringere Chancen aufweisen, eine einmal begonnene Armutsphase wieder zu beenden. Denn Haushalte mit mehr als einem erwachsenen Mitglied sind zumindest theoretisch in der Lage, ein zu geringes Erwerbseinkommen in einer Periode durch zusätzliche Arbeitsaufnahme des Partners in der nächsten Periode zu kompensieren. Die Äquivalenzeinkommen von Haushalten mit nur einer erwachsenen Erwerbperson -diese Argumentation ist somit auch für Ein-Personen-Haushalte gültig- weisen daher nur geringe Mobilität nach oben auf.

Haushalte, in denen zwei erwachsene Personen leben, sind in aller Regel Gemeinschaften von verheirateten oder nicht verheirateten Paaren. Gehen beide Erwachsene einer Erwerbsarbeit nach, wird in den allermeisten Fällen ein Äquivalenzeinkommen erzielt, das über der Armutsgrenze liegt. Im Gegensatz dazu weisen Haushalte mit zwei erwerbslosen Erwachsenen natürlich erhebliche finanzielle Probleme auf. Haushaltsgemeinschaften, in denen eine erwachsene Person erwerbstätig ist und die andere nicht, erreichen ein Äquivalenzeinkommen, das irgendwo zwischen den oben genannten Extremen liegt. Unabhängig vom Erwerbsstatus der erwachsenen Personen dürften Paare ohne minderjährige Kinder das geringste Ausmaß chronischer Armut aufweisen. Mit steigender Kinderzahl geht das bedarfsgewichtete Pro-Kopf-Einkommen zurück, was zwingend zu einer höheren Armutsgefährdung führt. FABIG (1999) deutet an, dass Paarhaushalte über einen recht wirksamen Schutz gegen Einkommensmobilität nach unten verfügen. Im Gegensatz zu Haushalten mit einer erwachsenen Person besteht für Paare die Möglichkeit, auf ein nicht ausreichendes Einkommen des Hauptverdieners durch zusätzliches Arbeitsangebot oder durch Nichterwerbseinkünfte des Partners zu reagieren. Single-Haushalte

verfügen nicht über solche interfamiliären Kompensationsmöglichkeiten. Leben in einem solchen Haushalt sehr junge Kinder, kann der eben beschriebene Schutzmechanismus allerdings versagen, da die Kinderbetreuung die Erwerbstätigkeit der zweiten erwachsenen Person stark einschränkt oder ganz ausschließt. Eine ähnliche mobilitätsdämpfende Wirkung lässt sich auch für Haushalte mit mehr als zwei erwachsenen Mitgliedern erwarten. Denn auch in Mehr-Generationen-Haushalten, Paarhaushalten mit Kindern in erwerbsfähigem Alter oder Wohngemeinschaften besteht die Möglichkeit, Einkommensausfälle einer Person durch Arbeits- oder Nichtarbeitseinkommen weiterer Erwachsener zu kompensieren. Da diese Haushaltstypen allerdings recht heterogen sein können, ist eine eindeutige Bewertung der Armutsgefährdung nicht ohne weiteres möglich.

Im empirischen Teil dieser Arbeit wird die Bedeutung der Determinanten „Haushaltszusammensetzung“ und „Anzahl an Kindern unter 16“ untersucht. Für die multivariaten Analysen in Kap. 3.3 und Kap. 4.3 wird eine Kategorialvariable „Haushaltstyp“ mit folgenden Ausprägungen generiert:

Tabelle 2.4: Ausprägungen der Variable „Haushaltstyp“

Kodierung	Haushaltstyp
1	männlicher Single
2	weiblicher Single
3	Paar ohne Kinder
4	Paar mit Kindern
5	allein erziehender Mann
6	allein erziehende Frau
7	Sonstige Haushaltstypen

Die sieben Haushaltstypen (mit teils sehr geringen Fallzahlen für einzelne Gruppen) erweisen sich als zu unübersichtlich für eine gruppenspezifische (univariate) Analyse. Daher wird bei univariater Analyse lediglich unterschieden, ob Ein- oder Mehr-Personen-Haushalte bzw. allein Erziehende oder nicht allein Erziehende ein höheres Ausmaß chronischer Armut und längere Armutsepisoden aufweisen. Schließlich wird sowohl in univariater als auch in multivariater Betrachtung der Einfluss der Anzahl an Kindern unter 16 Jahren analysiert.

Als ein Fazit der vorangegangenen Darstellungen kann festgehalten werden, dass die Wahrscheinlichkeit, überhaupt in Armut zu fallen, umso kleiner ausfällt, je mehr Erwerbspersonen in einem Haushalt leben. Gleichzeitig steigt diese Wahrscheinlichkeit mit zunehmender Kinderzahl an. Daraus kann gefolgert werden, dass allein Erziehende und ihre Kinder tendenziell das größte Armutsrisiko zu tragen haben, während (Ehe-)Paare ohne Kinder kaum von Armut betroffen sind. Haushalte mit nur einem Erwachsenen können nicht auf finanzielle Unterstützung seitens anderer Haushaltsmitglieder hoffen und dürften daher kleine Austritts- und große Wiedereintrittswahrscheinlichkeiten aus bzw. in die Armut aufweisen.

2.3.3 Bezug von Sozialtransferleistungen

BUHR (1995) betrachtet neben individuellen und haushaltsstrukturellen Eigenschaften auch die Form und Ausgestaltung des Sozialtransfersystems als relevante Determinante für die Dauer und Dynamik von Armut. Diesem Ansatz liegt die Vorstellung zu Grunde, dass sich interindividuelle Unterschiede im Ausmaß dauerhafter Armut u.a. durch die Inanspruchnahme, Leistungshöhe und Ausgestaltungsmerkmale von Sozialtransferleistungen begründen lassen. Unter den Überbegriff des Sozialtransfersystems lassen sich zahlreiche Transferleistungen und Ausgestaltungsformen subsumieren, deren Einfluss im Einzelnen aber kaum zu erfassen sein dürfte. Daher werden für diese Arbeit aus dem umfangreichen Katalog der Sozialtransfers in Deutschland drei ausgewählte Leistungen betrachtet: die Hilfe zum Lebensunterhalt (HLu), die Arbeitslosenhilfe und das Wohngeld. Diesen drei Transfers ist gemeinsam, dass sie steuer- und nicht beitragsfinanziert sind und im Grundsatz zeitlich unbefristet gewährt werden, wobei die Antragsteller in regelmäßigen Abständen ihre Bedürftigkeit nachweisen müssen.

Zunächst soll allgemein diskutiert werden, welche Auswirkungen vom Bezug der Transferleistungen auf die Höhe und Mobilität der Äquivalenzeinkommen zu erwarten sind. Die zentrale Aufgabe der genannten Systeme besteht darin, Personen oder Bedarfsgemeinschaften, deren Einkommen unter ein bestimmtes Niveau fällt (und die verschiedene andere Voraussetzungen erfüllen), bei der

Bestreitung ihres Lebensunterhalts oder der Wohnraumfinanzierung finanziell zu unterstützen. Die Inanspruchnahme dieser Transferleistungen dürfte demnach eine nach unten gerichtete Einkommensmobilität spürbar abfedern und zu einer Verstetigung der Haushaltseinkommen beitragen (vgl. FABIG 1999: 65). So sorgt z.B. die Arbeitslosenhilfe bei arbeitslosen Menschen dafür, dass sie nach Ende des Bezugs der Versicherungsleistung „Arbeitslosengeld“ keinen totalen Einkommensausfall zu beklagen haben, der dann nur durch die subsidiär gewährte HLu abgefangen werden könnte. Die Bedürftigkeitsprüfung, der sich alle Antragsteller der drei Transferleistungen unterziehen müssen, stellt sicher, dass nur Personen mit sehr niedrigem Einkommen als bezugsberechtigt gelten können. Die Leistungshöhe der drei genannten Transfersysteme ist zwar recht unterschiedlich, doch kann davon ausgegangen werden, dass in vielen Fällen die Summe aus Transfereinkommen und nicht anzurechnendem Erwerbseinkommen nicht ausreicht, um eine verteilungsorientierte Armutsgrenze zu überschreiten.

Neben dem Einkommensniveau sollte ergänzend betrachtet werden, ob der Bezug von Transferleistungen Mobilität nach oben fördert oder eher verhindert. Besonders die HLu soll sich laut BSHG nicht in bloßen Geldleistungen erschöpfen, sondern den Beziehern ergänzende Beratung anbieten und letztlich eine Hilfe zur Selbsthilfe leisten (vgl. § 8, 17 BSHG). Aus theoretischer Sicht kann folglich erhofft werden, dass Bezieher von HLu eine gewisse Einkommensmobilität nach oben aufweisen. Schließlich wird durch die Leistungen der Sozialhilfe ein schnelles Überwinden der Hilfebedürftigkeit und eine verbesserte ökonomische Situation angestrebt. Dieser optimistischen Argumentation kann entgegengehalten werden, dass beim Bezug von HLu oder Arbeitslosenhilfe aufgrund geringer Arbeitsanreize und hoher Transferentzugsraten eine langfristige Abhängigkeit von der Transferleistung entstehen kann. Dieses auch als „welfare dependence“ bezeichnete Problem, deutet eher auf fehlende Einkommensmobilität unter den Transferbeziehern hin.

Bleibt noch zu diskutieren, ob für Personen, die HLu beziehen, ein höheres Ausmaß persistenter Armut zu erwarten ist als für Menschen, die Leistungen der Arbeitslosenhilfe in Anspruch nehmen oder Wohngeld erhalten. Die HLu stellt in Deutschland das letzte Netz der sozialen Sicherung dar und gewährt

nur solchen Personen Unterstützung, die sehr geringe Einkommen aufweisen und keine Ansprüche aus vorgelagerten Transfersystemen haben. Gleichzeitig fällt die Höhe der Leistung, mit der laut BSHG lediglich die Sicherung einer menschenwürdigen Existenz gewährleistet werden soll, zu gering aus, um mit dem resultierenden Transfereinkommen eine verteilungsorientierte Armutsgrenze zu überschreiten. Dies gilt nicht zuletzt dann, wenn wie in dieser Arbeit verteilungsorientierte Einkommensgrenzen als 60% des mittleren Äquivalenzeinkommens berechnet werden. Durch den hohen Bruchteil dürften solche Armutsgrenzen über der Sozialhilfeschwelle liegen. Es ist daher zu erwarten, dass Bezieher von HLu die höchsten Armutquoten aufweisen und auch stärker von dauerhafter Armut betroffen sind als die Bezieher der anderen Transfers. Die Arbeitslosenhilfe hingegen richtet sich im Unterschied zur HLu nicht an alle Menschen, sondern setzt für den Bezug die Registrierung bei der Arbeitsverwaltung als arbeitssuchend sowie eine bestimmte Vorversicherungszeit in der Arbeitslosenversicherung voraus. Die Leistung soll einer eingeschränkten Lebensstandardsicherung dienen und bemisst sich an der Höhe des zuletzt erzielten Arbeitseinkommens. Die Leistungshöhe sollte insbesondere dann über dem Niveau der HLu liegen, wenn vor Beginn der Arbeitslosigkeit zumindest ein mittleres Einkommen erzielt werden konnte. Für Bezieher dieser Lohnersatzleistung kann folglich ein geringeres Ausmaß chronischer Armut erwartet werden als für HLu-Bezieher. Beim Wohngeld handelt es sich im Gegensatz zur Arbeitslosenhilfe nicht um eine Lohnersatzleistung, sondern um einen einkommensabhängigen Zuschuss, mit dem jeder Familie und jedem alleinstehenden Bürger ein angemessenes Wohnen wirtschaftlich gesichert werden soll. Die Leistungshöhe beim Wohngeld liegt daher deutlich unter dem Niveau der Arbeitslosenhilfe und der Sozialhilfe, wird aber im Gegensatz zu den beiden anderen Transfers häufig in Kombination mit anderen Transferleistungen bezogen, so dass sich die Bedeutung des Bezugs von Wohngeld für Dynamik und Dauer von Armut nur sehr schwer abschätzen lässt.

Neben dem reinen Bezug von Sozialtransfers könnte auch die Leistungshöhe einen Einfluss auf das Ausmaß dauerhafter Armut sowie die Übergangsdynamik haben. Zahlreiche Autoren (vgl. u.a. ASHWORTH und WALKER 1992, DUNCAN und VOGES 1993) argumentieren, dass die Gefahr einer Abhängigkeit von der Transferleistung umso größer ist, je höher der Anteil des Transfe-

reinkommens am gesamten Haushaltseinkommen ausfällt. Auch dieser These soll im weiteren Verlauf dieser Arbeit nachgegangen werden. Dazu wird für jeden Haushalt der Anteil des monatlichen Transfereinkommens am Gesamthaushaltseinkommen berechnet. Das Ausmaß dauerhafter Armut sollte umso höher sein, je größer der Transferanteil am Haushaltseinkommen ist. Gleichzeitig sind für Personen aus Haushalten mit hohem Transferanteil geringere Austrittschancen aus Armut zu erwarten.

2.3.4 Gesamtwirtschaftliche Rahmenbedingungen

Unter gesamtwirtschaftlichen Rahmenbedingungen fasst man im Allgemeinen Makrogrößen wie das Wirtschaftswachstum oder das Ausmaß der Arbeitslosigkeit. Diesen Faktoren ist gemein, dass sie anders als einzelwirtschaftliche Determinanten prinzipiell alle Personen gleichzeitig betreffen. In vorliegender Arbeit wird die jährliche Veränderungsrate des realen BIP (Bruttoinlandsprodukts) als einzige gesamtwirtschaftliche Determinante für dauerhafte Armut verwendet. Um abschätzen zu können, wie sich das Wirtschaftswachstum auf Dauer und Dynamik von Armut auswirkt, muss zunächst erörtert werden, ob (statische) Armut in konjunkturellen Hochphasen zunimmt oder zurückgeht. Armutsstudien in Entwicklungsländern, in denen Armut meist noch anhand absoluter Einkommensgrenzen gemessen wird, zeigen deutlich, dass wirtschaftliches Wachstum (absolute) Armut stark reduziert. Verwendet man zur Armutsmessung verteilungsorientierte Armutsgrenzen, lässt sich die Wirkung eines hohen Wirtschaftswachstums aber nicht eindeutig abschätzen, denn neben den Einkommen der Armutspopulation steigt in Aufschwungphasen auch das „mittlere“ Einkommen der Gesellschaft und damit die Armutsgrenze. Ein höheres Wirtschaftswachstum kann nur dann als „pro-poor growth“ bezeichnet werden, wenn Menschen mit niedrigeren Einkommen überdurchschnittlich stark von der verbesserten wirtschaftlichen Lage profitieren. Über die Frage, wie Wirtschaftswachstum und Einkommensungleichheit zusammenhängen, herrscht in der ökonomischen Theorie keine eindeutige Meinung. Die von KUZNETS (1955) formulierte Hypothese eines umgekehrt U-förmigen Zusammenhangs zwischen Einkommensungleichheit und Wirtschaftswachstum („Kuznets-Kurve“) galt dabei lange Zeit als stilisiertes Faktum, konnte jedoch inzwischen in zahlrei-

chen Studien widerlegt werden (vgl. RAVALLION 1995). Heute wird meist die Auffassung vertreten, dass wirtschaftliches Wachstum die Ungleichheit der Einkommensverteilung nicht wesentlich beeinflusst. Es ist folglich nicht möglich, die Auswirkungen hoher Wachstumsraten auf das Ausmaß von Armut seriös abzuschätzen.

Dagegen ist zu erwarten, dass wirtschaftliches Wachstum das Ausmaß dauerhafter Armut sowie die Länge zusammenhängender Armutsepisoden selbst bei konstanter Armutsbetroffenheit positiv beeinflusst. Man kann davon ausgehen, dass in konjunkturellen Hochphasen tendenziell mehr Arbeitslose einen Job finden, deren Transfereinkommen dann durch höhere Erwerbseinkünfte ersetzt werden. Darüber hinaus erweitert ein hohes Wirtschaftswachstum den Verhandlungsspielraum in Tarifverhandlungen und erleichtert den Gewerkschaften das Durchsetzen höherer Lohnforderungen. In aller Regel ist daher ein hohes Wirtschaftswachstum mit aufwärts gerichteter Einkommensmobilität verbunden, was wiederum die Dauer von Armutsfällen spürbar reduzieren sollte (vgl. FABIG 1999: 61f). In einer empirischen Studie der OECD untersuchen ANTO-LIN ET AL. (1997) u.a. den Einfluss des Wirtschaftswachstum auf die Dauer von Armuts- und Nichtarmutsfällen für verschiedene Länder inklusive Deutschland. Es zeigt sich, dass die Wahrscheinlichkeit, Armut zu überwinden, umso größer ausfällt, je höher das wirtschaftliche Wachstum im betreffenden Jahr ist. Als Fazit kann man festhalten, dass ein hohes Wirtschaftswachstum zwar nicht notwendigerweise das Ausmaß von Armut in einem Jahr reduziert, die resultierende Dynamik der Äquivalenzeinkommen aber dafür sorgt, dass sich die Ausstiegchancen der Menschen verbessern.

Kapitel 3

Analyse chronischer Armut

Die empirische Messung chronischer Armut steht im Mittelpunkt des ersten Hauptkapitels dieser Arbeit. Unter chronischer Armut versteht man allgemein einen Zustand, bei dem es einer Person langfristig nicht gelingt, Armut zu überwinden. Wie chronische Armut konkret definiert wird und wie die Messung dieser besonderen Problemlage vorgenommen werden kann, wird im Folgenden ausführlich behandelt. Vor allem gilt es festzustellen, dass die (statische) Analyse der Äquivalenzeinkommensverteilung eines Jahres natürlich nicht ausreicht, um zu beurteilen, ob eine Person langfristig arm ist. Statt dessen muss für jede Person die Höhe des bedarfsgewichteten Pro-Kopf-Einkommens in mehreren Jahren betrachtet werden. Es wird also nicht das Einkommen zu einem bestimmten Zeitpunkt, sondern die zeitliche Folge von Äquivalenzeinkommen über mehrere Jahre analysiert. Die Art und Weise, wie die Informationen aus den individuellen Einkommenssequenzen verarbeitet werden, stellt das Hauptunterscheidungskriterium zwischen den Analysen in Kap. 3 und Kap. 4 dar. In diesem Kapitel wird aus den verfügbaren Daten ein vier Jahre umfassender Analysezeitraum ausgewählt. Innerhalb dieses Analysezeitraums wird chronische Armut entweder anhand der Anzahl an Armutsjahren oder anhand der Höhe des durchschnittlichen Äquivalenzeinkommens identifiziert und das Ausmaß chronischer Armut mit Hilfe verschiedener Quoten gemessen. Informationen über die Dauer zusammenhängender Armuts- und Nichtarmutsphasen oder über die Häufigkeit und Dauer wiederkehrender Armutsepisoden blei-

ben in diesem Kapitel unberücksichtigt. In Kap. 4 hingegen werden sowohl die Dauer kontinuierlicher Armutsphasen als auch die Zeit zwischen zwei Armuts-episoden ausführlich analysiert.

Bevor die ersten empirischen Ergebnisse präsentiert werden, gilt es in Kap. 3.1.1 den Begriff „chronische Armut“ näher zu definieren und ihn von bislang synonym verwendeten Bezeichnungen wie „persistente“, „permanente“, „langandauernde“ oder „dauerhafte“ Armut abzugrenzen. Darüber hinaus muss geklärt werden, wie viele Jahre ein „idealer“ Analysezeitraum umfassen sollte. Im Folgenden wird u.a. das Ausmaß chronischer Armut in verschiedenen Untergruppen der Bevölkerung gemessen. Deshalb müssen einzelne Personen innerhalb des Analysezeitraums genau einer Längsschnittpopulation zugeordnet werden können. Dies ist jedoch mit Problemen verbunden, wenn die Gruppenzugehörigkeit anhand eines zeitveränderlichen Merkmals vorgenommen wird. In diesem Fall werden Entscheidungsregeln für die Gruppenzugehörigkeit benötigt, die ebenfalls in Abschnitt 3.1.1 erläutert werden. Anschließend werden im Rahmen eines kurzen Methodenüberblicks in Kap. 3.1.2 drei Indikatoren vorgestellt, mit deren Hilfe das Ausmaß chronischer Armut erfasst werden kann und die sich für eine gruppenspezifische Analyse chronischer Armut eignen. Dabei sollen die verschiedenen Indikatoren jeweils unterschiedliche Aspekte chronischer Armut zum Ausdruck bringen. Chronische Armut kann einerseits als das Unterschreiten der Einkommensgrenze in der Mehrzahl der Jahre des Untersuchungszeitraums definiert werden. Andererseits lässt sich chronische Armut auch als ein Zustand auffassen, in dem das langjährige Durchschnittseinkommen unterhalb der Armutsgrenze liegt.

Im Anschluss an diese vorbereitenden Überlegungen werden die empirischen Ergebnisse für die drei Indikatoren bei verschiedenen Armutsgrenzen und Äquivalenzskalen zusammengestellt und miteinander verglichen. Dieselbe Methodik wird schließlich verwendet, um in einer disaggregierten Analyse Werte der Indikatoren in verschiedenen Untergruppen zu berechnen. Vergleiche der Ergebnisse in den verschiedenen Subpopulationen sollen erste Hinweise liefern, welche Personengruppen mit welchen individuellen oder haushaltsstrukturellen Eigenschaften besonders stark von chronischer Armut betroffen sind. In Kap. 3.3 werden die univariaten Betrachtungen durch verschiedene mul-

tivariaten Analysen ergänzt, mit denen eine differenziertere Analyse chronischer Armut möglich ist. Nach einer kurzen Darstellung des verwendeten mikroökonomischen Instrumentariums, werden die Ergebnisse verschiedener Modellschätzungen präsentiert und mit den Erkenntnissen aus den univariaten Analysen verglichen.

3.1 Begriffliche und konzeptionelle Grundlagen

3.1.1 Wichtige Definitionen

Zahlreiche Wissenschaftler beteiligen sich mit verschiedenen Beiträgen an der Untersuchung der zeitlichen Dimension von Armut. Die Autoren verfolgen dabei vergleichbare Ziele und verwenden ähnliche Methoden. Sie zeigen sich aber wenig einheitlich in den verwendeten Bezeichnungen für ihren Untersuchungsgegenstand. Mal ist von „chronischer“ oder „persistenter“, mal von „dauerhafter“ oder „permanenten“ Armut die Rede. Hinzu kommt, dass die Begriffe von einigen Autoren synonym verwendet werden, während andere inhaltlich verschiedene Sachverhalte beschreiben wollen. Unterschiede zwischen den Bezeichnungen werden insbesondere dort gemacht, wo sogenannte Verlaufstypen definiert und deren Verteilungen analysiert werden.

Für einen gegebenen Beobachtungszeitraum lässt sich bei jährlicher Armutsmessung für jede Person eine Sequenz von Armuts- und Nichtarmutsjahren feststellen. Um die Komplexität bei der Analyse solcher Sequenzen zu reduzieren, wurden u.a. von ASHWORTH ET AL. (1994) verschiedene Verlaufstypen entwickelt, denen jede einzelne Sequenz zugeordnet werden kann. Als Kriterien bei der Typenbildung dienen Anzahl und Dauer von Armutsepisoden sowie Anzahl und Länge eventueller „Lücken“ zwischen den Armutsfällen. Gemäß der Verlaufstypologie von ASHWORTH ET AL. (1994) gilt als persistent arm, wer im Analysezeitraum eine längere zusammenhängende Armutsepisode (zwischen 2 und 13 Jahren) aufweist. Chronische Armut hingegen zeichnet sich durch mehrere wiederholt auftretende Armutsfälle auf, die jeweils nie länger als 1 Jahr

unterbrochen werden. Verbleiben Personen während des gesamten Untersuchungszeitraums in Armut, werden sie als permanent arm bezeichnet. Letztlich handelt es sich bei der Bezeichnung verschiedener Verlauftypen um eine mehr oder weniger willkürliche Namenszuordnung. Es ist daher nicht verwunderlich, dass andere Autoren dieselben Begriffe mit anderer inhaltlicher Bedeutung verwenden. Zum Beispiel wird im zweiten Armuts- und Reichtumsbericht der BUNDESREGIERUNG (2005) eine Person als chronisch arm bezeichnet, wenn sie innerhalb eines 6 Jahre umfassenden Analysezeitraums in drei aufeinanderfolgenden Jahren arm ist. Derselbe Sachverhalt wird nach der Systematik von ASHWORTH ET AL. (1994) aber als persistente Armut bezeichnet. In der vorliegenden Arbeit wird die Information aus den individuellen Armutssequenzen zum einen mit Hilfe einfacher Indikatoren und zum anderen direkt durch die Betrachtung zusammenhängender Armuts- und Nichtarmutsepisoden verarbeitet, ohne dass dazu Verlauftypen definiert werden müssen. Die Begriffe chronische, persistente bzw. dauerhafte oder langfristige Armut können daher im Weiteren synonym verwendet werden.

In diesem Kapitel wird chronische Armut innerhalb eines festgelegten Untersuchungszeitraums gemessen. Grundsätzlich sollte dieser Zeitrahmen so gewählt werden, dass eine aussagekräftige Differenzierung zwischen Kurz- und Langzeitarmut möglich ist. Unter dieser Prämisse ist es sinnvoll, einen möglichst viele Jahre umfassenden Analysezeitraum zu definieren. Allerdings sind lange Analysezeiträume nicht ohne Nachteil. Da aus Gründen der Vergleichbarkeit nur solche Personen in die Analyse eingehen können, für die Angaben aus allen Perioden des betrachteten Zeitraums vorliegen, stellt ein langer Analysezeitraum sehr hohe Anforderungen an die Datenqualität und -verfügbarkeit. Ein Zeitfenster von zehn Jahren beispielsweise schränkt den verfügbaren Stichprobenumfang ganz erheblich ein, da nur Personen, die in allen zehn Jahren valide Angaben gemacht haben, in der Analyse berücksichtigt werden können. Hinzu kommt, dass gerade Personen aus armen Haushalten eine höhere Wahrscheinlichkeit aufweisen, ihre Teilnahme am Panel zu beenden als wohlhabendere Menschen (vgl. SPIESS und KROH 2004: 41ff.). Bei Verwendung sehr langer Analysezeiträume dürfte daher das tatsächliche Ausmaß chronischer Armut

systematisch unterschätzt werden¹. Zudem fallen alle Kinder unter zehn Jahren aus der Untersuchung heraus, da für sie vollständige Daten aus zehn Jahren gar nicht vorliegen können. Trotz des begründeten Wunsches nach einem möglichst langen Analysezeitraum sprechen diese Nachteile doch eher dafür, den Untersuchungszeitraum auf vier bis fünf Jahre zu beschränken (vgl. ATKINSON ET AL. 2002: 113)². In Abwägung der genannten Vor- und Nachteile wird in vorliegender Arbeit das Ausmaß chronischer Armut innerhalb eines vier Jahre umfassenden Zeitraums analysiert. Die Jahre 1999-2002 bilden dabei den aktuellsten verfügbaren Zeitraum. Die in den kommenden Abschnitten gewonnenen Ergebnisse beziehen sich auf die Daten aus diesen Jahren. Seit 1991 lassen sich für Ost- und Westdeutschland noch acht weitere Vierjahreszeiträume definieren. Berechnet man in jedem dieser Zeiträume Schätzwerte für das Ausmaß chronischer Armut, lässt sich deren Entwicklung in den 90er Jahren für Deutschland analysieren.

Im Folgenden sollen unter anderem Aussagen darüber gemacht werden, inwieweit sich verschiedene Teilgruppen der Bevölkerung bezüglich des gemessenen Ausmaßes chronischer Armut unterscheiden. Dazu muss sich jede Person anhand von individuellen oder haushaltsstrukturellen Eigenschaften eindeutig einer Teilgruppe zuordnen lassen. Ändert sich die Ausprägung des Klassifikationsmerkmals während des Analysezeitraums nicht, ist die Zuordnung problemlos möglich. Kommt es bei einer Person im Laufe des Untersuchungszeitraums allerdings zu Veränderungen beim für die Zuordnung relevanten Merkmal, ist eine Entscheidungsregel notwendig, nach der die Zugehörigkeit der Person zu einer der Untergruppen erfolgt. Anhand eines Beispiels sollen das Problem und mögliche Lösungsansätze verdeutlicht werden. Wie in Kap. 2.3.1 diskutiert wird, kann für nichterwerbstätige Personen ein höheres Maß an chronischer Armut erwartet werden als für Personen, die einer Erwerbsarbeit nachgehen. Doch welcher Gruppe gehört eine Person an, die ihren Erwerbsstatus im Analysezeitraum ändert? Einige Autoren (u.a. BUHR 1995, JENKINS 2000, JENKINS

¹Durch Verwendung von Längsschnittgewichten kann dieser „attrition bias“ zum Teil korrigiert werden (vgl. dazu auch Kap. 2.2.2).

²Im Beitrag von ATKINSON ET AL. (2002) wird ein System von Indikatoren für die regelmäßige europäische Sozialberichterstattung vorgestellt. Der Vorschlag eines vier Jahre umfassenden Analysezeitraums ist daher auch vor dem Hintergrund zu sehen, dass sich bei einem sehr viel längeren Zeitfenster die Analysezeiträume zu stark überdecken und die Wirkung armutsbekämpfender Maßnahmen nicht mehr erkennbar wäre.

und RIGG 2001) schlagen vor, eine Person derjenigen Subpopulation zuzuordnen, der sie im ersten Jahr des Analysezeitraums angehört. Dieses Vorgehen ist besonders bei der Analyse der Dauer zusammenhängender Armutsfälle üblich. Da die im folgenden Kap. 3.1.2 vorgestellten Indikatoren keine Information über kontinuierliche Armutsepisoden verarbeiten, erscheint eine solche Regel im vorliegenden Fall wenig überzeugend. Genau so gut hätte die Gruppenzugehörigkeit der Person in einem anderen Jahr des Untersuchungszeitraums als Kriterium verwendet werden können. In dieser Studie werden anstelle einer einzigen vereinfachenden Entscheidungsregel zwei unterschiedlich restriktive Verfahren angewendet und die Sensitivität der Ergebnisse bezüglich der gewählten Entscheidungsregel untersucht.

Besonders scharf sollte der Kontrast zwischen erwerbstätigen und nichterwerbstätigen Personen ausfallen, wenn man sich ausschließlich auf diejenigen Personen beschränkt, deren Erwerbsstatus im Zeitablauf unverändert bleibt. Alle Menschen, bei denen sich die Ausprägung des Klassifikationsmerkmals im Analysezeitraum ändert, werden bei dieser Definition von der Messung chronischer Armut ausgeschlossen. Eine schwächere Variante hingegen rechnet eine Person derjenigen Gruppe zu, der sie in der Mehrheit der Jahre innerhalb des Analysezeitraums angehört. Ist eine Person nur in einem Jahr erwerbstätig, wird sie der Gruppe der Nichterwerbstätigen zugerechnet. Personen, die in zwei Jahren erwerbstätig sind und in den anderen beiden nicht, lassen sich nach dieser Regel nicht eindeutig klassifizieren und werden von der Analyse ausgeschlossen. Während bei der erstgenannten „**starken**“ Definition der Längsschnittpopulation der entstehende Datenverlust je nach Klassifikationsmerkmal erheblich sein kann, werden bei der „**schwachen**“ Definition nur wenige Individuen von der Berechnung ausgeschlossen³. Wo diese beiden Zuordnungsregeln in den folgenden Auswertungen angewendet werden, wird dies gesondert kenntlich gemacht und die Ergebnisse auf Sensitivität bezüglich der verwendeten Regel geprüft.

³BIEWEN (2003) verwendet drei verschiedene Zuordnungsregeln. Nach der stärksten Regel wird eine Person der Gruppe zugeordnet, der sie in allen Jahren des Analysezeitraums angehört. In abgeschwächter Form werden auch diejenigen Personen einer bestimmten Untergruppe zugerechnet, zu der sie in 80% - 100% der Dauer des Zeitraums gehören. Die dritte Zuordnung zählt auch alle Personen zu der Gruppe, der sie in wenigstens 50% - 80% des Analysezeitraums angehörten.

3.1.2 Quoten chronischer Armut

Die individuellen zeitlichen Abfolgen von Armuts- (P) und Nichtarmutsjahren (N) innerhalb eines vierjährigen Analysezeitraums bilden den Ausgangspunkt zur Berechnung der „Quote chronischer Armut 1a bzw. 1b“ (Q_{1a} bzw. Q_{1b}). Die Sequenz NNNN weisen dabei Personen auf, die in keinem der vier Jahre arm sind, während permanent arme Menschen, der Kategorie PPPP zuzurechnen sind. Inklusive dieser beiden Extremfälle gibt es folglich $4^2 = 16$ Möglichkeiten wie Armuts- und Nichtarmutsjahre innerhalb von vier Jahren aufeinander folgen können. In Tab. 3.1 ist die Verteilung solcher Sequenzen - in der englischsprachigen Literatur auch „poverty patterns“ genannt - für drei verschiedene Armutsgrenzen im Analysezeitraum 1999-2002 dargestellt⁴.

Tabelle 3.1: Verteilung der Armutssequenzen im Zeitraum 1999 - 2002

Armutssequenzen	60%-Median mod.OECD	60%-Median BSHG	sim. Sozialhilfe
NNNN	81,01	78,66	87,17
NNNP	2,73	3,06	1,54
NNPN	1,36	1,32	1,78
NNPP	1,46	1,57	0,77
NPNN	1,87	1,88	1,02
NPNP	0,37	0,34	0,06
NPPN	0,62	0,67	0,45
NPPP	1,12	1,27	1,05
PNNN	2,04	2,05	1,78
PNNP	0,34	1,32	0,37
PNPN	0,43	0,35	0,20
PNPP	0,50	0,53	0,18
PPNN	1,00	1,10	0,61
PPNP	0,44	0,22	0,21
PPPN	1,10	1,24	0,87
PPPP	3,60	4,42	1,92

Quelle: Eigene Berechnungen für den Zeitraum 1999-2002; Angaben in Prozent; gewichtete Ergebnisse.

Wie erwartet bleibt der größte Teil der Bevölkerung (zwischen 79% und 87%) während des gesamten Zeitraums von Armut verschont, während zwischen 13%

⁴Dieselbe Darstellung findet man auch bei JARVIS und JENKINS (1997), die anhand von Daten aus den ersten vier Wellen des British Household Panel Survey (BHPS) empirische Verteilungen der „poverty patterns“ bei verschiedenen Armutsgrenzen berechnen.

und 21% zumindest in einem Jahr unter die Armutsgrenze rutschen. Bei Verwendung der beiden verteilungsorientierten Armutsgrenzen befinden sich ca. 4% der Bevölkerung in allen vier Jahren unterhalb der Armutsgrenze. Hingegen sind nur ca. 2% während des gesamten Zeitraums berechtigt, Sozialhilfe zu beziehen. Bereits bei einem Vierjahreszeitraum ergibt sich eine vergleichsweise große Zahl möglicher Armutssequenzen. Es ist daher sinnvoll, die Information aus obiger Verteilung noch weiter zu aggregieren. Die Berechnung der Anzahl an Jahren in Armut innerhalb des Analysezeitraums in Tab. 3.2 gilt als weithin akzeptiertes Verfahren zur Aggregation (siehe u.a. JENKINS und RIGG 2001, MUFFELS ET AL. 1999, HILL und JENKINS 2001).

Tabelle 3.2: Verteilung der Anzahl an Jahren in Armut im Zeitraum 1999 - 2002

Anzahl Jahre in Armut	60%-Median mod.OECD	60%-Median BSHG	sim. Sozialhilfe
0 Jahre	81,01	78,66	87,17
1 Jahr	8,00	8,31	6,13
2 Jahre	4,22	5,35	2,47
3 Jahre	3,16	3,26	2,32
4 Jahre	3,60	4,42	1,92

Quelle: Eigene Berechnungen für den Zeitraum 1999-2002; Angaben in Prozent; gewichtete Ergebnisse.

Einige Autoren schlagen nun vor, den Anteil der Personen, die in mindestens drei von vier Jahren arm sind, als Kennzahl für das Ausmaß chronischer Armut zu verwenden (vgl. JENKINS und RIGG 2001: 20)⁵. Einem solchen Vorgehen kann entgegengehalten werden, dass es sich nur auf einen gegebenen Zeitraum bezieht. Das Ausmaß chronischer Armut (z.B. 6,76% bei Verwendung der mod. OECD-Skala) müsste dann als Durchschnittsgröße in allen Jahren des Analysezeitraums interpretiert werden. Möchte man jedoch Aussagen über chronische Armut zu einem bestimmten Zeitpunkt (z.B. im Jahr 2002) machen, dann weist diese Definition eine konzeptionelle Schwäche auf. Denn es werden auch Personen mit der Armutssequenz PPPN im Jahr 2002 als chronisch arm betrachtet, obwohl sie in diesem Jahr überhaupt nicht arm sind. ATKINSON ET AL. (2002)

⁵Als chronisch arm gelten bei dieser Definition somit alle Personen mit den Armutssequenzen PPPP, PPPN, PPNP, PNPP oder NPPP.

weisen auf diese Inkonsistenz hin und schlagen daher einen zeitpunktbezogenen Indikator zur Messung chronischer Armut vor, bei dem sichergestellt ist, dass nur solche Personen chronisch arm sein können, die auch zum jeweiligen Zeitpunkt ein Äquivalenzeinkommen unterhalb der Armutsgrenze aufweisen. Um im Jahr 2002 als chronisch arm zu gelten, muss eine Person im Jahr 2002 arm sein und in mindestens zwei der drei vorangegangenen Perioden. Im vorliegenden Beispiel zählen daher nur Personen mit den Sequenzen **NPPP**, **PNPP**, **PPNP** oder **PPPP** zu den chronisch Armen. Bezieht man schließlich die Zahl dieser Personen auf die Gesamtpopulation im Jahr 2002, erhält man die Quote Q_{1a} .

Beschränkt man sich bei der Analyse auf Personen mit niedrigem Einkommensniveau und betrachtet ausschließlich die Armutspopulation eines Jahres, dann werden tendenziell solche Personen chronisch arm sein, die neben dem geringen Einkommensniveau auch eine schwache Einkommensmobilität aufweisen. Bezieht man also die Zahl der dauerhaft armen Personen nicht auf die Gesamtbevölkerung, sondern auf die Menge der armen Personen im Jahr 2002, dann erhält man eine als Quote chronischer Armut 1b (Q_{1b}) bezeichnete Kennzahl. Sie gibt Auskunft darüber, welcher Anteil der armen Bevölkerung im Jahr 2002 in der Vergangenheit schon häufiger arm war bzw. welchen Anteil chronisch arme Personen an der Armutspopulation eines Jahres ausmachen. Ein besonderer Vorteil dieser zeitpunktbezogenen Definition chronischer Armut liegt in der einfachen Durchführbarkeit von Gruppenvergleichen. Entscheidend für die Zugehörigkeit einer Person zu einer Subpopulation ist hier der Wert des Klassifikationsmerkmals zum Zeitpunkt der Messung chronischer Armut. Bei der Konstruktion der Quoten Q_{1a} und Q_{1b} wird implizit unterstellt, dass das Äquivalenzeinkommen eines bestimmten Jahres ausschließlich den erreichten Lebensstandard in eben diesem Jahr zum Ausdruck bringt. Sowohl die Verteilung der Äquivalenzeinkommen als auch die Festlegung der Armutsgrenzen werden für jedes Jahr im Analysezeitraum isoliert betrachtet. Die Möglichkeit intertemporaler Einkommenstransfers bleibt dabei unberücksichtigt. Tatsächlich werden Wirtschaftssubjekte in einkommensstarken Jahren nicht ihr gesamtes Einkommen zur Realisierung des höchstmöglichen Lebensstandards einsetzen, sondern einen Teil der Ressourcen sparen. Diese Spareinlagen können sie in schwächeren Jahren auflösen, um ein langfristig angestrebtes Konsumniveau

aufrechtzuerhalten. Als Antwort auf die systematische Vernachlässigung solcher Ressourcentransfers wird ein Alternativkonzept zur Messung chronischer Armut eingeführt, bei dem nicht die Höhe des gegenwärtigen, sondern des permanenten Einkommens einer Person zur Identifikation dauerhafter Armut herangezogen wird (vgl. u.a DUNCAN und RODGERS 1991, HILL und JENKINS 2001, BERTHOUD 2001).

Die theoretische Basis dieses Vorgehens liefert Milton Friedmans permanente Einkommenshypothese. Dieser liegt die Vorstellung zu Grunde, dass sich das aktuelle Einkommen einer Person aus einer permanenten und einer transitorischen Komponente zusammensetzt. Während unter dem permanenten Bestandteil das systematisch, langfristig erzielbare Einkommen einer Person verstanden wird, umfasst die transitorische Komponente alle unsystematisch und nicht verlässlich anfallenden Einkommenszahlungen. In dieser Studie dient das Durchschnittseinkommen innerhalb des Analysezeitraums als Schätzwert für die Höhe des permanenten Einkommens einer Person. Abweichungen von diesem Vierjahresdurchschnitt lassen sich als transitorische Einkommensbestandteile interpretieren, die positiv und negativ ausfallen können, sich aber in der Summe aufheben. Was schließlich die Wahl der Armutsgrenze anbelangt, hat es sich als übliches Vorgehen erwiesen, den Durchschnittswert aus den Einkommensgrenzen der einzelnen Jahre des Analysezeitraums zu berechnen. Eine Person wird gemäß dieses Ansatzes als chronisch arm betrachtet, wenn ihr durchschnittliches Äquivalenzeinkommen im Analysezeitraum unter der durchschnittlichen Armutsgrenze liegt⁶. Bezieht man die Zahl der chronisch Armen auf die Gesamtzahl derjenigen Personen, für die in allen Jahren des Analysezeitraums valide Angaben vorliegen, erhält man die „Quote chronischer Armut 2“ (Q_2). Im Gegensatz zu Q_{1a} und Q_{1b} beziehen sich die mit Hilfe von Q_2 gewonnenen Erkenntnisse über chronische Armut nicht auf ein bestimmtes Jahr, sondern auf den gesamten Analysezeitraum. Für eine gruppenspezifische Analyse mit Hilfe von Q_2 muss daher eine eindeutige Zuord-

⁶Aufgrund der glättenden Wirkung des arithmetischen Mittels sprechen einige Vertreter dieses Ansatzes auch von „smoothed income poverty“ (vgl. KUCHLER und GOEBEL 2003, HILL und JENKINS 2001). Bei Verwendung der in Kap. 2.1.4.2 definierten politisch-administrativen Einkommensgrenze gilt eine Person als chronisch arm, wenn ihr durchschnittlicher sozialhilferechtlicher Bedarf innerhalb des Analysezeitraums größer ist als ihr durchschnittliches anrechenbares Einkommen.

nung von Personen zu einer bestimmten Längsschnittpopulation anhand der in Kap. 3.1.1 diskutierten Entscheidungsregeln vorgenommen werden.

Die beiden Ansätze zur Messung chronischer Armut weisen neben ihren jeweiligen Vorzügen auch einige methodische Schwachstellen auf. Als zentraler Kritikpunkt bei der Konstruktion des Indikators Q_{1a} gilt die mangelnde Berücksichtigung rechts- und linkszensierter Beobachtungen. Da Informationen über Einkommen und Armutsstatus in den Jahren vor Beginn bzw. nach Ende des Analysezeitraums nicht berücksichtigt werden, kann es beispielsweise passieren, dass eine Person lediglich im ersten Jahr des Analysezeitraums arm ist, dieses eine Jahr aber das Ende einer längeren Armutsphase darstellt. Eine systematische Unterschätzung der Häufigkeit des Auftretens langandauernder Armutsfälle ist die Folge, so dass Aussagen über die Dauer von Armut streng genommen nicht möglich sind (vgl. DEVICIENTI 2001: 5). An diesen Schwachpunkt anknüpfend werden in Kap. 4 Methoden vorgestellt und angewendet, mit denen die Dauer zusammenhängender Armutsepisoden analysiert werden kann und die auch Informationen aus zensierten Beobachtungen adäquat einbeziehen. JENKINS und RIGG (2001) nennen als einen weiteren Kritikpunkt die Tatsache, dass lediglich Informationen über das Vorliegen, nicht aber über die Intensität der Armut berücksichtigt werden. Es ist durchaus zu überlegen, ob neben der reinen Häufigkeit an Armutsjahren auch die Frage, wie weit eine Person die Einkommensgrenze in den verschiedenen Jahren unter- bzw. überschreitet, bei der Definition chronischer Armut Eingang finden sollte. Als letzte kritische Anmerkung zur Konstruktion der Indikatoren Q_{1a} und Q_{1b} sei noch einmal erwähnt, dass intertemporale Ressourcentransfers bei diesem Vorgehen keine Berücksichtigung finden. Bei der Konstruktion des Indikators Q_2 hingegen werden Ressourcentransfers über die Zeit explizit in die Berechnung einbezogen. Allerdings wird davon ausgegangen, dass Einkommen kostenlos (d.h. ohne Zinsen) von Periode zu Periode übertragen werden kann. Diese Annahme ist anfechtbar, da in der Realität die zeitliche Verschiebung von Einkommenszahlungen Zinskosten verursacht bzw. Zinserträge abwirft. Aus diesem Grund diskutieren RODGERS und RODGERS (1993) in ihrer Arbeit eine Alternative zur Schätzung des permanenten Einkommens. Sie schlagen vor, anstelle des Durchschnittseinkommens die Annuität der Einkommenszahlungen innerhalb des Analysezeitraums heranzuziehen. Bei diesem Verfahren stellt

sich im nächsten Schritt die Frage, welcher Zinssatz zur Berechnung der Annuität als der „realistische“ anzusetzen ist. Die Annahme eines vollkommenen Kapitalmarkts, wie sie implizit bei der Berechnung einer Annuität getroffen wird, ist außerdem so restriktiv, dass hier von der Verwendung der Annuität zur Schätzung des permanenten Einkommens abgesehen wird.

Abschließend soll noch auf einen weiteren Punkt eingegangen werden, der alle drei Indikatoren chronischer Armut sowie die (statische) Armutsquote gleichermaßen betrifft. Möchte man anhand der berechneten Indikatorenwerte Aussagen treffen, die sich nicht nur auf die Personen in der Stichprobe sondern auf die gesamte Wohnbevölkerung in Deutschland beziehen, dann müssen die aus den Stichprobendaten berechneten Ergebnisse als Punktschätzwerte interpretiert werden. Ausgehend von dieser Feststellung sollten für die verschiedenen Quoten auch Konfidenzintervalle berechnet und Hypothesentests durchgeführt werden, um Stichprobenfehler adäquat zu berücksichtigen. Ein zentrales Anliegen der nachfolgenden Abschnitte besteht darin, chronische Armut in verschiedenen Teilpopulationen zu untersuchen. Dabei reicht eine rein deskriptive Interpretation vorhandener Unterschiede (in der Stichprobe) nicht aus. Vielmehr ist es in solchen Fällen erforderlich zu prüfen, ob sich die Quoten chronischer Armut in den Teilpopulationen statistisch signifikant voneinander unterscheiden. Dies wird im Folgenden mit Hilfe eines einfachen Zwei-Stichprobentests erreicht, bei dem der Anteil chronisch armer Personen aus der einen Teilstichprobe dem Anteil in der anderen Teilstichprobe gegenübergestellt wird. Kann in einem solchen Test die Nullhypothese identischer Anteilssätze signifikant abgelehnt werden, liegt starke Evidenz dafür vor, dass sich das Ausmaß chronischer Armut in der Grundgesamtheit unterscheidet⁷. Zusammen mit den Ergebnissen für die verschiedenen Indikatoren wird daher im Folgenden immer auch ein P-Wert für das Ergebnis eines t-Test auf Gleichheit der teilgruppenspezifischen Quoten chronischer Armut mit angegeben.

⁷Zur Berechnung der Testfunktion wird eine Schätzung der Varianz benötigt. Wenn die Beobachtungen der einzelnen Personen unabhängig sind, ist diese Schätzung problemlos möglich. Da Armut aber auf Haushaltsebene gemessen wird und somit alle Personen aus einem Haushalt stets denselben Armutsstatus aufweisen, kann nicht davon ausgegangen werden, dass die Beobachtungen von Personen aus demselben Haushalt unabhängig sind. Die Testergebnisse müssen daher mit einiger Vorsicht interpretiert werden. In Kap. 3.3 werden Verfahren verwendet, die eine cluster-robuste Schätzung der Varianz ermöglichen.

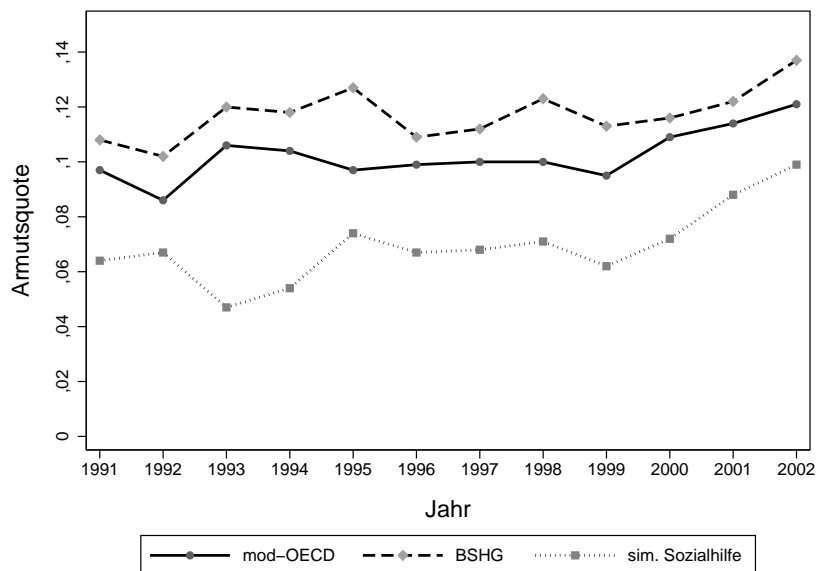
3.2 Univariate Analysen

3.2.1 Entwicklung der Armutsquoten seit 1991

Bevor in den nachfolgenden Abschnitten ausführlich verschiedene Aspekte chronischer Armut in Deutschland diskutiert werden, folgt zunächst eine Darstellung der zeitlichen Entwicklung statischer Armutsquoten seit 1991. Diese Kennzahlen geben an, wie groß der Anteil armer Personen an der Gesamtpopulation in jedem Jahr ausfällt, erlauben jedoch keinerlei Aussage darüber, ob die armen Personen eines Jahres auch zur Armutsbevölkerung in den vorangegangenen bzw. nachfolgenden Jahren gehören. In Abb. 3.1 ist die Entwicklung von Armutsquoten unter Verwendung dreier Armutsgrenzen dargestellt. Dabei handelt es sich um die simulierte Sozialhilfeschwelle sowie um zwei verteilungsorientierte Armutsgrenzen, die jeweils als 60% des Medians der Äquivalenzeinkommensverteilung bestimmt werden. Die Bedarfsgewichtung wird zum einen mit der mod. OECD-Skala und zum anderen mit Hilfe der Regelsatzproportionen des BSHG vorgenommen.

Der Anteil armer Personen an der Gesamtbevölkerung fällt durchweg am größten aus, wenn die Äquivalenzgewichtung mit Hilfe der BSHG-Skala vorgenommen wird. Die gemessenen Armutsquoten bewegen sich in diesem Fall zwischen 10,3% im Jahr 1992 und 13,7% im Jahr 2002. Wird anstelle der BSHG-Skala die mod. OECD-Skala zur Berechnung der Äquivalenzeinkommen verwendet, ergeben sich Werte für die Armutsquoten, die um durchschnittlich 1,5 Prozentpunkte unter den mit der BSHG-Skala berechneten Quoten liegen. Sieht man einmal von kleineren Schwankungen ab, verlaufen die beiden Zeitreihen weitgehend parallel. Wird Armut anhand der politisch definierten Sozialhilfeschwelle gemessen, ergeben sich die niedrigsten Armutsquoten. Der Anteil der Personen, die in den einzelnen Jahren berechtigt gewesen sind, Hilfe zum Lebensunterhalt zu beziehen, schwankt dabei zwischen 4,7% im Jahr 1993 und 9,8% im Jahr 2002. Es fällt auf, dass die zwei Zeitreihen, die sich bei Armutmessung anhand verteilungsorientierter Grenzen ergeben, zwar einige Schwankungen aufweisen letztlich aber nur einen geringen Anstieg des Ausmaßes von Armut zum Ausdruck bringen. Erst mit dem Jahr 1999 beginnen die

Abbildung 3.1: Entwicklung der Armutsquoten seit 1991 in der Bundesrepublik Deutschland

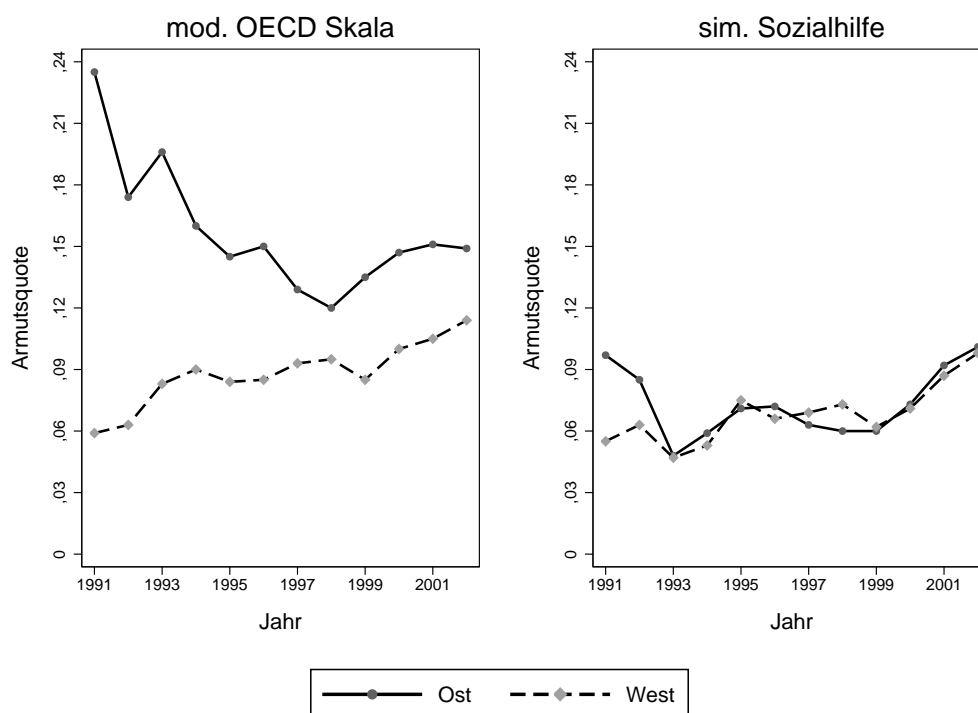


Quelle: Eigene Berechnungen, gewichtete Ergebnisse.

Armutsquoten zuzunehmen und erreichen im Jahr 2002 den jeweils höchsten Wert im analysierten Zeitraum. Der Anteil sozialhilfebedürftiger Personen hat sich hingegen im betrachteten Zeitpunkt verdoppelt.

Interessante Ergebnisse erhält man auch, wenn man Armutsquoten getrennt für Ost- und Westdeutschland berechnet und dabei - entsprechend der Ausführungen in Kap. 2.1.4.1 - einen gesamtdeutschen Mittelwert bei der Grenzdefinition zu Grunde legt. Abb. 3.2 zeigt eine Entwicklung, wie sie bei Verwendung verteilungsorientierter Armutsgrenzen mit einem gesamtdeutschen Mittelwert nicht anders zu erwarten ist. Große Einkommensdifferenzen zwischen Ost- und Westdeutschen führen in den ersten Jahren nach der Wiedervereinigung zu hohen Armutsquoten im Osten, die aber in den folgenden Jahren bis 1998 von 23,5% bis auf knapp 12% zurückgehen. Gleichzeitig nimmt das gemessene Ausmaß von Armut im Westen von ca. 6% auf 9,5% zu. In den Neunzigern kann also eine deutliche Angleichung der Armutsquoten in Ost- und Westdeutschland konstatiert werden. Zu einer vollständigen Angleichung kommt es jedoch nicht. Ab 1999 steigen die Quoten in beiden Landesteilen parallel an. Ein an-

Abbildung 3.2: Entwicklung der Armutsquoten seit 1991 in Ost- und Westdeutschland



deres Bild ergibt sich, wenn Armut als Sozialhilfebedürftigkeit definiert wird. In den Jahren unmittelbar nach der Wende (1991 und 1992) liegt der Anteil bezugsberechtigter Personen im Osten deutlich über der entsprechenden Quote im Westen (Ost: 9,7%; West:5,5%). Ab 1993 sind signifikante Unterschiede zwischen Ost- und Westdeutschland nicht mehr feststellbar.

Wie kann man sich die Unterschiede zwischen den beiden Schaubildern in Abb. 3.2 erklären? Offenbar liegen die Äquivalenzeinkommen vieler ostdeutscher Personen nach 1992 zwar unterhalb einer als 60% des gesamtdeutschen Medianeinkommens definierten Grenze, doch reichen diese Einkommen in relativ vielen Fällen aus, um den sozialhilferechtlich definierten Mindestbedarf der Personen zu befriedigen, zumal dieser Mindestbedarf in Ostdeutschland aufgrund der etwas niedrigeren Eckregelsätze unter dem westdeutschen Niveau liegt. OTTO und SIEDLER (2003) kommen in ihrer Studie unter anderem zu der Erkenntnis, dass die gemessenen Armutsquoten in Ostdeutschland zwar

höher ausfallen als in Westdeutschland, der durchschnittliche Abstand der Einkommen der armen Personen von der Einkommensgrenze aber geringer ist als im Westen. Auch dieses Ergebnis spricht dafür, dass in Ostdeutschland einerseits viele Äquivalenzeinkommen unter der verteilungsorientierten Armutsgrenze liegen, aber eben nur soweit, dass das Einkommen noch ausreicht, um die Sozialhilfeschwelle gerade nicht zu unterschreiten.

Im folgenden Kapitel wird analysiert, wie groß das Ausmaß chronischer Armut im Jahr 2002 ausfällt und wie sich dieses Ausmaß seit 1994 entwickelt hat. Ergänzend soll betrachtet werden, wie groß der Anteil chronisch armer Menschen an den Armen eines Jahres ist und ob sich an diesem Verhältnis über die Jahre und in verschiedenen Subpopulationen bedeutsame Unterschiede ergeben haben.

3.2.2 Chronische Armut in Gesamt-, Ost- und Westdeutschland

Eine jährliche Berechnung statischer Armutsquoten reicht nicht aus, um Aussagen über die Dynamik von Armut auf der Individualebene zu ermöglichen. Vielmehr werden Größen wie die in Kap. 3.1.2 diskutierten Indikatoren benötigt, bei deren Berechnung Informationen über Armutssequenzen oder Einkommensströme innerhalb eines vorgegebenen Zeitraums einfließen. Dieser Zeitraum umfasst im Weiteren die vier Jahre von 1999 bis 2002. Werte für die Indikatoren Q_{1a} , Q_{1b} und Q_2 werden zunächst auf Grundlage der Daten aus diesem Zeitraum berechnet. Es soll nochmals erwähnt werden, dass sich in diesem Fall die Ergebnisse für Q_{1a} und Q_{1b} auf das Jahr 2002 beziehen, während sich die Werte für den zeitraumbezogenen Indikator Q_2 als „Durchschnittswert“ in jedem Jahr des Analysezeitraums deuten lassen. Aus Tab. 3.3 kann man entnehmen, dass chronische Armut ein Problem darstellt, das nur einen vergleichsweise kleinen Teil der Bevölkerung betrifft. Für Gesamtdeutschland bewegt sich das Ausmaß chronischer Armut zwischen 3,98% (sim. Sozialhilfe) und 6,44% (BSHG-Skala), d.h. knapp 4% der Bevölkerung sind sowohl im Jahr 2002 als auch in mindestens zwei der drei vorangegangenen Jahre berechtigt, Hilfe zum Lebensunterhalt zu beziehen. Etwas größer fällt die Messung

Tabelle 3.3: Chronische Armut in Gesamt-, Ost- und Westdeutschland

	60%-Median mod.OECD	60%-Median BSHG	sim. Sozialhilfe
Armutquoten 2002			
Gesamt	12,05	13,71	9,86
Ost	14,95	16,32	10,13
West	11,36	13,09	9,80
P-Wert	(0,0000)	(0,0000)	(0,5220)
Q_{1a}			
Gesamt	5,66	6,44	3,98
Ost	9,03	10,38	4,56
West	4,82	5,46	3,84
P-Wert	(0,0000)	(0,0000)	(0,0851)
Q₂			
Gesamt	7,46	9,82	5,43
Ost	11,74 [11,57]	14,45 [13,27]	6,42 [6,12]
West	6,38 [6,39]	8,66 [8,67]	5,20 [5,21]
Q_{1b}			
Gesamt	53,56	50,61	50,01
Ost	60,06	59,62	50,84
West	50,99	47,24	49,78
P-Wert	(0,0036)	(0,0000)	(0,7815)

Quelle: Eigene Berechnungen für den Zeitraum 1999-2002, Angaben in Prozent, Ergebnisse für Q_2 bei starker Abgrenzung der Längsschnittpopulationen in eckigen Klammern, gewichtete Ergebnisse.

des Ausmaßes chronischer Armut mit Hilfe des Indikators Q_2 aus. Bei Verwendung der modifizierten OECD-Skala verfügen 7,5% der Bevölkerung im Analysezeitraum über ein durchschnittliches Äquivalenzeinkommen, das geringer ist als der Durchschnitt der Armutsgrenzen im selben Intervall. Ein Vergleich mit den statischen Armutquoten aus dem Jahr 2002 zeigt, dass chronische Armut zwar ein nicht zu vernachlässigendes Problem darstellt, aber auch deutlich weniger Personen betrifft als das einfache Unterschreiten der Armutsgrenze in einem Jahr. Während 12% der Bevölkerung im Jahr 2002 als arm gelten, sind es - gemessen anhand des Indikators Q_{1a} und bei Verwendung der mod. OECD-Skala- 5,7%, die auch in der Vergangenheit schon häufiger arm waren. Wie groß der Anteil der chronisch Armen an den armen Personen im Jahr 2002 ausfällt, lässt sich mit Indikator Q_{1b} beurteilen. Unabhängig von der Wahl der Armutsgrenze teilt sich die Armutspopulation im Jahr 2002 in etwa zur Hälfte in chronisch und transitorisch Arme auf. Theoretisch müsste sich Q_{1b} exakt

als Quotient aus Q_{1a} und der Armutsquote berechnen lassen. Man erhielte bei Verwendung der BSHG-Skala aber einen Wert von 47% und nicht die hier ausgewiesenen 50,6%. Ursache dieser Diskrepanz ist die Tatsache, dass zur Berechnung von Q_{1b} die Anzahl der chronisch Armen nicht auf die vollständige Armutspopulation im Jahr 2002 bezogen wird, sondern nur auf den Teil, für den auch aus den drei vorangegangenen Jahren valide Angaben vorliegen⁸. Die Bezugspopulation für Q_{1b} fällt somit etwas kleiner aus als bei der Berechnung der Armutsquote.

Aus anderen Arbeiten mit deutschen Daten sind ganz ähnliche Ergebnisse bekannt. HEADEY ET AL. (1994) berechnen analog zum Vorgehen in Tab. 3.2 die Anzahl der Jahre in Armut im Zeitraum 1984-1989 aus Daten des SOEP. Auch hier sind es rund 20% der Bevölkerung, die mindestens einmal arm sind, während der Anteil der dauerhaft armen Personen mit 2,7% sehr gering ausfällt⁹. Auch HANESCH ET AL. (2000) kommen in ihrem Armutsbericht für einen Zeitraum von 1991 bis 1997 zu gleichwertigen Aussagen für die Bundesrepublik Deutschland. Als erstes wichtiges Ergebnis, das sich bei Betrachtung der drei Quoten chronischer Armut und der Verteilung der Anzahl an Jahren in Armut (siehe Tab. 3.2) ergibt, kann folgendes festgehalten werden: Ein relativ großer Teil der Bevölkerung ist innerhalb eines Vierjahreszeitraums mindestens in einem Jahr von Armut betroffen. Davon sind viele Menschen aber nur vorübergehend arm, während der Anteil chronisch armer Personen an der Gesamtbevölkerung vergleichsweise gering ausfällt. Diese Erkenntnis ist wenig umstritten und wurde in vielen empirischen Studien u.a. in den USA und Deutschland bestätigt. BUHR (1991) bezeichnet diese zentrale Erkenntnis der dynamischen Armutsforschung jedoch als „zu optimistisch“. Sie weist darauf hin, dass dieses Ergebnis bei einer differenzierteren Analyse bestimmter Untergruppen der Gesamtbevölkerung relativiert werden muss. Denn chronische Armut kann gerade in solchen Gruppen, die sich durch besondere individuelle oder haushaltsstrukturelle Eigenschaften auszeichnen, ein weit verbreitetes Problem darstellen. In den folgenden Abschnitten wird daher ergänzend un-

⁸In die Berechnung der Armutsquote des Jahres 2002 hingegen gehen alle armen Personen ein, für die im Jahr 2002 verlässliche Angaben vorliegen.

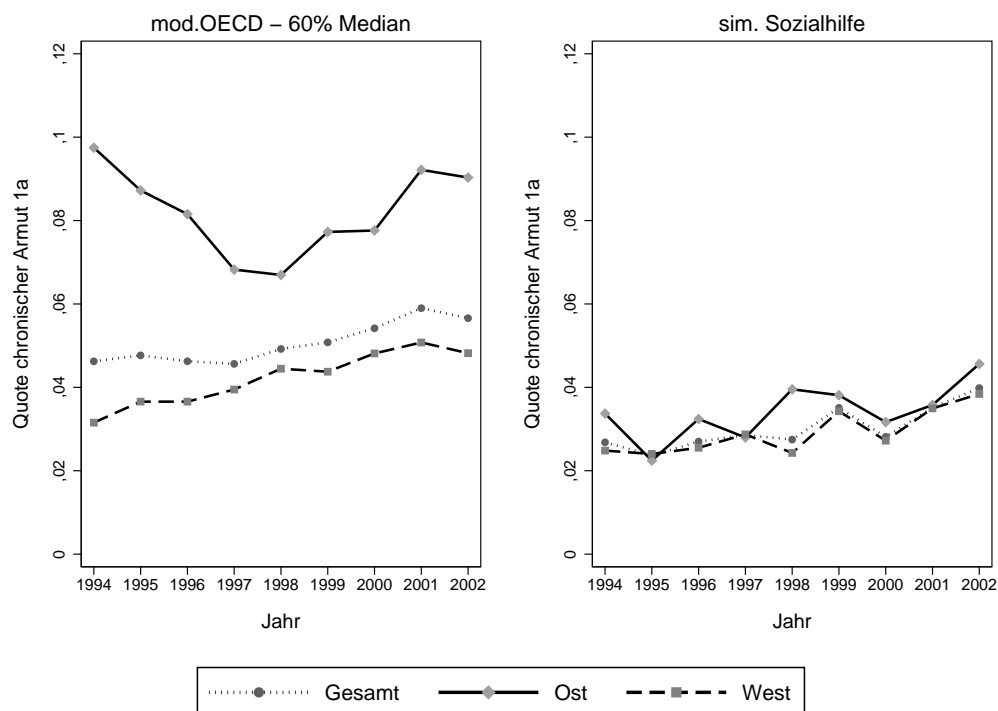
⁹Als dauerhaft arm gelten bei HEADEY ET AL. (1994) diejenigen Personen, die in jedem Jahr des Analysezeitraums ein Äquivalenzeinkommen unterhalb der Armutsgrenze beziehen.

tersucht, ob sich aussagekräftige Unterschiede bezüglich chronischer Armut zwischen ost- und westdeutschen Personen beobachten lassen.

Ein Blick auf Tab. 3.3 verrät, dass chronische Armut in Ostdeutschland ein weitaus größeres Problem darstellt als im Westen der Republik. Für die beiden Indikatoren Q_{1a} und Q_2 ergeben sich im Osten Werte, die in etwa doppelt so hoch sind wie die entsprechenden Quoten im Westen. Beispielsweise liegt das Durchschnittseinkommen (BSHG-Skala) von 14,5% der ostdeutschen Personen unterhalb einer langfristigen Armutsgrenze. Nach dieser Messung wäre chronische Armut in Ostdeutschland kein Phänomen, von dem nur einige wenige betroffen sind, sondern eine reale Problemlage, in der sich jeder siebte Ostdeutsche befindet. Die besondere Bedeutung chronischer Armut in Ostdeutschland wird noch deutlicher, wenn man sich die Zusammensetzung der Armutspopulation im Jahr 2002 näher anschaut. Von den Einkommensarmen in Ostdeutschland sind 60% dauerhaft arm, während nur 40% zur Gruppe der vorübergehend Armen zu zählen sind. In Westdeutschland liegt der Anteil chronisch Armer um 10 Prozentpunkte darunter. Das Ergebnis des t-Test deutet darauf hin, dass sich die Struktur der Armutbevölkerung in Ost und West signifikant unterscheidet.

Anders sieht der Vergleich zwischen Ost- und Westdeutschland aus, wenn man dauerhafte Sozialhilfebedürftigkeit untersucht. Aufgrund der niedrigeren Eckregelsätze in den neuen Bundesländern liegt die Sozialhilfeschwelle für Ostdeutsche etwas tiefer, was wiederum dazu führt, dass sich der Anteil der bezugsberechtigten Personen in den beiden Landesteilen kaum unterscheidet. Aber nicht nur die Armutsquoten sind praktisch gleich hoch, auch das Ausmaß langfristiger Armut unterscheidet sich nicht signifikant voneinander. Für ein tiefergehendes Verständnis chronischer Armut in Deutschland wäre es interessant zu wissen, ob sich die Quoten chronischer Armut bzw. Sozialhilfebedürftigkeit in Ost- und Westdeutschland erst in den letzten Jahren so stark angenähert haben oder ob es noch nie nennenswerte Unterschiede zwischen den Regionen gegeben hat. Aus den Daten der Jahre 1991 bis 2002 lassen sich insgesamt neun einander überlappende Vierjahreszeiträume bilden, wobei die Jahre 1991-1994 den ersten und die Jahre 1999-2002 den aktuellsten Analysezeitraum bilden. Abb. 3.3 veranschaulicht die zeitliche Entwicklung der Quote chronischer Ar-

Abbildung 3.3: Entwicklung des Indikators Q_{1a} seit 1994 in Gesamt-, Ost- und Westdeutschland

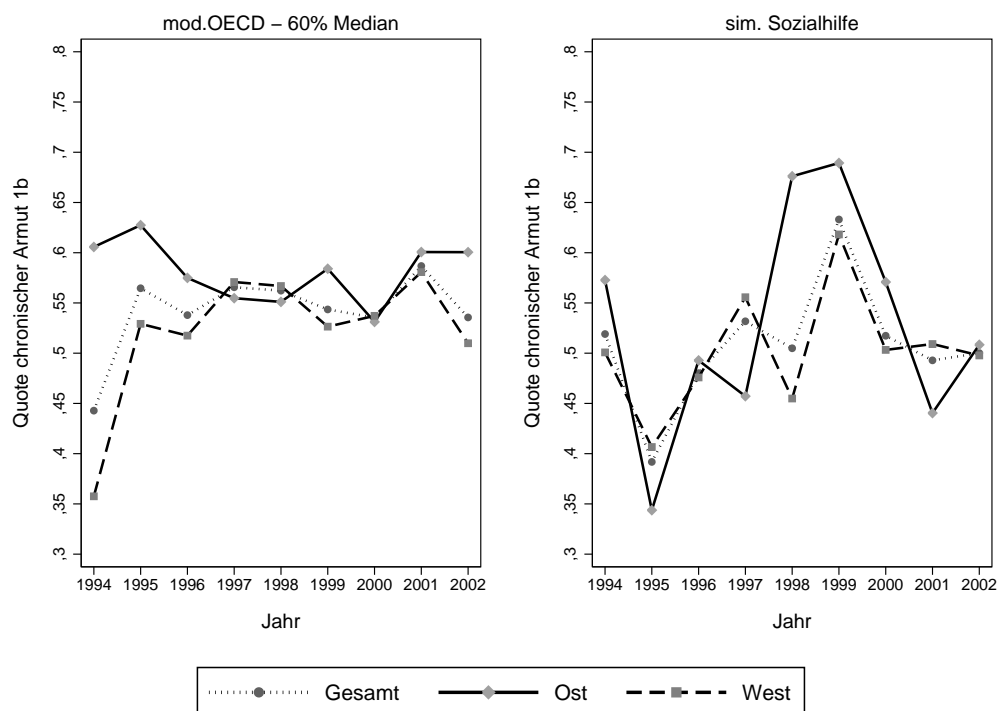


mut 1a für Gesamt-, Ost- und Westdeutschland. Um die verschiedenen Verläufe in Ost- und Westdeutschland besser interpretieren zu können, ist es sinnvoll parallel die zeitliche Entwicklung des Indikators Q_{1b} in Abb. 3.4 im Blick zu haben. Denn Änderungen im Ausmaß chronischer Armut können zum einen durch Änderungen in der Armutsquote und zum anderen durch Änderungen in der Zusammensetzung der Armutspopulation (chronisch vs. transitorisch) begründet sein. Steigt beispielsweise der Anteil chronisch armer Personen in der Armutspopulation eines Jahres um 10% an, führt dies bei konstanter Armutsquote zu einer Steigerung des Indikators Q_{1a} um 10%. Erhöht sich gleichzeitig im selben Jahr die Armutsquote um ebenfalls 10%, dann wächst das Ausmaß chronischer Armut um 21% ($1,1^2 = 1,21$). Die unterschiedlichen Entwicklungen chronischer Armut in den beiden Landesteilen sollen im Folgenden dahingehend überprüft werden, ob die festgestellten Anstiege bzw. Rückgänge des Indikators Q_{1a} eher durch Veränderungen der Armutsquote oder des Indikators Q_{1b} hervorgerufen werden.

Die linke Grafik (mod. OECD-Skala) zeigt einen über die Jahre schwachen, aber kontinuierlichen Anstieg des Ausmaßes chronischer Einkommensarmut von 4,6% im Jahr 1994 auf 5,7% im Jahr 2002. Hinter dieser gesamtdeutschen Entwicklung verbergen sich jedoch verschiedene Prozesse in Ost- und Westdeutschland. Für Ostdeutschland kann analog zum Rückgang der Armutsquote bis 1998 (siehe Abb. 3.2) auch ein starkes Absinken des Indikators Q_{1a} um 3 Prozentpunkte festgestellt werden. Im gleichen Zeitraum nimmt das Ausmaß dauerhafter Armut im anderen Teil der Republik von 3,2% auf 4,5% zu, so dass die Lücke zwischen Ost und West von 6,6 auf 2,3 Prozentpunkte im Jahr 1998 nahezu geschlossen werden konnte. Zwar ist ab 1999 im Osten Deutschlands auch bei den Armutsquoten ein Wiederansteigen zu beobachten, doch fällt dieser Anstieg deutlicher moderater aus als die merkbare Zunahme des Ausmaßes chronischer Armut um ca. 35% in den nächsten vier Jahren. Im Jahr 2002 erreicht dieses Ausmaß dann fast wieder das Niveau von 1994. In Westdeutschland hingegen verläuft die Entwicklung von 1999 bis 2002 umgekehrt. Während sich die Armutsquoten im Westen parallel zu denen im Osten entwickeln, ist in Westdeutschland lediglich ein Anstieg chronischer Armut um insgesamt 8% zu beobachten.

Der starke Rückgang chronischer Armut in Ostdeutschland bis 1998 lässt sich dabei vergleichsweise einfach erklären, da auch Abb. 3.2 im selben Zeitraum kräftig sinkende Armutsquoten zeigt. Die Tatsache, dass über die Jahre bis 1998 immer weniger Ostdeutsche arm sind, ist maßgeblich dafür verantwortlich, dass es eben auch immer weniger Personen gibt, die sowohl im betreffenden Jahr als auch in mind. zwei der drei vorangegangenen Jahre arm sein können. Begleitet wird diese Entwicklung durch einen aus Abb. 3.4 ersichtlichen, leichten Rückgang von Q_{1b} um ca. 9%, so dass bis 1998 in Ostdeutschland ein Rückgang chronischer Armut um insgesamt 31% zu verzeichnen ist. Für Westdeutschland kann im selben Zeitraum ein Anstieg chronischer Armut festgestellt werden, der sich aber nicht hauptsächlich auf das schwache Ansteigen der Armutsquoten um 5,8% zurückführen lässt. Vielmehr sind Strukturveränderungen innerhalb der Armutspopulation maßgeblich für die Entwicklung im Westen verantwortlich. Während 1994 noch rund 36% der armen westdeutschen Personen als chronisch arm gelten, beträgt ihr Anteil vier Jahre später bereits 56,7%.

Abbildung 3.4: Entwicklung des Indikators Q_{1b} seit 1994 in Gesamt-, Ost- und Westdeutschland



In Ostdeutschland vollzieht sich ab 1998 ein erneutes Anwachsen chronischer Armut. Ähnlich wie bei der Entwicklung bis zu diesem Jahr sind es hauptsächlich die wieder ansteigenden Armutsquoten, die ergänzt durch eine leichte Zunahme von Q_{1b} , zu einem Anstieg von Q_{1a} führen. Sowohl die Indikatoren Q_{1a} und Q_{1b} sowie die Armutsquote erreichen in Ostdeutschland 2002 nahezu wieder das Niveau aus dem Jahr 1994. Abschließend soll der Verlauf chronischer Armut im Westen ab 1998 genauer betrachtet werden. Aus Abb. 3.3 wird ersichtlich, dass das Ausmaß chronischer Armut in Westdeutschland bis 2002 nur moderat ansteigt. Gleichzeitig weisen die Armutsquoten von 1998 bis 2002 einen recht kräftigen Zuwachs um ca. 20% auf. Folglich muss der Indikator Q_{1b} in der Gruppe der westdeutschen Personen bis 2002 wieder etwas zurückgegangen sein. Abb. 3.4 bestätigt diese Vermutung.

Versteht man Armut als Sozialhilfebedürftigkeit im Sinne einer politisch-administrativen Definition, dann zeichnet sich ein anderes Bild chronischer Armut

in Ost und West ab. Bei Betrachtung der rechten Grafiken in Abb. 3.3 und 3.4 wird deutlich, dass sich die im Jahr 2002 festgestellte Ähnlichkeit der Quoten chronischer Sozialhilfebedürftigkeit (Q_{1a}) in Ost- und Westdeutschland nicht erst in diesem Jahr eingestellt hat. Abgesehen von einigen Schwankungen verlaufen die für die beiden Landesteile berechneten Quoten auf nahezu gleichem Niveau, wobei die ostdeutschen Quoten meist geringfügig über den im Westen berechneten Werten liegen und insgesamt eine Zunahme chronischer Sozialhilfebedürftigkeit registriert werden kann. Systematische Konvergenz- oder Divergenzbewegungen zwischen den Quoten in den beiden Landesteilen sind aus den obigen Abbildungen nicht zu identifizieren.

3.2.3 Chronische Armut in verschiedenen Teilpopulationen

3.2.3.1 Individuelle Eigenschaften

Als eine Erkenntnis aus dem vorangegangenen Kapitel folgt: Chronische Armut verteilt sich nicht homogen über die gesamte Bundesrepublik, sondern weist in Ost- und Westdeutschland sehr verschiedene Niveaus und Entwicklungsrichtungen auf. Eine solche gruppenspezifische Analyse chronischer Armut kann aber nicht nur in regional abgegrenzten Subpopulationen vorgenommen werden. Es ist ebenso möglich, anstelle einer regionalen Differenzierung eine Unterteilung der Bevölkerung anhand individueller oder haushaltsbezogener Merkmale vorzunehmen. Ziel der folgenden Darstellungen ist es, Teilgruppen der Gesellschaft zu identifizieren, die ein überdurchschnittliches Ausmaß dauerhafter Armut aufweisen und somit zu den wichtigsten Zielgruppen sozialpolitischer Maßnahmen zählen. Einschränkend soll zu Beginn auf zwei wichtige Punkte hingewiesen werden: Zum einen werden Werte der verschiedenen Indikatoren nur in potenziellen Problemgruppen berechnet, für die ein höheres Maß chronischer Armut aufgrund der Ausführungen in Kap. 2.3 erwartet werden kann. Es ist durchaus denkbar, dass es Eigenschaften gibt, die maßgeblich für Differenzen im Ausmaß chronischer Armut verantwortlich sind, die sich aber entweder nicht beobachten lassen oder in den Daten des SOEP nicht

verfügbar sind. Zum anderen handelt es sich bei den folgenden Analysen um univariate Gruppenvergleiche. Aussagen darüber, wie sich chronische Armut innerhalb einer Gruppe bei Kontrolle verschiedener anderer Einflussfaktoren verhält, sind in diesem Rahmen nicht möglich. Aus diesem Grund werden in Kap. 3.3 multivariate Analyseverfahren vorgestellt und angewendet, mit denen das Zusammenwirken verschiedener Determinanten näher analysiert werden kann, die grundsätzlich die Berücksichtigung nicht beobachtbarer Heterogenität erlauben und die außerdem die Möglichkeit zu inferenzstatistischen Aussagen über die Signifikanz einzelner Einflussfaktoren bieten.

Geschlecht

Für eine geschlechtsspezifische Analyse wird die Bevölkerung in die Teilgruppen Frauen und Männer aufgeteilt. Folgt man den Ausführungen in Kap. 2.3.1, dann dürften weibliche Personen stärker von chronischer Armut betroffen sein als Männer. Tab. 3.4 zeigt, dass sich diese These zumindest im univariaten Vergleich zu bestätigen scheint. Sowohl Q_{1a} als auch Q_2 zeigen in der Gruppe der Frauen unabhängig von der Wahl der Armutsgrenze und der Äquivalenzskala ein Ausmaß chronischer Armut, das mehr oder weniger weit über den in der Gruppe der Männer berechneten Werten liegt. Der Unterschied zwischen den Geschlechtern fällt am größten aus, wenn die Bedarfsgewichtung der Haushaltseinkommen mit der mod. OECD-Skala vorgenommen wird. Sowohl in diesem Fall als auch bei Betrachtung dauerhafter Sozialhilfebedürftigkeit können die Unterschiede als statistisch signifikant bezeichnet werden. Bei Verwendung der BSHG-Skala liefert ein t-Test auf Gleichheit der Quoten Q_{1a} bei Männern und Frauen einen P-Wert von 0,6965. Diese Variante der Bedarfsgewichtung führt also nicht zu signifikanten Unterschieden zwischen den Geschlechtern¹⁰. Bei der Zusammensetzung der Armutspopulation ergeben sich keine statistisch signifikanten Unterschiede zwischen Männern und Frauen. Um schließlich beurteilen zu können, ob das höhere Ausmaß chronischer Armut in der Gruppe der Frauen das Ergebnis eines Angleichungsprozesses ist oder ob sich die Differenzen im Zeitablauf vergrößert haben, muss die zeitliche Entwicklung der Quoten chro-

¹⁰Frauen leben im Durchschnitt in kleineren Haushaltsgemeinschaften als Männer. Vor allem gibt es mehr weibliche als männliche Single- und Allein-Erziehenden-Haushalte. Die Tatsache, dass die Wohlfahrtsposition kleinerer Gemeinschaften durch die BSHG-Skala günstiger bewertet wird, erklärt die bei dieser Art der Bedarfsgewichtung festgestellten geringeren Differenzen im Ausmaß chronischer Armut zwischen den Geschlechtern.

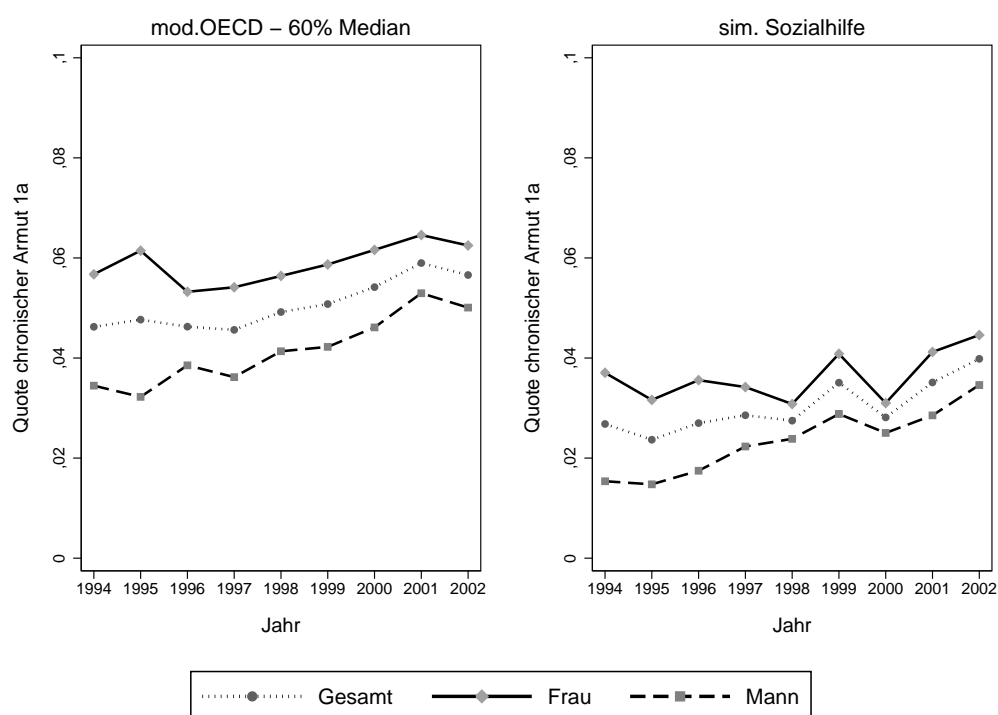
Tabelle 3.4: Chronische Armut nach Geschlecht

	60%-Median mod.OECD	60%-Median BSHG	sim. Sozialhilfe
Armutquoten 2002			
Frau	13,07	14,10	10,74
Mann	10,94	13,29	8,90
P-Werte	(0,0000)	(0,0884)	(0,0000)
Q_{1a}			
Frau	6,25	6,53	4,46
Mann	5,01	6,34	3,46
P-Werte	(0,0049)	(0,6965)	(0,0074)
Q₂			
Frau	8,19	10,11	6,03
Mann	6,66	9,51	4,77
Q_{1b}			
Frau	55,80	51,61	50,36
Mann	50,76	49,52	49,53
P-Werte	(0,0900)	(0,4205)	(0,8149)

Quelle: Eigene Berechnungen für den Zeitraum 1999-2002, Angaben in Prozent, gewichtete Ergebnisse.

nischer Armut in den beiden Teilgesamtheiten betrachtet werden. Man erkennt in beiden Schaubildern der Abb. 3.5, dass die Unterschiede in den Quoten zwischen Männern und Frauen über die Jahre seit 1994 zurückgehen. Es kann zwar sowohl insgesamt als auch in beiden Teilgesamtheiten eine Zunahme chronischer Armut festgestellt werden, doch führt der stärkere Anstieg der Quote bei den Männern zu einer Annäherung der Indikatorenwerte. Während im linken Schaubild die durchschnittliche jährliche Wachstumsrate von Q_{1a} in der Gruppe der Frauen bei gerade mal bei 1,2% liegt, steigt bei den männlichen Personen das Ausmaß chronischer Armut seit 1994 um durchschnittlich 4,8% pro Jahr an. Dieselbe Entwicklung kann bei der Analyse chronischer Sozialhilfebedürftigkeit beobachtet werden. Es stellt sich letztlich noch die Frage, ob die Entwicklung von Q_{1a} in den beiden Teilpopulationen eher durch eine Annäherung der gruppenspezifischen Armutsquoten oder durch Änderungen von Q_{1b} getrieben wird. Da die Entwicklung der Armutsquoten sowie der Quoten chronischer Armut 1b im Wesentlichen denselben Verlauf nimmt wie bei Q_{1a} , wird an dieser Stelle auf eine Darstellung verzichtet. Inhaltlich bedeutet dies, dass der Anstieg chronischer Armut sowohl durch eine wachsende Armutsbevölkerung als auch durch ein moderates Ansteigen von Q_{1b} getragen wird. Als Fazit eines Vergleichs chronischer Armut bei Frauen und Männern kann

Abbildung 3.5: Entwicklung des Indikators Q_{1a} seit 1994 nach Geschlecht



letztlich festgehalten werden, dass Frauen im Durchschnitt stärker betroffen sind als Männer. Dieses Ergebnis stellt sich in unterschiedlicher Deutlichkeit und Signifikanz unabhängig von der Festlegung der Armutsgrenze und der verwendeten Äquivalenzskala ein. Allerdings waren die Unterschiede zwischen den Geschlechtern im Jahr 1994 noch deutlich größer als im Jahr 2002. Die Konvergenz der Quoten chronischer Armut in den 90er Jahren hängt ebenfalls nicht von der Wahl der Grenze oder der Äquivalenzskala ab. Man sollte jedoch nicht vergessen, dass es sich bei den hier durchgeführten Berechnungen um univariate Analysen handelt. Die Frage, ob bei Frauen auch dann noch eine stärkere Betroffenheit gemessen werden kann, wenn andere Größen wie der Erwerbsstatus, die Schulbildung oder der Haushaltszusammenhang konstant gehalten werden, lässt sich aufgrund der obigen Resultate nicht beantworten.

Alter

Im Zuge einer intensiver werdenden Diskussion um die demografische Entwicklung in Deutschland sowie die damit verbundene Frage nach der Zukunft der Alterssicherungssysteme rücken auch Kinder- bzw. Altersarmut immer stärker in den Mittelpunkt. Mit Hilfe der bekannten Maßzahlen soll im Folgenden untersucht werden, ob sich dauerhafte Armut gleichmäßig über alle Altersklassen verteilt oder ob Personen in Abhängigkeit ihres Alters unterschiedlich stark von chronischer Armut betroffen sind. Betrachtet man in Tab. 3.5 die Armutsquoten des Jahres 2002, dann wird zweierlei deutlich. Erstens fällt die Armutsbetroffenheit für Personen unter 26 Jahren durchgängig am höchsten aus. Zweitens kann ein Abnehmen der Armutsquoten mit zunehmendem Alter beobachtet werden. Lediglich bei Verwendung der mod. OECD-Skala wird ein Wiederanstieg der Armutsquoten bei den über 60-Jährigen festgestellt, wobei der Wert von 11,25% immer noch unterhalb des gesamtdeutschen Niveaus liegt.

Tabelle 3.5: Chronische Armut nach Altersklassen

	60%-Median mod.OECD	60%-Median BSHG	sim. Sozialhilfe
Armutsquoten 2002			
unter 26	16,86	22,81	16,01
26-40	9,88	12,40	9,95
41-60	9,40	10,91	7,70
61-99	11,25	7,45	5,13
Q_{1a}			
unter 26	7,78	11,49	7,75
26-40	3,63	5,35	4,20
41-60	4,10	5,29	2,62
61-99	6,87	3,73	1,75
Q₂			
unter 26	10,38 [10,65]	18,55 [19,14]	9,69 [9,93]
26-40	5,40 [5,16]	9,44 [9,39]	5,86 [5,29]
41-60	5,77 [5,94]	6,79 [6,81]	3,55 [3,38]
61-99	8,42 [7,82]	4,81 [3,96]	3,06 [3,11]
Q_{1b}			
unter 26	51,42	52,18	57,59
26-40	47,34	46,44	50,06
41-60	46,02	48,18	41,00
61-99	67,27	55,42	41,94

Quelle: Eigene Berechnungen für den Zeitraum 1999-2002, Angaben in Prozent, Ergebnisse für Q₂ bei starker Definition der Längsschnittpopulation in eckigen Klammern, gewichtete Ergebnisse.

Ein nahezu identisches Bild ergibt sich bei der Analyse chronischer Armut mit den Indikatoren Q_{1a} und Q_2 . Personen unter 26 Jahren weisen nicht nur hohe Armutsquoten auf, sondern sind auch überdurchschnittlich stark von dauerhafter Armut betroffen. Mit zunehmendem Lebensalter geht chronische Armut tendenziell zurück, wobei die Verwendung der mod. OECD-Skala zu höheren Quoten in der höchsten Altersklasse führt¹¹. Die Ursache für die systematisch höheren Quoten der über 60-Jährigen bei Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala liegt in den geringeren Bedarfsgewichten weiterer Haushaltsmitglieder. Diese führen dazu, dass größere Haushalte eher günstig und kleinere Haushalte im Vergleich eher ungünstig bewertet werden. Da jedoch ältere Menschen im Durchschnitt in kleineren Haushaltsgemeinschaften leben, dürfte ihr Äquivalenzeinkommen im Vergleich zu Personen aus größeren Gemeinschaften geringer ausfallen. Im weiteren Verlauf der Studie sollte daher analysiert werden, ob das Lebensalter von Personen tatsächlich für Unterschiede in den Quoten chronischer Armut verantwortlich ist oder ob die festgestellten Differenzen ein Artefakt der unterschiedlichen Bedarfsgewichtung sind. Der Vollständigkeit halber sei darauf hingewiesen, dass sich an den Ergebnissen für Q_2 kaum nennenswerte Änderungen ergeben, wenn man sich bei der Analyse auf die Personen beschränkt, deren Altersklassenzugehörigkeit im Analysezeitraum unverändert bleibt.

Schwierig zu interpretieren sind die stark variierenden Werte für den Indikator Q_{1b} . Erwähnenswert erscheint lediglich die Tatsache, dass der Anteil chronischer Armut in der Gruppe der armen Bevölkerung über 60 Jahre besonders hoch ausfällt. Vor allem bei Verwendung verteilungsorientierter Armutsgrenzen liegen die Werte für den Indikator Q_{1b} deutlich über dem gesamtdeutschen Niveau. Kommt die BSHG-Skala zur Anwendung, zeigen die Indikatoren Q_{1a} und Q_2 in der Gruppe der über 60-Jährigen ein unterdurchschnittliches Ausmaß dauerhafter Armut an. Gleichzeitig liegt der Anteil chronisch armer Personen an den armen Senioren im Jahr 2002 mit 55,5% über dem bundesdeutschen Durchschnitt. Es sind zwar nur vergleichsweise wenige der über 60-Jährigen im Jahr 2002 arm. Dafür fällt der Anteil chronisch armer Personen unter den

¹¹HAUSER und BERNTSEN (1992) kommen in ihrer empirischen Studie mit Daten der ersten vier Wellen des SOEP zu ganz ähnlichen Resultaten. Allerdings beobachten sie einen Anstieg der Quoten chronischer Armut bei den über 65-Jährigen, obwohl auch sie die Bedarfsgewichtung mit der BSHG-Skala vornehmen.

Betroffenen überdurchschnittlich groß aus. Die geringere Mobilität der Alterseinkommen dürfte die Ursache hierfür sein.

Betrachtet man die Entwicklung der drei Indikatoren über die Zeit, ergeben sich keine grundsätzlich abweichenden Erkenntnisse im Vergleich zu den Ergebnissen für das Jahr 2002. Abgesehen von geringen Schwankungen verläuft die Entwicklung in den verschiedenen Altersklassen weitgehend parallel. Auch der besondere Einfluss der verwendeten Äquivalenzskala auf die Bedeutung dauerhafter Kinder- und Altersarmut bestätigt sich in jedem Jahr seit 1994. Aus diesem Grund wird auf eine grafische Darstellung der Zeitreihen an dieser Stelle verzichtet. Es gilt abschließend festzuhalten, dass sich chronische Armut nicht gleichmäßig über alle Altersklassen verteilt, sondern in besonderem Maße Kinder und Jugendliche unter 25 Jahren betrifft. Des Weiteren geht das Ausmaß chronischer Armut mit höherem Lebensalter systematisch zurück. Alle drei Indikatoren weisen in der Klasse der 50 bis 60-Jährigen die jeweils geringsten Werte auf. Für die über 60-Jährigen zeigt sich eine recht starke Abhängigkeit der Ergebnisse von der Art der Bedarfsgewichtung der Haushaltseinkommen. Grundsätzlich fällt das gemessene Ausmaß chronischer Armut in dieser Personengruppe umso geringer aus, je höher die Bedarfsgewichte für weitere Haushaltsmitglieder gewählt werden.

Nationalität

In den ersten Beiträgen zur Analyse chronischer Armut in Deutschland wird u.a. bei BERNTSEN und RENDTEL (1991) untersucht, ob persistente Armut deutsche Staatsbürger ebenso häufig betrifft wie ausländische Personen. Anhand von Daten aus den ersten vier Wellen des SOEP kommen die Forscher zu dem Ergebnis, dass der Anteil chronisch armer Ausländer mit 26,1% mehr als doppelt so hoch ist, wie der entsprechende Anteil in der deutschen Bevölkerung. Tab. 3.6 zeigt, dass auch gut 15 Jahre später - im Jahr 2002 - ausländische Personen sehr viel häufiger von dauerhafter Armut betroffen sind als ihre deutschen Mitbürger. Schlechtere Arbeitsmarktchancen, unzureichende Schulbildung sowie die überdurchschnittliche Haushaltsgröße sorgen vermutlich für höhere Armutsquoten 2002 und bewirken eine zeitliche Verfestigung von Armut in diesem Personenkreis. Wie aufgrund der unterschiedlichen Haushaltsstruktur erwartet, fallen die Unterschiede zwischen Ausländern und Deutschen bei

Tabelle 3.6: Chronische Armut nach Nationalität

	60%-Median mod.OECD	60%-Median BSHG	sim. Sozialhilfe
Armutsquoten 2002			
Nicht Deutsch	24,34	35,76	20,49
Deutsch	11,30	12,37	9,21
P-Werte	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)
Q_{1a}			
Nicht Deutsch	11,41	15,69	7,72
Deutsch	5,32	5,89	3,76
P-Werte	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)
Q₂			
Nicht Deutsch	18,47 [16,41]	31,36 [30,08]	9,78 [9,75]
Deutsch	6,77 [6,76]	8,45 [8,43]	5,17 [5,18]
Q_{1b}			
Nicht Deutsch	56,89	46,24	58,27
Deutsch	53,16	51,38	49,16
P-Werte	(0,3134)	(0,1034)	(0,0516)

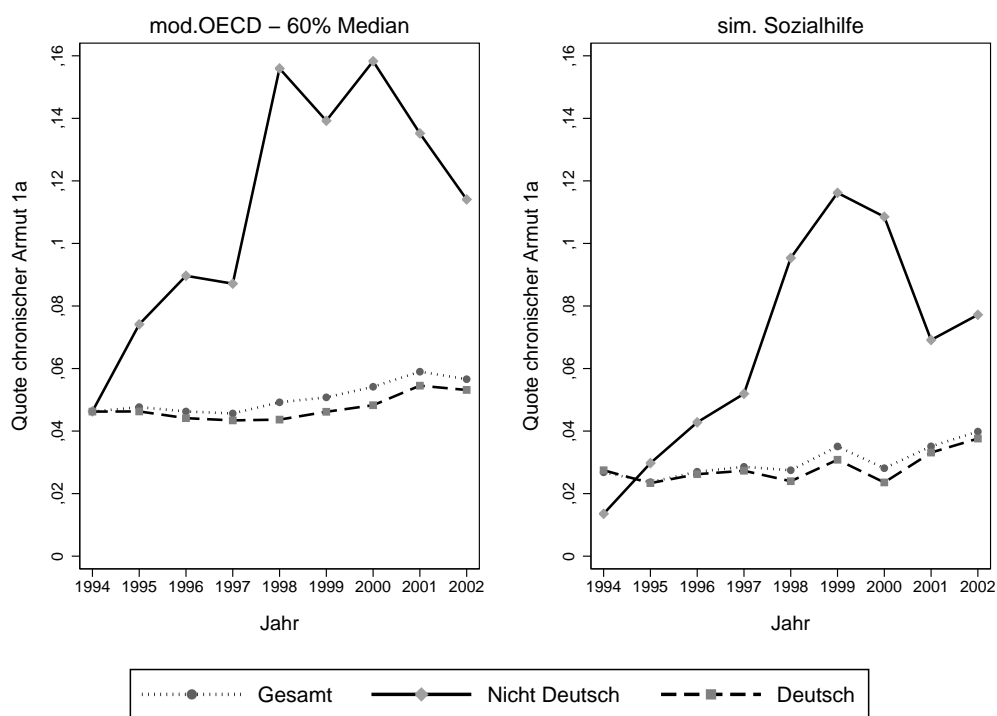
Quelle: Eigene Berechnungen für den Zeitraum 1999-2002, Angaben in Prozent, Ergebnisse für Q₂ bei starker Definition der Längsschnittpopulation in eckigen Klammern, gewichtete Ergebnisse.

Verwendung der BSHG-Skala am größten aus¹². Aber auch bei jeder anderen Äquivalenzskala und Armutsgrenze ergeben sich statistisch signifikante Differenzen zwischen den beiden Teilpopulationen. Bleibt noch zu erwähnen, dass sich an den Ergebnissen für Q₂ praktisch keine Änderungen ergeben, wenn man anstelle der schwachen Definition der Längsschnittpopulationen die starke Definition verwendet. Das ist nicht weiter verwunderlich, denn die Nationalität ist ein Merkmal, das sich bei den meisten Personen im Zeitablauf nicht verändert. Weit weniger eindeutig hingegen stellt sich die Zusammensetzung der Armutsbevölkerung in den beiden Teilgruppen dar. Zwar liegen die Werte des Indikators Q_{1b} bei den Ausländern fast durchgängig über den entsprechenden Werten in der Gruppe der deutschen Bevölkerung, doch können diese geringfügigen Differenzen nicht als statistisch signifikant angesehen werden.

Betrachtet man in Abb. 3.6, wie sich der Indikator Q_{1a} seit 1994 in den Teilgesamtheiten entwickelt hat, dann fällt in beiden Schaubildern der ausnehmend

¹²BERNTSEN und RENDTEL (1991) verwenden in ihrer Arbeit ebenfalls die BSHG-Skala zur Bedarfsgewichtung der Haushaltseinkommen. Ihre besonders ungünstigen Ergebnisse in der nichtdeutschen Bevölkerung lassen sich daher zum Teil durch die Äquivalenzskala erklären.

Abbildung 3.6: Entwicklung des Indikators Q_{1a} seit 1994 nach Nationalität



starke Anstieg bei den Ausländern im Jahr 1998 auf. Weder die Festlegung der Armutsgrenze noch die Art der Bedarfsgewichtung sind für diesen besonderen Knick verantwortlich. Leider lässt sich die Frage nach der Ursache dieses Phänomens nur außerordentlich schwer beantworten. Einerseits besteht die Möglichkeit, dass Personen mit einer bestimmten Nationalität - z.B. Kriegsflüchtlinge aus dem ehemaligen Jugoslawien - ganz besonders stark betroffen sind, während die Ausländer anderer Nationalitäten keine bedeutsame Zunahme chronischer Armut verzeichnen. Eine Berechnung der Indikatoren für einzelne Nationalitäten oder Nationalitätsgruppen liefert aufgrund der viel zu geringen Fallzahlen kaum belastbare Resultate. Erste Versuche, die Gruppe der Ausländer in verschiedene Nationalitätengruppen (Ex-Jugoslawien, Türken, Rest-Europa, Asien, Afrika, Amerika) zu untergliedern, liefern jedoch einige Evidenz dafür, dass es keine Nationalität gibt, die in besonderem Maße für den starken Anstieg chronischer Armut im Jahr 1998 verantwortlich zu machen ist.

Schulbildung

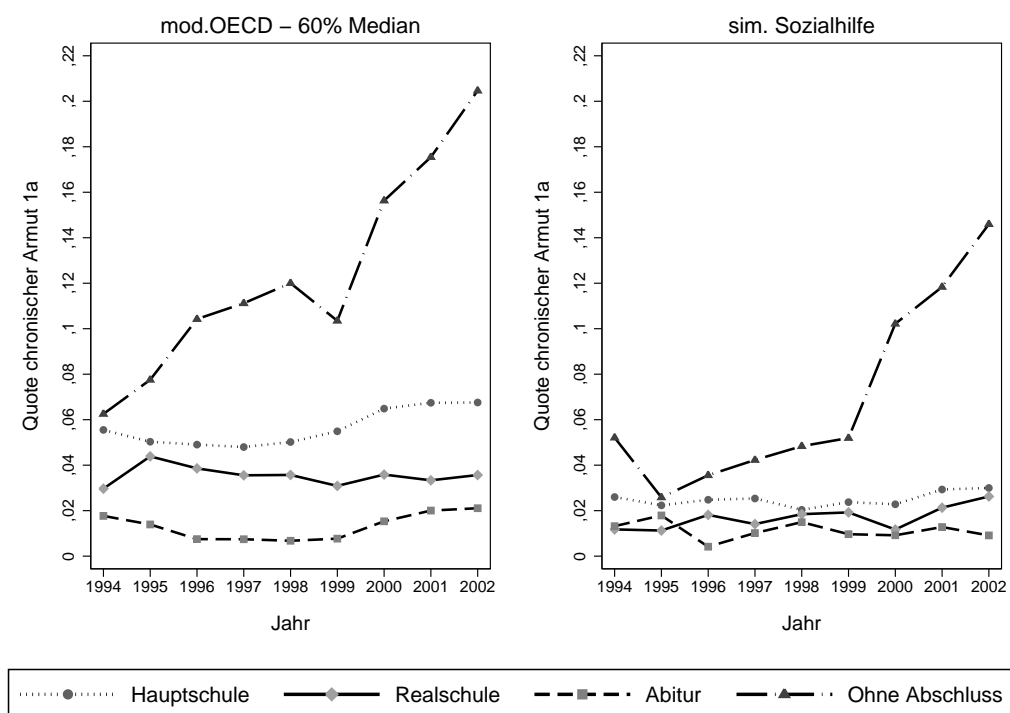
Unterscheidet man Personen anhand ihres höchsten erworbenen Schulabschlusses, erhält man fast durchgängig die aus theoretischer Sicht zu erwartenden Resultate. In Tab. 3.7 werden die Quoten chronischer Armut für Personen ausgewiesen, die entweder einen Hauptschulabschluss, einen Realschulabschluss oder Abitur haben. Eine vierte Kategorie umfasst die Personen ohne Schulabschluss. Für die übrigen Kategorien aus Tab. 2.3 werden aufgrund zu geringer Fallzahlen keine Indikatorenwerte berechnet. Es zeigt sich, dass chronische Armut umso geringer ausfällt, je höher der Schulabschluss einer Person ist. Während Abiturienten nur ganz selten dauerhaft arm sind, weisen Personen mit Realschulabschluss höhere Werte für die Quoten chronischer Armut auf, gefolgt von den Hauptschulabsolventen. Besonders problematisch stellt sich die Lage von Personen ohne Schulabschluss dar. Sie weisen für alle hier verwendeten Grenzdefinitionen und Äquivalenzskalen die mit Abstand höchsten Werte für Q_{1a} und Q_2 auf.

Tabelle 3.7: Chronische Armut nach Schulabschluss

	60%-Median mod.OECD	60%-Median BSHG	sim. Sozialhilfe
Armutsquoten 2002			
Ohne Abschluss	35,21	34,87	27,42
Hauptschule	12,87	12,33	7,71
Realschule	8,29	9,64	7,20
Abitur	6,53	5,62	6,65
Q_{1a}			
Ohne Abschluss	20,47	25,01	14,60
Hauptschule	6,76	5,59	3,00
Realschule	3,57	4,12	2,62
Abitur	2,11	1,56	0,91
Q₂			
Ohne Abschluss	23,54 [22,67]	25,93 [26,29]	13,05 [14,03]
Hauptschule	8,58 [8,30]	7,94 [7,47]	4,57 [4,12]
Realschule	5,00 [4,37]	6,78 [7,16]	3,70 [3,95]
Abitur	2,35 [2,15]	2,39 [1,82]	1,78 [1,94]
Q_{1b}			
Ohne Abschluss	65,75	70,23	71,71
Hauptschule	56,95	48,36	45,11
Realschule	50,47	47,50	38,95
Abitur	35,74	28,48	16,93

Quelle: Eigene Berechnungen für den Zeitraum 1999-2002, Angaben in Prozent, Ergebnisse für Q_2 bei starker Definition der Längsschnittpopulation in eckigen Klammern, gewichtete Ergebnisse.

Abbildung 3.7: Entwicklung des Indikators Q_{1a} seit 1994 nach Schulabschluss



Aber auch der Indikator Q_{1b} ist in dieser Problemgruppe überdurchschnittlich hoch, denn ca. 60% bis 70% der Armen ohne Schulabschluss sind im Jahr 2002 als dauerhaft arm zu bezeichnen. Damit sind in dieser Teilgesamtheit nicht nur vergleichsweise viele Personen arm, über die Hälfte hat aufgrund ihrer immobilen Einkommen Schwierigkeiten, diesen Zustand wieder zu verlassen. Weiter ist zu erwähnen, dass sich bei starker Abgrenzung der Teilpopulationen keine nennenswerten Änderungen der Ergebnisse einstellen. Dies überrascht nicht, da es sich beim höchsten erreichten Schulabschluss um ein Merkmal handelt, das höchstens für junge Menschen über die Zeit variiert.

Die besondere Bedeutung der Schulbildung für das Ausmaß persistenter Armut wird unterstrichen, wenn man in Abb. 3.7 die Entwicklung von Q_{1a} in den verschiedenen Untergruppen seit 1994 betrachtet. Der drastische Anstieg in der Gruppe der Personen ohne Schulabschluss ab 1999 fällt in beiden Schaubildern unmittelbar ins Auge. Eine denkbare Ursache dieser auffälligen Ent-

wicklung könnte in den besonderen Schwierigkeiten von Geringqualifizierten am deutschen Arbeitsmarkt liegen. In zahlreichen Studien (vgl. u.a. REINBERG und HUMMEL 2005) konnte gezeigt werden, dass die Arbeitslosenquoten von Menschen ohne Schulabschluss deutlich höher ausfallen als bei Personen mit abgeschlossener Schulbildung. Zusätzlich kann seit Beginn der 90er Jahre ein kräftiger Anstieg der Arbeitslosigkeit unter den Geringqualifizierten festgestellt werden. Besonders dramatisch stellt sich die Erwerbssituation dieser Problemgruppe in Ostdeutschland dar, wo bereits knapp 51% der zivilen Erwerbspersonen ohne Schulabschluss keine Arbeit haben. Als Folge dieser Beschäftigungsentwicklung geraten immer mehr Menschen ohne ausreichende Bildung in finanzielle Schwierigkeiten, die sich dann auch über die Zeit verfestigen und schließlich zu einem höheren Ausmaß chronischer Armut führen. Die multivariaten Analysen werden zeigen, ob der starke Einfluss der individuellen Schulbildung bestehen bleibt, wenn man den Erwerbsstatus einer Person sowie regionale Einflüsse (Ost- oder Westdeutschland) kontrolliert. Als Ergebnis der univariaten Analyse kann jedoch vermerkt werden, dass mit höherer Schulbildung das Ausmaß chronischer Armut deutlich zurückgeht und Personen ohne Schulabschluss die mit Abstand höchsten Indikatorenwerte aufweisen.

Erwerbsstatus

Als ein weiterer individueller Einflussfaktor für das Ausmaß chronischer Armut wird in Tab. 3.8 der Erwerbsstatus einer Person betrachtet. Wie erwartet sind Personen, die einer Vollzeitberufstätigkeit nachgehen, eindeutig am seltensten von dauerhafter Armut betroffen, während die arbeitslos Gemeldeten die mit Abstand höchsten Werte für die Indikatoren Q_{1a} und Q_2 aufweisen. Für Teilzeiterwerbstätige und Rentner bzw. Pensionäre, die dem Arbeitsmarkt nicht mehr zur Verfügung stehen, ergeben sich hingegen ähnliche Indikatorenwerte. Bei Verwendung der BSHG-Skala weisen die nicht mehr verfügbaren Personen ein geringeres Ausmaß persistenter Armut auf, während sich die Reihenfolge bei Anwendung der mod. OECD-Skala ändert. Für diesen Effekt ist die Art der Bedarfsgewichtung der BSHG-Skala verantwortlich. Beim Großteil der Teilzeitbeschäftigten handelt es sich um Frauen aus Haushalten mit Kindern, die durch diese Form der Erwerbsarbeit zum Haushaltseinkommen beitragen. Die Teilzeitbeschäftigten dürften daher häufiger in größeren Haushaltsgemeinschaften leben, deren Einkommen durch die BSHG-Skala eher ungünstig bewertet wird,

Tabelle 3.8: Chronische Armut nach Erwerbsstatus

	60%-Median mod.OECD	60%-Median BSHG	sim. Sozialhilfe
Armutsquoten 2002			
Vollzeit	5,18	7,24	3,40
Teilzeit	9,76	12,10	8,47
Arbeitslos	42,88	41,52	44,53
nicht verfügbar	10,98	6,74	5,04
Sonst. nicht Erwerbstätige	17,22	18,17	13,82
Q_{1a}			
Vollzeit	2,08	3,09	0,60
Teilzeit	4,21	5,05	2,62
Arbeitslos	19,89	21,22	17,07
nicht verfügbar	7,10	3,26	1,77
Sonst. nicht Erwerbstätige	8,08	8,42	6,33
Q₂			
Vollzeit	2,88 [1,81]	4,39 [3,48]	0,81 [0,25]
Teilzeit	5,91 [5,43]	8,91 [7,08]	4,91 [3,14]
Arbeitslos	30,11 [49,49]	28,55 [42,89]	21,57 [37,13]
nicht verfügbar	8,97 [9,23]	4,41 [4,44]	3,41 [3,56]
Sonst. nicht Erwerbstätige	10,23 [10,25]	12,02 [10,80]	7,95 [6,72]
Q_{1b}			
Vollzeit	45,37	46,15	20,30
Teilzeit	47,88	41,01	43,03
Arbeitslos	57,08	59,21	48,01
nicht verfügbar	68,92	54,30	43,79
Sonst. nicht Erwerbstätige	51,67	50,92	48,30

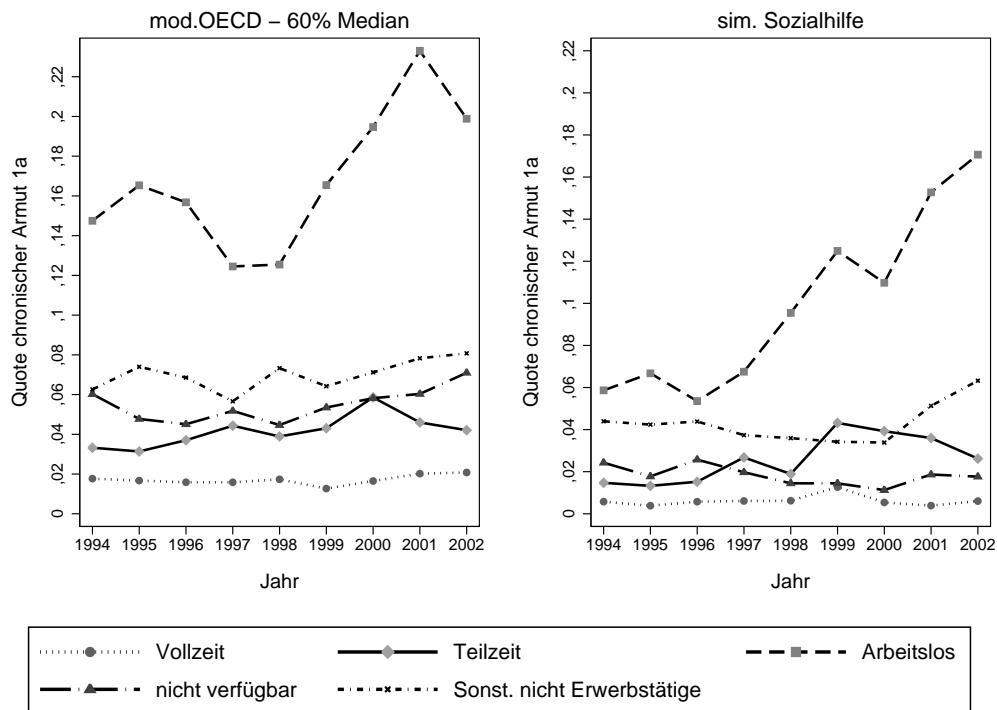
Quelle: Eigene Berechnungen für den Zeitraum 1999-2002, Angaben in Prozent, Ergebnisse für Q_2 bei starker Definition der Längsschnittpopulation in eckigen Klammern, gewichtete Ergebnisse.

während die kleineren Haushaltsgemeinschaften der Rentner und Pensionäre aufgrund der hohen Bedarfsgewichte günstiger wegkommen. Für Personen aus der Restgruppe der „Sonstigen nicht Erwerbstätigen“ kann erwartet werden, dass sie aufgrund des mangelnden Erwerbseinkommens auch dauerhaft Probleme haben, ein Haushaltseinkommen oberhalb einer Armutsgrenze zu realisieren. So liegen in diesem Personenkreis sowohl die statischen Armutsquoten als auch die Werte der Indikatoren Q_{1a} und Q_2 mehr oder weniger deutlich über dem gesamtdeutschen Durchschnitt, ohne jedoch die hohen Werte in der Gruppe der Arbeitslosen zu erreichen. Eine inhaltliche Erklärung dieses Ergebnisses ist aufgrund der heterogenen Zusammensetzung dieser Gruppe nicht sinnvoll möglich.

Vergleicht man die Werte des Indikators Q_2 in den verschiedenen Untergruppen bei starker und schwacher Definition, dann zeigt sich, dass die Ergebnisse recht sensitiv auf die Art der Bestimmung der Längsschnittpopulationen reagieren. Ordnet man beispielsweise der Gruppe der Arbeitslosen all diejenigen Personen zu, die in mindestens drei der vier Jahre arbeitslos waren (schwache Definition der Längsschnittpopulation), gelten ca. 30% (mod. OECD-Skala) dieser Personen als dauerhaft arm. Wählt man die starke Definition und betrachtet nur solche Personen als arbeitslos, die in allen vier Jahren keiner Erwerbsarbeit nachgingen, erhöht sich das Ausmaß chronischer Armut auf 49,5%. Dieses Ergebnis lässt sich als ein Beleg für die besonders benachteiligte finanzielle Situation von langzeitarbeitslosen Personen deuten. Vorübergehend Arbeitslose sind zwar auch überdurchschnittlich stark betroffen, ihre Lage stellt sich im Vergleich zu den Langzeitarbeitslosen aber noch positiver dar. Die beiden Varianten zur Bildung von Längsschnittpopulationen wirken sich aber nicht nur bei den Arbeitslosen aus, sondern machen sich auch für erwerbstätige Personen bemerkbar. Denn Personen, die in allen Jahren vollzeit- oder teilzeiterwerbstätig waren, weisen ein geringes Ausmaß persistenter Armut auf als Personen, für die dies nur in mindestens drei Jahren zutrifft.

Betrachtet man die Werte des Indikators Q_{1b} in den verschiedenen Untergruppen, lassen sich keine inhaltlich bedeutsamen Unterschiede ausmachen. Personen, die vollzeiterwerbstätig sind und dennoch in Armut leben, sind vergleichsweise selten langzeitarm. Die *Working Poor Population* besteht im Jahr 2002 je nach Messkonzept zu ca 45% (mod. OECD-Skala) aus dauerhaft armen Personen. In der Gruppe der armen Rentner beträgt der Anteil dauerhafter Armut hingegen 69%. Die geringe Mobilität der Alterseinkommen dürfte für dieses bereits oben diskutierte Phänomen verantwortlich sein. Aber auch knapp 60% (BSHG-Skala) der arbeitslos gemeldete Personen, die 2002 kein ausreichendes Einkommen erzielen, gehören zu den Langzeitarmen. Abschließend soll die Entwicklung chronischer Armut in den oben diskutierten Teilgruppen näher beleuchtet werden. Dabei fällt zunächst der starke Anstieg von Q_{1a} bei den arbeitslos Gemeldeten auf, der sehr stark an den Kurvenverlauf in Abb. 3.7 erinnert. Tatsächlich dürfte die seit Beginn der 90er Jahre zunehmende Arbeitslosigkeit dafür sorgen, dass die Zahl der dauerhaft armen Menschen ohne Arbeit ansteigt. Ebenso wie die arbeitslos gemeldeten Personen in jedem Jahr

Abbildung 3.8: Entwicklung des Indikators Q_{1a} seit 1994 nach Erwerbsstatus



seit 1994 die höchsten Quoten aufweisen, sind die Vollzeit-erwerbstätigen stets am wenigsten durch persistente Armut betroffen. Diese beiden Erkenntnisse ergeben sich für jede andere hier diskutierte Art der Grenzbestimmung oder der Äquivalenzgewichtung. Auch die Restgruppe der sonstigen nicht Erwerbstätigen verfügt in allen Jahren hinter den registrierten Arbeitslosen über den zweithöchsten Anteil chronisch armer Personen. Für die restlichen zwei Kategorien lässt sich kein eindeutiges Ergebnis formulieren. Der starke Einfluss der Bedarfsgewichtung führt dazu, dass bei Verwendung der BSHG-Skala Rentner geringere Quoten aufweisen als teilzeiterwerbstätige Personen, während ihre Position bei Verwendung der mod. OECD-Skala ungünstiger beurteilt wird.

3.2.3.2 Haushaltsstrukturelle Eigenschaften

Anzahl Kinder unter 18

Haushalte, in denen das Verhältnis von erwerbstätigen zu nicht erwerbstätigen Personen klein ist, sollten tendenziell ein höheres Ausmaß dauerhafter Armut aufweisen. Dieses Verhältnis ist besonders ungünstig, wenn in einem Haushalt die Zahl nicht erwerbstätiger Kinder groß ist. Tab. 3.9 zeigt die Werte der Quoten chronischer Armut für Personen aus Haushalten mit unterschiedlicher Kinderzahl. Wie erwartet weisen Personen aus Haushalten ohne Kinder die kleinsten Armutsquoten auf. Außerdem fällt der Anteil chronisch Armer in dieser Gruppe besonders gering aus. Es sei angemerkt, dass sich für Kinderlose, die meist in Ein- bis Zwei-Personenhaushalten leben, ein starker Einfluss der verwendeten Äquivalenzskala feststellen lässt. Der Wert für Q_{1a} , den man bei Verwendung der mod. OECD-Skala erhält, liegt mit 5,4% deutlich über den 3,6%, die sich bei Verwendung der BSHG-Skala ergeben. Grundsätzlich gilt, dass sowohl die Armutsquoten im Jahr 2002 als auch die Werte für Q_{1a} und Q_2 mit steigender Kinderzahl zunehmen. Für Personen aus großen Haushaltsgemeinschaften mit mehr als zwei Kindern ist das Verhältnis von erwerbstätigen zu nicht erwerbstätigen Personen so ungünstig, dass diese Gruppe die mit Abstand höchsten Werte für die verschiedenen Quoten aufweist. Das Ausmaß chronischer Armut - gemessen anhand des Indikators Q_2 - für Personen aus Familien mit ein oder zwei Kindern wird relativ stark von der Definition der Längsschnittpopulation beeinflusst. Man erhält für die beiden Gruppen geringere Indikatorenwerte, wenn man die starke anstelle der schwachen Definition verwendet. Die festgestellte Sensitivität lässt sich dadurch erklären, dass bei starker Definition nur solche Personen in die Analyse eingehen, deren Kinderzahl sich innerhalb des Analysezeitraums nicht verändert. Erfolgt die Abgrenzung anhand der schwachen Definition werden auch Personen berücksichtigt, die in einem der vier Jahre eine höhere Kinderzahl aufweisen. Da das Ausmaß chronischer Armut mit steigender Kinderzahl zunimmt, ist mit höheren Indikatorenwerten bei schwacher Definition der Längsschnittpopulation zu rechnen¹³.

¹³Man sollte jedoch bedenken, dass bei schwacher Definition auch Personen berücksichtigt werden, deren Kinderzahl in einem Jahr des Analysezeitraums kleiner ist. Für diese Personen ist ein geringeres Ausmaß chronischer Armut zu erwarten. Im vorliegenden Fall dominiert aber der oben geschilderte Effekt bei der Berechnung von Q_2 .

Tabelle 3.9: Chronische Armut nach Anzahl Kinder unter 18

	60%-Median mod.OECD	60%-Median BSHG	sim. Sozialhilfe
Armutquoten 2002			
keine Kinder unter 18	10,62	8,17	7,96
1 Kind unter 18	12,08	15,73	10,89
2 Kinder unter 18	12,32	17,92	11,00
mehr als 2 Kinder unter 18	21,48	39,29	18,54
Q_{1a}			
keine Kinder unter 18	5,38	3,60	2,08
1 Kind unter 18	4,44	7,26	3,37
2 Kinder unter 18	5,01	7,53	8,72
mehr als 2 Kinder unter 18	11,97	24,36	9,85
Q₂			
keine Kinder unter 18	6,13 [6,15]	3,79 [3,79]	3,26 [3,32]
1 Kind unter 18	6,38 [4,03]	8,67 [6,54]	4,72 [6,10]
2 Kinder unter 18	6,79 [5,21]	16,53 [10,52]	9,43 [5,09]
mehr als 2 Kinder unter 18	17,06 [18,41]	37,50 [40,40]	14,28 [13,59]
Q_{1b}			
keine Kinder unter 18	58,27	51,05	34,00
1 Kind unter 18	43,66	48,01	41,61
2 Kinder unter 18	37,94	39,57	72,81
mehr als 2 Kinder unter 18	74,52	64,40	74,40

Quelle: Eigene Berechnungen für den Zeitraum 1999-2002, Angaben in Prozent, Ergebnisse für Q₂ bei starker Definition der Längsschnittpopulation in eckigen Klammern, gewichtete Ergebnisse.

Betrachtet man die Armutspopulation des Jahres 2002, dann zeigt sich, dass 65% bis 75% der Armen aus Haushalten mit mehr als zwei Kindern als langzeitarm einzustufen sind. Personen aus solchen Haushalten weisen offenbar neben dem niedrigen Niveau auch eine sehr geringe Mobilität der Äquivalenzeinkommen auf. Erwähnenswert ist auch die Tatsache, dass Personen aus Gemeinschaften ohne Kinder zwar sehr selten arm sind, die Armutspopulation in dieser Gruppe aber zu 58% (mod. OECD-Skala) aus persistent armen Personen besteht. Chronische Armut bei kinderlosen Personen wird offenkundig weniger durch eine große Armutspopulation erzeugt als vielmehr durch den relativ hohen Anteil langfristiger Armut. Bei einer Analyse der Entwicklung der Indikatoren über die Jahre seit 1994 stellt man fest, dass sich die Verhältnisse, wie sie sich im Jahr 2002 darstellen, von geringfügigen Schwankungen abgesehen kaum verändert haben. Aus diesem Grund wird auf eine gesonderte Darstellung der zeitlichen Entwicklung verzichtet.

Ein-Personen-Haushalte

Neben der Kinderzahl wirkt sich auch die Anzahl Erwachsener im Haushalt auf das Ausmaß chronischer Armut aus. Daher wird im Folgenden analysiert, ob Haushalte mit nur einer erwachsenen Person stärker von persistenter Armut betroffen sind als Haushalte, in denen mehr als ein Erwachsener lebt. Dazu wird lediglich unterschieden, ob eine Person allein lebt oder ob sie zusammen mit anderen Erwachsenen und/oder Kindern einen Haushalt bildet. In Tab. 3.10 sind die Ergebnisse der Berechnungen in den verschiedenen Untergruppen zusammengestellt.

Tabelle 3.10: Chronische Armut in Ein- und Mehr-Personen-Haushalten

	60%-Median mod.OECD	60%-Median BSHG	sim. Sozialhilfe
Armutsquoten 2002			
Mehr-Personen-Haushalt	10,96	14,78	9,06
Ein-Personen-Haushalt	17,14	8,73	13,61
P-Werte	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)
Q_{1a}			
Mehr-Personen-Haushalt	4,76	7,12	4,03
Ein-Personen-Haushalt	9,88	3,24	3,76
P-Werte	(0,0000)	(0,0000)	(0,6496)
Q₂			
Mehr-Personen-Haushalt	6,70 [6,72]	10,97 [11,16]	5,38 [5,38]
Ein-Personen-Haushalt	11,72 [12,32]	4,22 [4,07]	6,09 [6,19]
Q_{1b}			
Mehr-Personen-Haushalt	49,04	50,67	55,07
Ein-Personen-Haushalt	67,62	49,95	34,22
P-Werte	(0,0000)	(0,9016)	(0,0000)

Quelle: Eigene Berechnungen für den Zeitraum 1999-2002, Angaben in Prozent, Ergebnisse für Q₂ bei starker Definition der Längsschnittpopulation in eckigen Klammern, gewichtete Ergebnisse.

Die Resultate in den Teilgruppen der Personen aus Ein- bzw. Mehr-Personen-Haushalten weisen eine starke Sensitivität bezüglich der verwendeten Äquivalenzskala auf. Die mod. OECD-Skala mit ihren geringen Bedarfsgewichten für weitere Haushaltsmitglieder sorgt dafür, dass allein Stehende höhere Armutsquoten sowie höhere Werte für Q_{1a} und Q₂ aufweisen als Menschen aus Mehr-Personen-Haushalten. Ganz anders wird die ökonomische Lage von Ein-Personen-Haushalten bewertet, wenn die Äquivalenzgewichtung mit der BSHG-Skala vorgenommen wird. In diesem Fall weisen Singles nicht nur niedrigere Armutsquoten, sondern auch ein deutlich geringeres Ausmaß chronischer

Armut auf. Interessanterweise können für beide Äquivalenzskalen die festgestellten Unterschiede zwischen den beiden Gruppen als statistisch signifikant betrachtet werden, was an den jeweils ausgewiesenen P-Werten eines t-Tests zu erkennen ist. Definiert man Armut als Sozialhilfebedürftigkeit, ergeben sich beim Vergleich chronischer Armut in den beiden Teilgruppen keine signifikanten Differenzen. Auch die Werte für den Indikator Q_{1b} zeichnen ein uneinheitliches Bild über den Anteil dauerhafter Armut in den armen Teilpopulationen, so dass eine abschließende Bewertung der gewonnenen Ergebnisse schwer fällt. Zumindest in univariater Betrachtung lässt sich keine eindeutige Aussage machen, ob nun eher Personen aus Ein- oder Mehr-Personen-Haushalten vermehrt unter persistenter Armut leiden. Vielmehr scheinen die festgestellten signifikanten Unterschiede zwischen den Gruppen eine Folge unterschiedlicher Bedarfsgewichtung zu sein¹⁴.

Ein-Eltern-Haushalte

Für allein erziehende Eltern und ihre Kinder ist aufgrund der ungünstigen Haushaltskonstellation ein überdurchschnittliches Ausmaß dauerhafter Armut zu erwarten. Sowohl die in Tab. 3.11 dargestellten Armutsquoten als auch die Quoten Q_{1a} und Q_2 sprechen eine deutliche Sprache. Allein Erziehende und ihre Haushaltsmitglieder sind im Jahr 2002 nicht nur häufiger arm, sie weisen auch ein signifikant größeres Ausmaß chronischer Armut auf. Die Ergebnisse erweisen sich gegenüber der Wahl der Äquivalenzskala als robust. Die Verwendung der politisch-administrativen Armutsgrenze führt zu den extremsten Unterschieden zwischen den Gruppen. Der Grund hierfür liegt in der Berechnung des sozialhilferechtlichen Mindestbedarfs allein erziehender Bedarfsgemeinschaften. In Form eines Mehrbedarfzuschlags auf den Eckregelsatz wird solchen Haushalten ein vergleichsweise höherer Bedarf zugestanden. Die Sozialhilfeschwelle liegt daher für Personen aus Ein-Eltern-Haushalten etwas höher, was folglich zu mehr „Armen“ und höheren Quoten chronischer Armut in dieser Personengruppe führt.

¹⁴BIEWEN (2003) kommt in seiner empirischen Studie zu chronischer Armut in Deutschland u.a. zu dem Ergebnis, dass erwachsene Singles besonders häufig von chronischer Armut betroffen sind. Er verwendet zur Bedarfsgewichtung der Haushaltseinkommen ausschließlich die mod. OECD-Skala. Der in dieser Arbeit nachgewiesene Einfluss der Äquivalenzskala legt den Verdacht nahe, dass das von Biewen gewonnene Ergebnis ein Produkt der für kleine Haushalte ungünstigen mod. OECD-Skala ist.

Tabelle 3.11: Chronische Armut in Ein-Eltern-Haushalten

	60%-Median mod.OECD	60%-Median BSHG	sim. Sozialhilfe
Armutsquoten 2002			
Nicht Allein Erziehend	10,73	12,11	7,99
Allein Erziehend	31,37	37,20	37,25
P-Werte	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)
Q_{1a}			
Nicht Allein Erziehend	5,20	5,78	2,40
Allein Erziehend	13,02	17,07	29,53
P-Werte	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)
Q₂			
Nicht Allein Erziehend	6,81 [6,82]	8,28 [8,18]	3,38 [3,36]
Allein Erziehend	21,32 [19,88]	28,87 [27,17]	36,42 [34,17]
Q_{1b}			
Nicht Allein Erziehend	55,71	51,41	39,29
Allein Erziehend	42,92	46,62	77,70
P-Werte	(0,0044)	(0,2160)	(0,0000)

Quelle: Eigene Berechnungen für den Zeitraum 1999-2002, Angaben in Prozent, Ergebnisse für Q₂ bei starker Definition der Längsschnittpopulation in eckigen Klammern, gewichtete Ergebnisse.

Konzentriert man die Analyse auf die armen Personen im Jahr 2002 und betrachtet den Anteil der dauerhaft Armen in den beiden Untergruppen, erhält man keine eindeutigen Resultate. Bei Verwendung verteilungsorientierter Einkommensgrenzen ergeben sich unter den armen Personen aus nicht allein erziehenden Haushalten höhere Werte für Q_{1b}, während bei simulierter Sozialhilfebedürftigkeit in der Gruppe der (armen) allein Erziehenden der Anteil chronischer Armut größer ausfällt. Es kann also gefolgert werden, dass sich die großen Unterschiede im Ausmaß chronischer Armut zwischen den beiden Gruppen nicht durch Unterschiede in Q_{1b} erklären lassen. Vielmehr schlagen die großen Differenzen in den Armutsquoten voll auf das Ausmaß chronischer Armut durch. Eine Analyse der zeitlichen Entwicklung chronischer Armut bei allein Erziehenden und nicht allein Erziehenden kommt zu dem Ergebnis, dass die ausgeprägten Unterschiede zwischen den Gruppen kein aktuelles Problem darstellen, sondern in vergleichbarem Ausmaß schon mindestens seit 1994 existieren. Weitere Besonderheiten lassen sich aus den Zeitreihen nicht identifizieren, so dass an dieser Stelle auf eine grafische Darstellung verzichtet wird.

3.2.3.3 Sozialtransfersystem

Bezug von Hilfe zum Lebensunterhalt (HLu)

In weiteren Analysen soll untersucht werden, ob Personen, die Transfereinkommen aus HLu, Wohngeld und Arbeitslosenhilfe beziehen, häufiger von dauerhafter Armut betroffen sind als Personen, die diese Transfers nicht erhalten. Zunächst muss man bedenken, dass sich die Empfänger der genannten Transfers einer Bedürftigkeitsprüfung unterziehen müssen, bei der die Höhe des verfügbaren Einkommens als ein wichtiger Indikator für die Bedürftigkeit des Haushaltes verwendet wird. Schon allein aufgrund dieser Bezugsvoraussetzung können Transferbezieher nicht über ein besonders hohes Einkommen verfügen. Da zudem die Sozialhilfeschwelle für die meisten Personen unterhalb der hier verwendeten verteilungsorientierten Armutsgrenzen liegt, sollten die Armutsquoten der Hilfeempfänger deutlich über denen der Nichtbezieher liegen. Die Ergebnisse in Tab. 3.12 zeigen neben den Differenzen in den Armutsquoten auch die Unterschiede im Ausmaß persistenter Armut zwischen Beziehern und Nichtbeziehern von HLu auf. Wie erwartet, weisen die Transferbezieher im Jahr 2002 signifikant höhere Armutsquoten auf. Bei Verwendung verteilungsorientierter Armutsgrenzen sind im Jahr 2002 ca. 80% der Hilfeempfänger arm. Von diesen armen Hilfeempfängern gelten 62,65% (mod. OECD-Skala) als chronisch arm, was schließlich einen Wert für den Indikator Q_{1a} von 44,93% ergibt. In der Gruppe der Nichtbezieher fällt der Wert für Q_{1a} mit ca. 5% deutlich geringer aus. Die Zahlen in Tab. 3.12 zeigen eindeutig, dass HLu-Bezieher - unabhängig von der Wahl der Armutsgrenze oder der Äquivalenzskala - signifikant höhere Werte für alle hier berechneten Indikatoren aufweisen. Bedenkt man jedoch, dass nur Personen mit besonders geringen Einkommen überhaupt berechtigt sein können, HLu in Anspruch zu nehmen, kann dieses Ergebnis nicht sonderlich überraschen.

Misst man Armut mit Hilfe der simulierten Sozialhilfeschwelle, ergeben sich in der Gruppe der Personen, die keine HLu beziehen, besonders interessante Interpretationen für die verschiedenen Quoten. Um Unschärfen bei der Sozialhilfesimulation zu reduzieren, wurde in Kap. 2.1.4.2 ein Korrekturschritt vorgestellt, der alle Haushalte, die angegeben haben, in einem bestimmten Jahr HLu zu beziehen, als bezugsberechtigt einstuft. Diesem Verfahren ent-

Tabelle 3.12: Chronische Armut nach Bezug von HLu

	60%-Median mod.OECD	60%-Median BSHG	sim. Sozialhilfe
Armutsquoten 2002			
Kein Bezug von Hlu	10,45	12,08	7,67
Bezug von Hlu	78,06	80,95	100,00
P-Werte	0,0000	0,0000	0,0000
Q_{1a}			
Kein Bezug von Hlu	5,00	5,68	2,96
Bezug von Hlu	44,93	51,80	64,94
P-Werte	0,0000	0,0000	0,0000
Q₂			
Kein Bezug von Hlu	6,37 [5,83]	7,99 [7,35]	3,53 [2,74]
Bezug von Hlu	69,46 [64,83]	84,44 [88,85]	99,14 [100,00]
Q_{1b}			
Kein Bezug von Hlu	52,42	48,91	46,12
Bezug von Hlu	62,65	65,61	64,94
P-Werte	0,0419	0,0003	0,0000

Quelle: Eigene Berechnungen für den Zeitraum 1999-2002, Angaben in Prozent, Ergebnisse für Q₂ bei starker Definition der Längsschnittpopulation in eckigen Klammern, gewichtete Ergebnisse.

sprechend weisen die HLu-Bezieher eine Armutsquote von 100% auf. Wenn alle bezugsberechtigten Personen ihren Sozialhilfeanspruch auch wahrnehmen, müsste die Armutsquote unter den Nichtbeziehern bei null liegen. Tatsächlich kann aus Tab. 3.12 aber entnommen werden, dass 2002 ca. 7,7% der Nichtbezieher berechtigt gewesen wären, HLu in Anspruch zu nehmen. Dieser Wert für die Armutsquote kann als Schätzwert für das Ausmaß „latenter“ oder „verdeckter Armut“ interpretiert werden. Ausgehend von dieser Zahl lässt sich eine Schätzung für die sog. Quote der Nichtinanspruchnahme (QNI) ableiten, indem man die Anzahl der latent armen Personen durch die Gesamtzahl aller Anspruchsberechtigten dividiert. Man erhält auf diese Weise im Jahr 2002 einen Wert von 76%. Damit liegt diese Schätzung der QNI sogar noch über den Ergebnissen, die von RIPHAHN (2000) bzw. KAYSER und FRICK (2000) errechnet wurden. In der erstgenannten Arbeit wird mit Daten der Einkommens- und Verbrauchsstichprobe (EVS) aus dem Jahr 1993 ein Schätzwert für die QNI von 63% berechnet, während die letztgenannten Autoren anhand von Daten aus dem SOEP eine QNI von ebenfalls 63% für das Jahr 1996 ableiten¹⁵.

¹⁵In der Arbeit von KAYSER und FRICK (2000), deren Schätzung ebenfalls auf Daten aus dem SOEP beruht, wird auf die pauschale Berücksichtigung einmaliger Leistungen verzichtet. Die Tatsache, dass dieser zusätzliche Bedarf nicht berücksichtigt wurde, erklärt die etwas geringere Schätzung der QNI.

Betrachtet man anstelle der Armutsquote den Indikator Q_{1a} in der Teilgesamtheit der Nichtbezieher, dann lässt sich die resultierende Zahl als ein Schätzwert für das Ausmaß dauerhafter latenter Armut deuten. So gilt im Jahr 2002 für 3% der Personen, die keine HLu beziehen, dass sie sowohl in diesem als auch in mindestens zwei der drei vorangegangenen Jahre anspruchsberechtigt gewesen sind. Schließlich verrät der Wert für Q_{1b} in der Gruppe der Nichtbezieher etwas darüber, wie groß der Anteil dauerhafter latenter Armut an den latent Armen des Jahres 2002 ausfällt. Mit 46% liegt dieser Anteil geringfügig unter dem Wert von 50%, der in der Gesamtpopulation festgestellt werden kann. Ausgehend von diesen ersten Erkenntnissen über Ausmaß und Dauerhaftigkeit verdeckter Armut bieten sich verschiedene weitere Forschungsansätze an. Einige Autoren analysieren beispielsweise das Verhalten bezugsberechtigter Bedarfsgemeinschaften und modellieren zu diesem Zweck die Bezugsentscheidung in Abhängigkeit verschiedener Einflussfaktoren. Aber auch die Dauer latenter Armut ließe sich anhand der vorliegenden Daten untersuchen. Eine solche Analyse ist jedoch nicht Gegenstand dieser Arbeit. An dieser Stelle soll lediglich auf die Interpretationsmöglichkeiten der berechneten Indikatoren hingewiesen werden. Eine detaillierte Analyse der Inanspruchnahme von Sozialhilfe wird in dieser Arbeit nicht vorgenommen.

Bezug von Wohngeld

Anders als die HLu hat das Wohngeld nicht die Sicherung des Lebensunterhalts zur Aufgabe, sondern soll den Betroffenen ein angemessenes und familiengerechtes Wohnen wirtschaftlich ermöglichen. Für Wohngeldbezieher kann - gemäß der theoretischen Überlegungen in Kap. 2.3.3 - ein höheres Ausmaß dauerhafter Armut erwartet werden als für Nichtbezieher. Die Ausgestaltung der Einkommensgrenzen lässt aber vermuten, dass die Betroffenheit nicht ganz so stark sein dürfte wie unter den HLu-Empfängern. Die Ergebnisse in Tab. 3.13 zeigen, dass sich für alle Indikatoren signifikante Unterschiede zwischen den beiden Gruppen ergeben. So liegt das Ausmaß chronischer Armut Q_{1a} mit ca. 40% in der Gruppe der Wohngeldempfänger gut zehn mal so hoch wie in der Gruppe der Nichtbezieher. Die Wohngeldempfänger weisen aber nicht nur ein niedrigeres Einkommensniveau auf, sondern müssen auch mit weniger mobilen Äquivalenzeinkommen leben. Denn auch unter den armen Beziehern der Transferleistung fällt das Ausmaß chronischer Armut größer aus als unter den

Tabelle 3.13: Chronische Armut nach Bezug von Wohngeld

	60%-Median mod.OECD	60%-Median BSHG	sim. Sozialhilfe
Armutsquoten 2002			
Kein Bezug von Wohngeld	8,48	10,12	5,86
Bezug von Wohngeld	59,57	61,54	63,21
P-Werte	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)
Q_{1a}			
Kein Bezug von Wohngeld	3,41	4,17	1,62
Bezug von Wohngeld	40,68	41,78	40,68
P-Werte	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)
Q₂			
Kein Bezug von Wohngeld	4,58 [3,99]	6,29 [5,48]	2,25 [1,79]
Bezug von Wohngeld	56,68 [58,63]	71,10 [70,55]	59,99 [60,85]
Q_{1b}			
Kein Bezug von Wohngeld	46,39	44,41	36,30
Bezug von Wohngeld	67,05	64,58	65,31
P-Werte	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)

Quelle: Eigene Berechnungen für den Zeitraum 1999-2002, Angaben in Prozent, Ergebnisse für Q₂ bei starker Definition der Längsschnittpopulation in eckigen Klammern, gewichtete Ergebnisse.

armen Personen, die kein Wohngeld erhalten. Allerdings liegen sowohl die Armutsquoten als auch die Quoten chronischer Armut der Wohngeldempfänger deutlich unter denen der HLu-Bezieher. Wenn man untersucht, wie sich dauerhafte Armut in den beiden Teilgruppen seit 1994 entwickelt hat, findet man in allen Jahren ähnliche Differenzen zwischen Beziehern und Nichtbeziehern der Transferleistung. Eine grafische Darstellung der parallel verlaufenden Zeitreihen liefert keine neue Erkenntnis und soll daher an dieser Stelle unterbleiben.

Bezug von Arbeitslosenhilfe

Die Leistung der Arbeitslosenhilfe richtet sich nach der Höhe des letzten Arbeitseinkommens. Insbesondere wenn dieses letzte Arbeitseinkommen überdurchschnittlich hoch war, kann ein Transfereinkommen erwartet werden, das zumindest in der Nähe der hier verwendeten verteilungsorientierten Armutsgrenzen liegt. Einschränkend sollte man allerdings bedenken, dass nur solche Personen Arbeitslosenhilfe beziehen können, die keinen Anspruch auf Arbeitslosengeld mehr haben und folglich schon seit längerer Zeit arbeitslos sind. Die Indikatorenwerte in Tab. 3.14 zeigen für das Jahr 2002 in der Gruppe der Transferbezieher sowohl signifikant höhere Armutsquoten als auch ein größeres

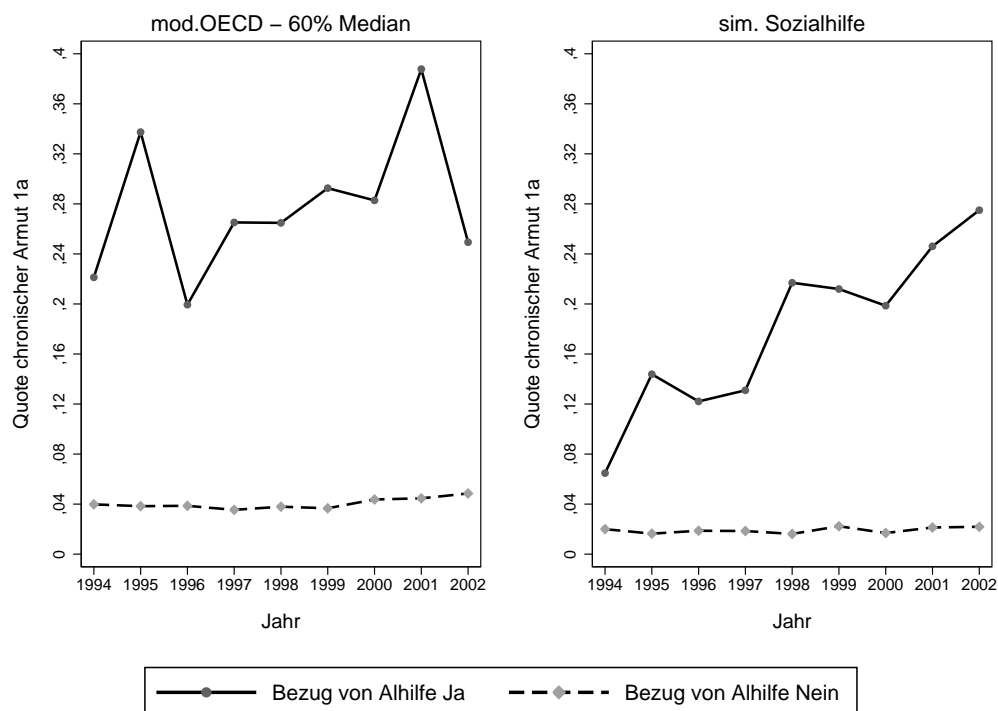
Tabelle 3.14: Chronische Armut nach Bezug von Arbeitslosenhilfe

	60%-Median mod.OECD	60%-Median BSHG	sim. Sozialhilfe
Armutquoten 2002			
Kein Bezug von Alhilfe	10,17	10,52	7,17
Bezug von Alhilfe	47,84	47,30	52,65
P-Werte	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)
Q_{1a}			
Kein Bezug von Alhilfe	4,85	4,50	2,19
Bezug von Alhilfe	24,94	27,64	27,50
P-Werte	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)
Q₂			
Kein Bezug von Alhilfe	6,19 [5,97]	6,69 [6,16]	3,32 [2,95]
Bezug von Alhilfe	45,12 [51,02]	40,21 [43,47]	38,04 [44,06]
Q_{1b}			
Kein Bezug von Alhilfe	55,18	48,77	39,27
Bezug von Alhilfe	55,19	57,89	52,12
P-Werte	(0,9989)	(0,0578)	(0,0130)

Quelle: Eigene Berechnungen für den Zeitraum 1999-2002, Angaben in Prozent, Ergebnisse für Q₂ bei starker Definition der Längsschnittpopulation in eckigen Klammern, gewichtete Ergebnisse.

Ausmaß dauerhafter Armut. Bei einer Messung mit Q_{1a} gelten etwas mehr als ein Viertel der Arbeitslosenhilfeempfänger als chronisch arm. Bei Verwendung von Q₂ liegen die Quoten dauerhafter Armut für die Hilfeempfänger, wie erwartet, etwas darüber. Verwendet man die starke Entscheidungsregel zur Bildung der Untergruppen und berücksichtigt nur die Personen, die in allen Jahren bzw. in keinem Jahr Arbeitslosenhilfe beziehen, dann zeigen sich noch etwas größere Unterschiede zwischen den Gruppen. Für den Indikator Q_{1b} ergeben sich höchstens schwach signifikante Unterschiede zwischen Beziehern und nicht Beziehern der Transferleistung. Die Einkommensmobilität armer Arbeitslosenhilfeempfänger fällt offenbar nur geringfügig schwächer aus als bei den armen Nichtbeziehern. Aus Abb. 3.9 ist ersichtlich, dass der Bezug von Arbeitslosenhilfe schon seit einigen Jahren mit einem höheren Ausmaß chronischer Armut einhergeht. In beiden Grafiken ist seit 1996 ein starker Anstieg der Betroffenheit in der Gruppe der Hilfeempfänger zu beobachten. Dieser Anstieg lässt sich ähnlich wie die Entwicklung für die arbeitslos Gemeldeten und die Personen ohne Schulabschluss durch die Zunahme der Arbeitslosigkeit in Deutschland erklären. Insbesondere die starke Zunahme der Anzahl Langzeitarbeitsloser in Ostdeutschland, dürfte maßgeblich für die Zunahme chronischer Armut ver-

Abbildung 3.9: Entwicklung des Indikators Q_{1a} seit 1994 nach Bezug von Arbeitslosenhilfe



antwortlich sein (vgl. SVR 2004: 315). Ein wenig überraschend ist der signifikante Rückgang chronischer Armut im Jahr 2002, der im linken Schaubild von Abb. 3.9 beobachtet werden kann. Ein vergleichbarer Rückgang von Q_{1a} ist in Abb. 3.8 für die Gruppe der Arbeitslosen zu sehen. Um abschließend die Bedeutung des Bezugs von HLu, Wohngeld oder Arbeitslosenhilfe für das Ausmaß chronischer Armut beurteilen zu können, sollten die Ergebnisse einer differenzierteren, multivariaten Analyse abgewartet werden. Denn es ist durchaus denkbar, dass Transferbezieher sich nicht signifikant von Nichtbeziehern unterscheiden, wenn man andere Variablen wie Schulbildung, Erwerbsstatus oder Haushaltszusammenhang konstant hält. Bevor in Kap. 3.3 die Ergebnisse multivariater Analysen präsentiert werden, sollen die in diesem Kapitel gewonnenen Ergebnisse einer ausführlichen Sensitivitätsanalyse unterzogen werden. Dabei wird überprüft, wie sich das gemessene Ausmaß chronischer Armut in der Gesamtbevölkerung sowie in den verschiedenen Teilpopulationen ändert, wenn man den Einkommensmittelwert bei verteilungsorientierten Armutsgrenzen variiert oder die Länge des Analysezeitraums verdoppelt.

3.2.4 Sensitivitätsanalysen

Da Armut ein normatives Konzept ist, werden zur empirischen Messung von Armut subjektive Festlegungen benötigt, deren Richtigkeit nicht definitiv beurteilt werden kann. So werden beispielsweise bei Verwendung verteilungsorientierter Einkommensgrenzen Entscheidungen über die Art der Bedarfsgewichtung, den geeigneten Einkommensmittelwert sowie einen angemessenen Bruchteil benötigt. Untersucht man, wie in den vorangegangenen Abschnitten, das Ausmaß dauerhafter Armut, kommt noch die Festlegung der Länge des Analysezeitraums als weitere normative Setzung hinzu. Inhaltliche Aussagen über das Ausmaß chronischer Armut in der Gesamtbevölkerung oder über Unterschiede zwischen Personen aus verschiedenen Teilpopulationen sollten auf Stabilität bei Variation der getroffenen Annahmen geprüft werden. Die im Folgenden dargestellten Sensitivitätsanalysen haben das Ziel, zu überprüfen, wie sensibel die in Kap. 3.2 berechneten Indikatorenwerte auf Änderungen der Äquivalenzskala, des verwendeten Mittelwertes oder der Länge des Analysezeitraums reagieren. Vergleichsberechnungen mit unterschiedlichen Äquivalenzskalen wurden bereits in den vorangegangenen Abschnitten durchgeführt und bei der Interpretation berücksichtigt. Dabei zeigt sich, dass die Art der Äquivalenzgewichtung teils erheblichen Einfluss auf die gewonnenen Ergebnisse hat. Immer wenn chronische Armut in Teilgesamtheiten gemessen wird, in denen sich Menschen (auch) bezüglich ihrer Haushaltsgröße unterscheiden, fallen die Ergebnisse, die unter Verwendung der beiden Äquivalenzskalen gewonnen werden, deutlich auseinander. Am deutlichsten zeigt sich der Einfluss der Bedarfsgewichtung, wenn das Ausmaß chronischer Armut für Personen aus Ein- und Mehr-Personen-Haushalten geschätzt wird. Bei Verwendung der mod. OECD-Skala weisen allein Stehende ein Ausmaß dauerhafter Armut auf, das knapp doppelt so hoch ist wie für Personen aus Mehr-Personen-Haushalten. Bei Bedarfsgewichtung mit der BSHG-Skala erhält man ein umgekehrtes Ergebnis.

In Kap. 3.2 werden die verteilungsorientierten Einkommensgrenzen ausschließlich als 60% des Medianeinkommens fixiert. Auch die Länge des Analysezeitraums bleibt mit vier Jahren konstant. Gerade aber von der Wahl des Analysezeitraums kann ein nicht unerheblicher Einfluss auf die verschiedenen Quoten

erwartet werden. Aus diesem Grund werden im Folgenden zwei Arten von Sensitivitätsberechnungen durchgeführt. Zum einen soll in Kap. 3.2.4.1 untersucht werden, ob sich die Erkenntnisse über dauerhafte Armut grundsätzlich ändern, wenn man anstelle des Median den Modus (bei konstantem Bruchteil von 60%) zur Bildung der Einkommensgrenzen verwendet. Man erhält dann für linkssteile Einkommensverteilungen niedrigere Armutsgrenzen. Zum zweiten werden in Kap. 3.2.4.2 zum Vergleich Werte für die Indikatoren Q_{1a} , Q_2 und Q_{1b} in einem achtjährigen Analysezeitraum von 1995 bis 2002 berechnet.

3.2.4.1 Auswirkungen der verwendeten Mittelwertform

Da die Verteilung der Äquivalenzeinkommen in Deutschland als linkssteil bezeichnet werden kann, ist der Schätzwert für den Modus kleiner als der Median der Verteilung¹⁶. Somit fällt die Zahl der als arm klassifizierten Menschen bei dieser alternativen Grenzbestimmung kleiner aus. Es kann also im Vergleich zu den vorausgegangenen Berechnungen mit niedrigeren Armutsquoten und geringeren Werten für Q_{1a} und Q_2 gerechnet werden. Weil bei der Berechnung der Quote Q_{1b} die gesunkene Zahl der chronisch Armen auf die ebenfalls zurückgegangene Armutspopulation bezogen wird, sollten sich für diesen Indikator keine großen Änderungen ergeben. Interessanter dürfte die Frage sein, ob bei niedrigeren Armutsgrenzen persistente Armut in allen Bevölkerungsgruppen gleichmäßig zurückgeht oder ob bestimmte Gruppen einen überproportionalen Rückgang verzeichnen, während sich das Ausmaß chronischer Armut in anderen Gruppen nur geringfügig ändert. Arme Personen aus solchen Teilpopulationen zeichnen sich durch ein besonders niedriges Äquivalenzeinkommen aus. Denn selbst ein Absinken der Armutsgrenze reicht nicht aus, um diesen Menschen in mehreren Jahren über die Armutsgrenze zu verhelfen. Die Armutsintensität (bei Verwendung der 60%-Median-Grenze) muss in diesem Personenkreis tendenziell höher ausfallen. Im Umkehrschluss dürften Personen aus Gruppen mit überproportionalem Rückgang nur einen geringen Abstand zu einer Armutsgrenze aufweisen, die als 60% des Median definiert wird.

¹⁶Im Jahr 2002 ergibt sich für die Verteilung der Äquivalenzeinkommen (mod. OECD-Skala) ein Schätzwert des Schiefekoeffizienten von ca. 15, was deutlich für einen linkssteilen Verteilungstyp spricht.

Durch diese Art der Vergleichsberechnung fließt somit auch der Aspekt der Armutsintensität in die Analyse ein. In Tab. 3.15 sind die Ergebnisse für die verschiedenen Indikatoren kompakt zusammengestellt. Wie im vorangegangenen Kapitel werden die Indikatoren auf Basis von zwei verteilungsorientierten Armutsgrenzen mit unterschiedlicher Äquivalenzgewichtung berechnet. Zum Vergleich werden die Werte bei Verwendung der simulierten Sozialhilfeschwelle mit ausgewiesen, obwohl sich an diesen im Vergleich zu den Berechnungen in Kap. 3.2 nichts ändert.

Die erste Zeile in Tab. 3.15 zeigt die Werte für die verschiedenen Armutsindikatoren in der Gesamtbevölkerung. Wie erwartet, geht das Niveau der Armutsquoten sowie von Q_{1a} und Q_2 spürbar zurück. Bei Verwendung der BSHG-Skala erhält man eine Armutsquote, die mit 7,3% in etwa halb so groß ist wie der Wert, der sich bei einer Grenzdefinition von 60% des Median ergibt. Auch das Ausmaß chronischer Armut reduziert sich je nach Indikator und verwendeter Äquivalenzskala um etwa die Hälfte. Daraus lässt sich schließen, dass knapp die Hälfte der armen Personen in mehreren Perioden über Äquivalenzeinkommen verfügen müssen, die zwar kleiner als die 60%-Median-Grenze aber größer als die 60%-Modus-Grenze sind. Der Frage, ob die Verringerung des Ausmaßes chronischer Armut für verschiedene Untergruppen stärker oder schwächer ausfällt als der durchschnittliche Rückgang in der Gesamtbevölkerung, lässt sich durch eine Betrachtung der gruppenspezifischen Armutsquoten bzw. Quoten chronischer Armut nicht ohne weiteres beantworten. Vielmehr muss der Rückgang der Indikatorenwerte in den verschiedenen Untergruppen in Relation zum Rückgang in der Gesamtbevölkerung interpretiert werden. Beispielsweise zeigt sich bei regionaler Analyse chronischer Armut, dass der Wert für Q_{1a} in der Gruppe der Ostdeutschen von 9,03% auf 4,26% zurückgeht, wenn die Armutsgrenze nicht als 60% des Median- sondern als 60% des Modaläquivalenzeinkommens fixiert wird. Diese absolute Reduktion von 4,77 Prozentpunkten entspricht einem relativen Rückgang um 52,8%. In Westdeutschland hingegen kann bei Änderung der Armutsgrenze ein Rückgang von Q_{1a} um 46,7% festgestellt werden, während in der Gesamtpopulation das gemessene Ausmaß chronischer Armut um 48,6% sinkt. Menschen aus dem Osten der Republik scheinen daher von einer niedrigeren Armutsgrenze überdurchschnittlich stark zu „profitieren“. Dieses aus ostdeutscher Sicht positive Ergebnis kann jedoch

Tabelle 3.15: Chronische Armut in verschiedenen Teilpopulationen - Einkommensgrenze 60%-Modus

Faktoren	Arbeitsquoten			Q1a			Q2 – schwach		
	OECD	BSHG	Sozialhilfe	OECD	BSHG	Sozialhilfe	OECD	BSHG	Sozialhilfe
Alle	7,25	7,27	9,86	2,91	3,13	3,98	4,26	4,93	5,43
Region									
Ost	9,20	8,76	10,13	4,26	5,10	4,56	7,61	7,51	6,42
West	6,78	6,91	9,80	2,57	2,64	3,84	3,39	4,27	5,20
Alter									
unter 25	10,48	12,74	16,01	4,00	6,24	7,75	6,12	9,37	9,69
26-40	6,06	6,53	9,95	2,09	2,72	4,20	3,23	4,05	5,86
41-60	5,58	5,76	7,70	2,17	2,59	2,62	3,49	4,07	3,55
61-99	6,37	3,26	5,13	3,29	1,09	1,75	4,30	2,12	3,06
Nationalität									
Nicht Deutsch	12,64	19,02	20,49	6,08	10,41	7,72	9,70	17,73	9,78
Deutsch	6,92	6,55	9,21	2,72	2,69	3,76	3,93	4,14	5,17
Schulabschluss									
Hauptschule	7,53	6,07	7,71	3,32	2,05	3,00	5,06	4,08	4,57
Realschule	4,94	4,58	7,20	1,68	1,63	2,62	2,45	2,82	3,70
Abitur	4,02	3,02	6,65	0,90	1,05	0,91	1,56	1,19	1,78
Ohne Abschluss	23,63	19,09	27,42	13,31	14,63	14,60	16,44	18,17	13,05
Erwerbsstatus									
Vollzeit	2,82	3,37	3,40	0,97	1,38	0,60	1,30	2,13	0,81
Teilzeit	5,64	5,60	8,47	1,03	1,68	2,62	3,98	4,91	4,91
Arbeitslos	29,53	27,01	44,53	11,60	12,13	17,07	19,83	18,31	21,57
Nicht verfügbar	6,42	3,00	5,04	3,48	1,04	1,77	4,25	1,83	3,41
Sonst. nicht Erwerbstätige	10,35	9,56	13,82	5,00	4,41	6,33	7,13	7,09	7,95
Anzahl Kinder u. 18									
keine Kinder u. 18	6,63	4,06	7,96	2,74	1,30	2,08	3,20	1,78	3,26
1 Kind u. 18	6,98	8,54	10,89	2,55	3,63	3,37	4,89	5,03	4,72
2 Kinder u. 18	6,36	9,50	11,00	2,48	4,67	8,72	3,32	6,85	9,43
> 2 Kinder u. 18	14,01	22,27	18,54	5,88	12,88	9,85	9,56	18,40	14,28
Ein-Personen-Haushalte									
Mehr-Personen-HH	6,31	7,87	9,06	2,43	3,58	4,03	3,83	5,56	5,38
Ein-Personen-HH	11,63	4,45	13,61	5,14	1,02	3,76	6,44	1,87	6,09
Ein-Eltern-Haushalte									
kein Ein-Eltern-HH	6,40	6,21	7,99	2,74	2,63	2,40	3,74	4,26	3,38
Ein-Eltern-HH	19,64	22,73	37,25	5,61	11,24	29,53	15,18	18,74	36,42
Bezug von Hiu									
Nein	5,97	5,95	7,67	2,44	2,58	2,96	3,36	3,78	3,53
Ja	60,16	61,51	100,00	30,90	36,24	64,94	53,86	74,46	99,14

Quelle: Eigene Berechnungen für den Zeitraum 1999-2002, Angaben in Prozent, gewichtete Ergebnisse.

nicht bestätigt werden, wenn die Bedarfsgewichtung mit der BSHG-Skala vorgenommen wird. Vergleichsberechnungen mit Indikator Q_2 führen ebenfalls nicht zu eindeutigen Aussagen. Man kann also folgern, dass die Verwendung des Modaleinkommens chronische Armut für ost- und westdeutsche Personen in ähnlichem Maße reduziert.

Ebenso wie für ost- und westdeutsche Personen kann eine vergleichende Analyse auch für alle anderen in Kap. 3.2.3 betrachteten Untergruppen durchgeführt werden. Es zeigt sich, dass der Übergang von der 60%-Median- zur 60%-Modus-Grenze das gemessene Ausmaß statischer wie chronischer Armut nicht in allen Gruppen gleichmäßig reduziert, sondern dass es Personengruppen mit spezifischen Eigenschaften gibt, deren Betroffenheit durch die niedrigeren Armutsgrenzen nur geringfügig reduziert wird. Zu diesen Eigenschaften zählen insbesondere ein geringes Lebensalter (unter 25), fehlende Schulbildung (kein Schulabschluss), Arbeitslosigkeit sowie der Bezug von HLu, Wohngeld und Arbeitslosenhilfe¹⁷. Auch Personen aus Ein-Eltern-Haushalten können meist nur unterdurchschnittlich geringere Quoten chronischer Armut verzeichnen. Personen mit diesen Eigenschaften weisen in mehreren Jahren so geringe Äquivalenzeinkommen auf, dass viele von ihnen auch bei einer niedrigeren Armutsgrenze chronisch arm bleiben. Zu den Personen, denen eine niedrigere Einkommensgrenze besonders häufig aus persistenter Armut verhilft, gehören neben Rentnern mit über 60 Lebensjahren auch Menschen mit Haupt- oder Realschulabschluss, Voll- und Teilzeiterwerbstätige, sowie Personen aus Haushalten ohne Kinder. Interessanterweise sinken die Quoten chronischer Armut für Personen mit Abitur leicht unterdurchschnittlich. Dieses auf den ersten Blick überraschende Ergebnis lässt sich vielleicht dadurch erklären, dass Personen mit Abitur überhaupt nur sehr selten chronisch arm sind und die wenigen Betroffenen neben der günstigen Schulbildung noch weitere, eher risikoerhöhende Eigenschaften haben müssen. Im Hinblick auf Eigenschaften wie die regionale Herkunft (Ost- oder Westdeutschland), das Geschlecht¹⁸, die Nationalität und den Haushaltsstatus i.S.v. Ein- oder Mehrpersonen-Haushalt können kei-

¹⁷Da sich bezüglich der Veränderung der Indikatoren bei Bezug von Wohngeld und Arbeitslosenhilfe dieselben Ergebnisse zeigen wie für den Bezug von HLu, wird auf eine Präsentation der Indikatoren für Bezieher der beiden erstgenannten Transfers verzichtet.

¹⁸Auf eine Darstellung der Ergebnisse für Männer und Frauen wird daher in Tab. 3.15 verzichtet.

ne besonderen Entwicklungen beim Übergang von der 60%-Median- zur 60%-Modus-Grenze ausgemacht werden. Das Ausmaß dauerhafter Armut reduziert sich in diesen Teilgesamtheiten proportional zur Entwicklung in der Gesamtbevölkerung.

3.2.4.2 Auswirkungen der Länge des Analysezeitraums

Den Berechnungen in Kap. 3.2 wird als Kompromiss zwischen den verschiedenen Anforderungen an einen geeigneten Analysezeitraum ein vier Jahre umfassendes Zeitfenster zu Grunde gelegt. Da eine Festlegung auf genau vier Jahre theoretisch nicht begründet ist, soll durch Sensitivitätsberechnungen geprüft werden, ob sich grundlegende Änderungen im Ausmaß chronischer Armut ergeben, wenn man die Länge des Untersuchungszeitraums variiert. Da Zeiträume, die weniger als vier Jahre umfassen, nicht mehr geeignet erscheinen, um langandauernde Armut erfassen zu können, wird im Folgenden ein deutlich längerer Analysezeitraum definiert, der die acht Jahre von 1995 bis 2002 umfasst. Bevor auf die Ergebnisse im Einzelnen eingegangen wird, wird diskutiert, wie sich die Verlängerung des Analysezeitraums auf das Verständnis chronischer Armut, das den Indikatoren Q_{1a} und Q_2 zu Grunde liegt, auswirkt und welche wertmäßigen Änderungen für die beiden Quoten zu erwarten sind.

Bei der Berechnung von Q_2 werden diejenigen Einheiten als dauerhaft arm betrachtet, deren Durchschnittseinkommen im Analysezeitraum kleiner ist als der Durchschnittswert der Armutsgrenzen. Verdoppelt man den Analysezeitraum, bewirkt die Verwendung des arithmetischen Mittels eine stärkere Glättung von transitorischen Einkommensschwankungen. Wenn davon ausgegangen werden kann, dass ein großer Teil der Armut vorübergehender Natur ist und dieses Phänomen über die Zeit konstant bleibt, können für Indikator Q_2 in längeren Analysezeiträumen tatsächlich etwas niedrigere Werte erwartet werden. Vorübergehende Einkommensschwächen, die eine Person in einem Vierjahreszeitfenster möglicherweise als dauerhaft arm erscheinen lassen, werden in längeren Zeiträumen „herausgeglättet“. Ganz eindeutig lassen sich die Reak-

tionen dieses Indikators a priori aber nicht abschätzen¹⁹. Etwas anders liegen die Dinge bei Betrachtung des Indikators Q_{1a} . Zunächst ist zu überlegen, in wie vielen Jahren eine Person mindestens arm sein muss, um auch in einem längeren Zeitraum als dauerhaft arm klassifiziert zu werden. Für die im Folgenden präsentierten Vergleichsberechnungen gilt eine Person als chronisch arm, wenn sie im Jahr 2002 arm ist und in mindestens sechs der sieben vorangegangenen Perioden. Ganz bewusst wird dabei eine restriktivere Definition persistenter Armut gewählt. Nur wer in fast jedem der acht untersuchten Jahre über ein bedarfsgewichtetes Einkommen unterhalb der Armutsgrenze verfügt, wird als chronisch arm betrachtet. Da deutlich weniger Personen diese Bedingung für chronische Armut erfüllen, kann mit signifikant geringeren Werten für die Indikatoren Q_{1a} und Q_{1b} gerechnet werden. Ähnlich wie bei den Sensitivitätsberechnungen im vorangegangenen Abschnitt ist auch in vorliegendem Fall von besonderem Interesse, ob chronische Armut in jeder Teilpopulation gleichmäßig reduziert wird oder ob es bestimmte Personengruppen gibt, für die lediglich ein unterdurchschnittlicher Rückgang des Indikators Q_{1a} festzustellen ist.

Die Quoten chronischer Armut, wie sie auf Basis eines acht Jahre umfassenden Analysezeitraums berechnet werden, sind in Tab. 3.16 zusammengestellt. Gemäß der oben formulierten Erwartungen führt die restriktivere Definition des Indikators Q_{1a} zu einem deutlichen Rückgang des gemessenen Ausmaßes chronischer Armut. Im Vergleich zu den Werten, die auf Basis eines Vierjahreszeitraumes berechnet werden, sinkt Q_{1a} für die verteilungsorientierten Armutsgrenzen um 55,1% (mod. OECD-Skala) bzw. 44,6% (BSHG-Skala). Noch auffälliger fällt die Reduktion bei Verwendung der simulierten Sozialhilfeschwelle aus. Nur noch 1,44% der Bevölkerung ist im Jahr 2002 und in mindestens sechs der sieben vorangegangenen Jahre berechtigt, HLu zu beziehen. Im Vergleich zu den 3,98%, die auf Basis des kürzeren Analysezeitraums ermittelt wurden, bedeutet dies einen Rückgang um etwas weniger als zwei Drittel. Auch Indikator Q_2 zeigt ein vergleichsweise geringeres Ausmaß dauerhafter Armut an, wobei die Reduktion weniger stark ausfällt als für Indikator Q_{1a} . Die Tatsache, dass auch Q_{1b} geringere Werte annimmt, kann nicht überra-

¹⁹Um die Wirkung einer Verlängerung des Analysezeitraums präziser abschätzen zu können, müsste u.a. auch die konjunkturelle Entwicklung innerhalb der betrachteten Jahre berücksichtigt werden.

Tabelle 3.16: Chronische Armut in verschiedenen Teilpopulationen - Analysezeitraum 1995-2002

Faktoren	Q1a			Q2 – schwach			Q1b		
	OECD	BSHG	Sozialhilfe	OECD	BSHG	Sozialhilfe	OECD	BSHG	Sozialhilfe
Alle	2,54	3,57	1,44	5,71	8,01	3,27	28,27	33,18	21,94
Region									
Ost	4,86	7,49	2,43	10,96	13,88	3,37	35,00	47,63	31,45
West	1,91	2,51	1,17	4,27	6,48	3,19	24,96	26,65	18,77
Alter									
unter 25	3,19	6,99	2,47	8,30	15,95	5,73	24,30	36,57	23,19
26-40	1,71	2,99	1,70	4,13	7,08	3,07	27,07	30,61	24,50
41-60	1,63	2,89	1,15	4,14	5,80	2,29	20,79	29,29	18,96
61-99	3,63	2,13	0,78	6,20	3,75	2,53	40,37	34,94	21,07
Nationalität									
Nicht Deutsch	7,92	12,08	5,45	19,48	28,53	15,99	35,49	42,38	34,30
Deutsch	2,28	3,15	1,25	5,01	6,89	2,62	27,32	31,89	20,37
Schulabschluss									
Hauptschule	3,41	3,08	1,35	6,21	5,47	2,91	33,21	32,84	23,58
Realschule	1,30	2,41	0,62	4,11	6,26	1,64	26,06	30,95	13,26
Abitur	0,44	0,57	0,13	1,26	1,33	0,12	9,76	13,87	2,57
Ohne Abschluss	12,06	12,07	7,61	26,79	33,78	18,45	38,51	35,81	36,13
Erwerbsstatus									
Vollzeit	0,54	1,31	0,18	1,15	2,79	0,26	15,62	24,61	7,38
Teilzeit	2,17	3,25	0,30	4,20	6,88	2,35	26,70	31,03	6,34
Arbeitslos	11,60	13,89	10,96	37,60	32,29	26,05	37,79	44,08	36,71
Nicht verfügbar	2,98	1,61	0,81	4,89	2,51	2,49	33,71	29,72	21,23
Sonst. nicht Erwerbstätige	3,74	4,18	2,11	6,74	8,59	3,76	29,19	28,62	18,88
Anzahl Kinder u. 18									
keine Kinder u. 18	2,42	1,89	0,66	4,05	2,50	1,77	30,13	30,84	11,67
1 Kind u. 18	2,61	4,49	1,88	8,29	10,59	4,25	25,68	28,25	26,46
2 Kinder u. 18	0,85	3,45	1,98	3,75	11,88	4,18	10,38	25,01	27,84
> 2 Kinder u. 18	7,40	16,85	6,26	13,86	27,72	9,31	44,17	51,05	49,69
Ein-Personen-Haushalte									
Mehr-Personen-HH	2,19	4,03	1,40	5,37	9,16	3,25	26,93	34,18	25,27
Ein-Personen-HH	4,20	1,41	1,62	8,20	2,39	4,10	32,21	23,83	14,25
Ein-Eltern-Haushalte									
kein Ein-Eltern-HH	2,34	3,20	0,91	4,83	6,84	1,98	27,62	31,81	16,95
Ein-Eltern-HH	5,93	9,78	10,24	17,38	24,27	29,32	33,41	43,51	39,13
Bezug von Hiu									
Nein	2,25	3,12	0,77	4,23	6,27	1,44	27,59	31,67	14,59
Ja	24,44	37,19	50,82	76,60	86,88	76,43	34,01	47,43	50,82

Quelle: Eigene Berechnungen für den Zeitraum 1995-2002, Armutsgrenze 60%-Median, Angaben in Prozent; gewichtete Ergebnisse.

schen, da eine gesunkene Anzahl dauerhaft armer Personen auf eine konstante Armutspopulation im Jahr 2002 bezogen wird.

Zur Analyse des Rückgangs der Indikatorenwerte in den einzelnen Untergruppen eignet sich das im vorigen Kapitel vorgestellte Verfahren, d.h. die Veränderungsraten der Indikatoren in den einzelnen Teilgesamtheiten werden den Veränderungsraten in der Gesamtpopulation gegenübergestellt. Da in Tab. 3.16 die drei Indikatoren jeweils für drei verschiedene Armutsgrenzen berechnet wurden, wundert es nicht, dass es einige Teilgruppen gibt, die für einen Indikator bzw. eine Armutsgrenze eine unterdurchschnittliche Reduktion chronischer Armut aufweisen, während sie bei Verwendung einer anderen Grenze einen scheinbar überdurchschnittlichen Rückgang verzeichnen können. In solchen Fällen kann das Ergebnis nicht als „eindeutig“ bezeichnet werden. Im Folgenden sollen zunächst diejenigen Eigenschaften diskutiert werden, die Personen auszeichnen, für die ein im obigen Sinne eindeutiges Ergebnis festgestellt werden kann.

Interessanterweise zeigt sich für die ostdeutsche Bevölkerung unabhängig von der Wahl des Indikators oder der Äquivalenzskala ein unterdurchschnittlicher Rückgang chronischer Armut. Ostdeutsche sind offenbar nicht nur im Zeitraum zwischen 1999 und 2002 häufig arm, sondern auch in den vier Jahren vor 1999. Ruft man sich die Entwicklung der Armutsquoten in den beiden Landesteilen aus Abb. 3.2 in Erinnerung, dann erscheint dieses Ergebnis durchaus plausibel. Die starken Einkommensdifferenzen zwischen Ost- und Westdeutschland in den Jahren vor 1998, die jetzt in den verlängerten Analysezeitraum eingehen, sind für die hier festgestellte Entwicklung verantwortlich. Eine unterdurchschnittliche Reduktion des Ausmaßes chronischer Armut ist auch in den Gruppen der Ausländer, der Personen ohne Schulabschluss sowie für die Arbeitslosen und die Bezieher von HLu, Wohngeld und Arbeitslosenhilfe zu beobachten. Personen aus diesen Gruppen verbleiben beim Übergang zu einem achtjährigen Analysezeitraum besonders häufig in chronischer Armut. Bei genauerer Betrachtung der Werte für den Indikator Q_2 stellt man sogar fest, dass eine Verlängerung des Untersuchungszeitraums auch eine Erhöhung der Quote chronischer Armut zur Folge haben kann²⁰. Neben den oben genannten Problemgruppen verblei-

²⁰Ein solches Ergebnis kommt dadurch zustande, dass die Menge der Personen, für die aus acht Jahren valide Angaben vorliegen, kleiner ist als die Zahl der Personen, für die in vier

ben auch Personen aus Haushalten mit mehr als zwei Kindern und Menschen aus Ein-Eltern-Haushalten bei Verlängerung des Analysezeitraums überdurchschnittlich oft in dauerhafter Armut. Diese Reaktion der Quoten chronischer Armut fällt aber deutlich schwächer aus als z.B. in der Gruppe der Ausländer.

Positiv hingegen stellt sich die Lage von Abiturienten und Vollzeitbeschäftigten dar. In einem achtjährigen Analysezeitraum nimmt das festgestellte Ausmaß langfristiger Armut in diesen Gruppen stark ab. Der Anteil chronischer Armut liegt in beiden Teilpopulationen nur noch bei knapp 1%. Für die übrigen Teilpopulationen bewirkt die Verlängerung des Analysezeitraums eine Reduktion des gemessenen Ausmaßes chronischer Armut, die mehr oder weniger der Reduktion in der Gesamtbevölkerung entspricht. Auf Besonderheiten des Indikators Q_{1b} in einzelnen Untergruppen wurde bislang aus zwei Gründen nicht näher eingegangen. Zum einen müsste sich dieser Indikator nahezu parallel zu den Werten von Q_{1a} entwickeln. Zum anderen führt die restriktivere Definition chronischer Armut im achtjährigen Zeitraum zu so geringen Fallzahlen in den einzelnen Untergruppen, dass belastbare inhaltliche Aussagen ohnehin nicht zu treffen sind.

Jahren hintereinander ein vollständiges Interview zur Verfügung steht. Geht die Gesamtheit der analysierten Einheiten stärker zurück als die Anzahl chronisch armer Einheiten, dann steigt die Quote chronischer Armut.

3.3 Multivariate Analysen

Die im vorangegangenen Kapitel durchgeführten Analysen beschränken sich auf einen rein univariaten Vergleich chronischer Armut in verschiedenen Teilgruppen der Gesellschaft. Es zeigt sich, dass dauerhafte Armut nicht homogen über die Gesamtbevölkerung verteilt ist, sondern in besonderem Maße Personen mit bestimmten, risikohöhenden Eigenschaften betrifft. Doch werden die festgestellten Unterschiede tatsächlich durch das entsprechende Analysemerkmal hervorgerufen oder sind nicht vielmehr unkontrollierte Hintergrundfaktoren für die Differenzen verantwortlich? Der besondere Vorteil multivariater Analyseansätze besteht darin, die Bedeutung einer Einflussgröße bei Kontrolle möglicher anderer Determinanten untersuchen zu können. Es ist beispielsweise möglich zu beurteilen, ob für ostdeutsche Personen auch dann ein stärkeres Ausmaß dauerhafter Armut gemessen werden kann, wenn gleichzeitig andere Faktoren wie der Erwerbsstatus, das Lebensalter und der Haushaltstyp konstant gehalten werden. Zu Beginn von Kap. 3.3.1 soll dargestellt werden, welche multivariaten Analyseansätze in anderen Forschungsarbeiten zu diesem Thema Anwendung finden. Nach diesem kurzen Literaturüberblick wird die Grundidee eines multivariaten Analysemodells auf Basis des Indikators Q_{1a} aufgezeigt. In Kap. 3.3.2 folgt ein kurzer Überblick über die verwendeten ökonometrischen Methoden, bevor schließlich in Kap. 3.3.3 die Ergebnisse verschiedener Modellschätzungen präsentiert und miteinander verglichen werden.

3.3.1 Zur Konzeption eines geeigneten Analyseansatzes

3.3.1.1 Literaturüberblick

Die verschiedenen multivariaten Analyseansätze lassen sich bezüglich des zu Grunde liegenden Verständnisses chronischer Armut in zwei Kategorien unterteilen. Die sog. „income variance components models“²¹ basieren auf der-

²¹Diese Bezeichnung für Modelle, in denen ein Einkommensstrom in eine permanente und eine transitorische Komponente zerlegt wird, wird u.a. von JENKINS (1999) verwendet. Andere Autoren (z.B. BIEWEN 2002) bezeichnen dieselben Modelle als „covariance structure models“. Auch der Begriff „components-of-variance models“ findet bei STEVENS (1999) Verwendung.

selben Vorstellung von dauerhafter Armut wie der Indikator Q_2 . Nach diesem Verständnis gilt eine Person als chronisch arm, wenn ihr permanentes Einkommen eine (langfristige) Einkommensgrenze unterschreitet. In diesem Sinne wird in „income variance components models“ der Einkommensstrom über die Zeit in eine permanente und eine transitorische Komponente zerlegt. Das permanente Einkommen wird dabei als lineare Funktion zeitinvarianter und zeitveränderlicher erklärender Variablen modelliert. Hinzu kommt ein Term, der die nicht beobachtbaren Unterschiede im durchschnittlichen Einkommen repräsentiert. Transitorische Einkommensschwankungen werden als Störprozess modelliert. Das einfache Grundmodell, das erstmals von LILLARD und WILLIS (1978) zur Analyse der Dynamik von Arbeitseinkommen erwerbstätiger Männer eingesetzt wurde, hat die folgende Form:

$$y_{it} = \mathbf{x}_{it}\boldsymbol{\beta} + \mu_i + \nu_{it} \quad \text{mit } i = 1, \dots, N \quad \text{und } t = 1, \dots, T. \quad (3.1)$$

y_{it} bezeichnet den natürlichen Logarithmus des individuellen Einkommens und \mathbf{x}_{it} einen Zeilenvektor von Regressoren. Die nicht beobachtbaren Unterschiede im durchschnittlichen logarithmierten Einkommen werden durch den Term μ_i abgebildet. Die transitorische Einkommenskomponente wird durch den stochastischen Prozess ν_{it} modelliert. Um zeitliche Persistenz transitorischer Einkommensschocks berücksichtigen zu können, wird im Modell von LILLARD und WILLIS (1978) die Verwendung eines einfachen AR(1)-Prozesses zur Modellierung von ν_{it} vorgeschlagen, d.h.

$$\nu_{it} = \gamma\nu_{it-1} + \epsilon_{it}. \quad (3.2)$$

Um Wahrscheinlichkeitsaussagen über chronische Armut ableiten zu können, wird häufig eine parametrische Verteilung für die permanente Einkommenskomponente spezifiziert. Unter Verwendung dieser Verteilungsannahme kann sehr einfach die Wahrscheinlichkeit dafür geschätzt werden, dass das (bedingte) permanente Einkommen einer Person mit bestimmten Eigenschaften unterhalb einer Armutsgrenze liegt. Dieses Grundmodell wurde ursprünglich zur Analyse von Individualeinkommen konzipiert. Da Personeneinkommen zur Messung von Armut aber nicht geeignet sind, wurde der Ansatz von DUNCAN und RODGERS (1991) für Äquivalenzeinkommen erweitert. Dieses Modell wurde seit 1991 von zahlreichen Forschern weiterentwickelt und auch zur Analyse

chronischer Armut eingesetzt. Einige Autoren nutzen das Instrumentarium, um chronische Armut im europäischen Vergleich zu untersuchen (z.B. MUFFELS ET AL. 1999, FOUARGE und MUFFELS 2000). Andere hingegen erweitern den bestehenden Ansatz um eine komplexere Modellierung der transitorischen Komponente (z.B. STEVENS 1999, DICKENS 2000, CAPPELLARI 2000). Eine aktuellere Studie mit deutschen Daten aus dem SOEP wurde von BIEWEN (2002) vorgelegt, der die Modellierung der transitorischen Komponente um die Berücksichtigung nichtstationärer Varianzen ergänzt. Zur Schätzung der Parameter werden hauptsächlich die Maximum-Likelihood-Methode (vgl. BIEWEN 2002) oder die Minimum-Distance-Methode (vgl. u.a. CAPPELLARI 2000) verwendet. JENKINS (2000) vergleicht in einem Übersichtsartikel verschiedene Ansätze zur Analyse chronischer Armut und diskutiert in diesem Zusammenhang auch die oben beschriebenen „income variance components models“. Er kommt zu dem Schluss, dass diese Modelle zur Analyse von Haushaltseinkommen und Armutsdynamik nur eingeschränkt geeignet sind. Er begründet dies hauptsächlich damit, dass die Annahme einer einfachen Kovarianzstruktur der Einkommen bei der Analyse homogener Gruppen noch einigermaßen plausibel ist, aber bei Betrachtung von Haushaltseinkommen, die aus verschiedenen Einkommensquellen stammen, nicht zutreffend sein dürfte.

[...] variance-components models are likely best suited for the phenomena and subgroups for which they were originally developed (such as men's earnings dynamics), rather than household income and poverty dynamics. (JENKINS 2000: 559)

Deshalb und nicht zuletzt aufgrund der Tatsache, dass für Deutschland bereits aktuelle Ergebnisse für solche Modelle zur Verfügung stehen, wird in vorliegender Arbeit dieser Ansatz zur multivariaten Analyse chronischer Armut nicht weiter vertieft. Statt dessen werden im Folgenden Möglichkeiten diskutiert, wie Analysemodelle aussehen könnten, wenn man chronische Armut als das mehrfache Unterschreiten der Armutsgrenze innerhalb eines festgelegten Analysezeitraums versteht. In der Literatur finden sich nur wenige Ansätze zur multivariaten Analyse, denen ein solches Verständnis chronischer Armut zu Grunde liegt. Ein methodisch sehr einfaches Vorgehen wird von HEADEY ET AL. (1994) verwendet. Dabei wird zunächst für jede Person die Anzahl an Armutsjahren

innerhalb eines fünf Jahre umfassenden Zeitraums (1985-1989) bestimmt und auf verschiedene personelle und haushaltsstrukturelle Einflussfaktoren regressiert. Allerdings liegen die Schwächen dieses Vorgehens auf der Hand. Da die Anzahl an Jahren in Armut eine zeitraumbezogene Größe darstellt, muss festgelegt werden, welcher Wert (aus welchem Jahr) für die zeitveränderlichen Einflussfaktoren in der Analyse verwendet wird. Änderungen dieser Variablen im Analysezeitraum können folglich nicht berücksichtigt werden. Hinzu kommt, dass die abhängige Variable in diesem Modell sicher nicht als normalverteilt angesehen werden kann, da ja bekanntlich ein Großteil der Bevölkerung (ca. 80%) in keinem Jahr arm ist. In Folge dessen muss von heteroskedastischen Störtermen ausgegangen werden, so dass ohne weitere Korrektur die Schätzung der Standardfehler inkonsistent ist. Die Autoren räumen schließlich selbstkritisch ein, dass die Gesamterklärungskraft ihres Modells eher bescheiden ist. Dieser Ansatz wird in der vorliegenden Arbeit nicht weiter verfolgt.

Auch bei MUFFELS ET AL. (1999) dienen die Sequenzen von Armuts- und Nichtarmutsjahren, die innerhalb eines fünf Jahre umfassenden Zeitraums beobachtet werden, als Ausgangspunkt der Analyse. Die Forscher generieren vier disjunkte Verlaufstypen (*never poor*, *transient poor*, *recurrent poor* und *permanent poor*), denen sich jede einzelne Sequenz zuordnen lässt. Mit Hilfe multinomialer Logit-Modelle wird die Wahrscheinlichkeit, den verschiedenen Verlaufstypen anzugehören, in Abhängigkeit von personellen und haushaltsspezifischen Einflussfaktoren geschätzt, wobei die Gruppe der *never poor* als Referenzkategorie gewählt wird. Die Ergebnisse der Schätzungen legen die Vermutung nahe, dass sich für die vier Verlaufstypen eine Rangfolge bilden lässt. FOUARGE und LAYTE (2003) greifen diesen Gedanken auf und verwenden die ordinale Information aus den Verlaufstypen zur Schätzung eines ordinalen Logit-Modells. Beide Modelle, deren Ergebnisse sich im Übrigen nur geringfügig voneinander unterscheiden, haben jedoch eine Schwäche: Die analysierten Verlaufstypen beziehen sich auf einen Zeitraum, was wiederum eine Entscheidung darüber notwendig macht, welcher Wert (zu welchem Zeitpunkt) für die zeitveränderlichen Einflussfaktoren herangezogen werden soll. In beiden Studien werden die Ausprägungen der verschiedenen Faktoren zu Beginn der ersten Periode des Analysezeitraums verwendet. Auswirkungen möglicher Veränderungen der Einflussfaktoren lassen sich nicht analysieren.

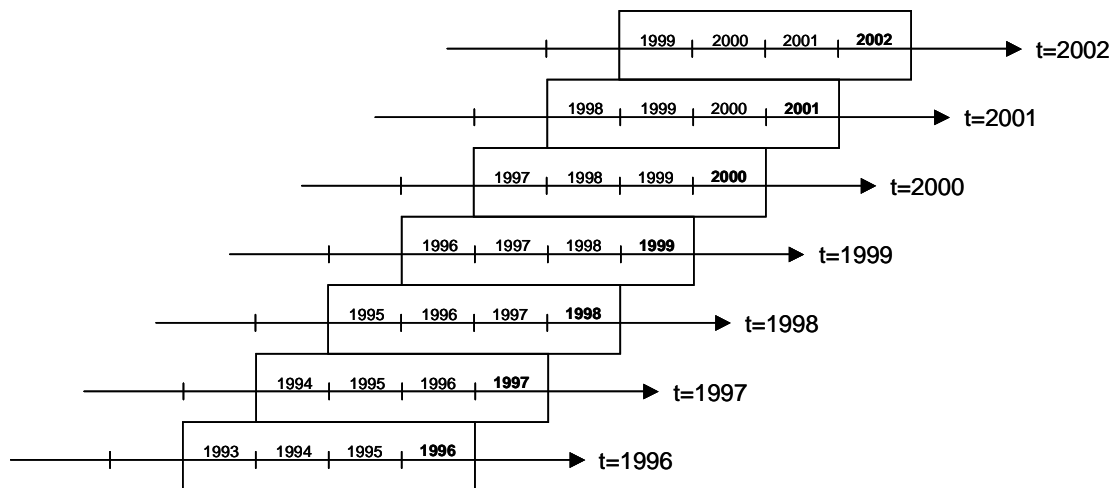
3.3.1.2 Beschreibung des verwendeten Analyseansatzes

In der vorliegenden Arbeit wird die Information aus den Armuts- und Nichtarmutssequenzen nicht zur Konstruktion von Verlaufstypen genutzt. Statt dessen wird eine Indikatorvariable y_{it} erzeugt, die den Wert eins annimmt, wenn eine Person im Jahr t gemäß der Definition des Indikators Q_{1a} als chronisch arm gilt.

$$y_{it} = \begin{cases} 1, & \text{wenn Person } i \text{ im Jahr } t \text{ und in mind. 2 der 3} \\ & \text{vorangegangenen Jahre arm ist.} \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases}$$

Ausgehend von dieser Definition der Variablen y_{it} werden in dieser Arbeit zwei Analyseansätze verfolgt. Zum einen können auf Basis des vier Jahre umfassenden Analysezeitraums 1999-2002 Werte für y_{it} im Jahr $t = 2002$ bestimmt werden. Mit Hilfe von Regressionsmodellen für binäre abhängige Variablen lässt sich die Wahrscheinlichkeit, im Jahr 2002 chronisch arm zu sein, in Abhängigkeit verschiedener Einflussfaktoren schätzen. Ergebnisse der Schätzungen auf Basis von Querschnittsdaten des Jahres 2002 werden in Kap. 3.3.3.1 dargestellt.

Abbildung 3.10: Konstruktion eines Paneldatensatzes zur Analyse chronischer Armut



Alternativ besteht die Möglichkeit, mehrere verschachtelte Zeiträume zu betrachten und daraus Werte der Variablen y_{it} in den Jahren $t=1996, \dots, 2002$ zu berechnen. Die zusätzliche Information aus den Längsschnittdaten kann in Paneldatenmodellen berücksichtigt werden. Aus Abb. 3.10 kann man erkennen, dass die Generierung von y_{it} für den Zeitraum 1996 - 2002 valide Daten aus den Jahren 1993 bis 2002 voraussetzt. Ergebnisse der Paneldatenmodelle werden in Kap. 3.3.3.3 vorgestellt.

3.3.2 Verwendete Methoden

3.3.2.1 Methoden zur Analyse von Querschnittsdaten

In diesem Abschnitt werden einige methodische Aspekte behandelt, die bei der Analyse chronischer Armut mit Regressionsmodellen für binäre endogene Variablen von Bedeutung sind. Ziel der folgenden Ausführungen ist es nicht, einen vollständigen Überblick über alle methodischen Details von „binary choice“-Modellen zu vermitteln. Vielmehr wird versucht, problemorientiert die wichtigsten Besonderheiten der Methoden zu diskutieren, die im weiteren Verlauf dieser Arbeit angewendet werden.

Für das Jahr $t = 2002$ sind Daten (y_i, \mathbf{x}_i) für $i = 1, \dots, N$ Personen gegeben. Aus diesen Daten kann die Wahrscheinlichkeit, chronisch arm zu sein, in Abhängigkeit verschiedener Einflussfaktoren \mathbf{x} mit Hilfe eines Regressionsmodells für binäre anhängige Variablen geschätzt werden. Dazu wird im Weiteren folgende Probit-Spezifikation gewählt:

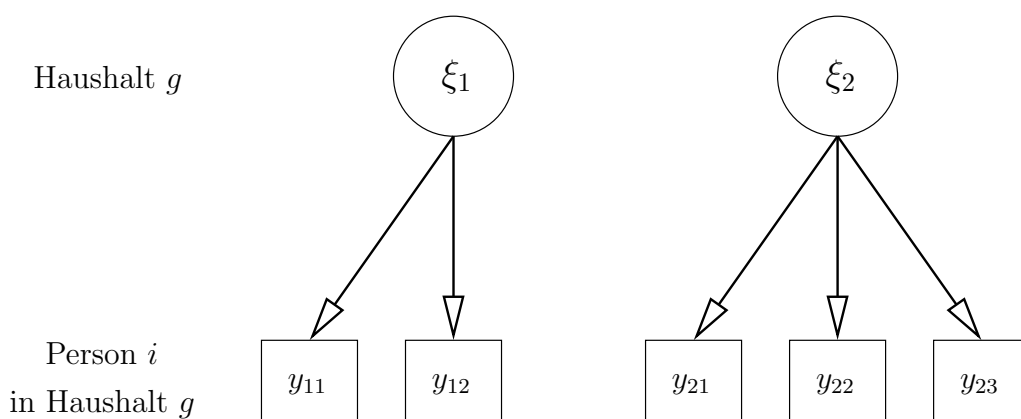
$$P(y_i = 1 | \mathbf{x}_i, \boldsymbol{\beta}) = \Phi(\mathbf{x}_i \boldsymbol{\beta}) \quad (3.3)$$

Die strukturellen Parameter $\boldsymbol{\beta}$ dieses Modells werden mit Hilfe der Maximum-Likelihood-Methode geschätzt. Zur Formulierung der Likelihood-Funktion wird die gemeinsame Dichtefunktion der Variablen y_1, \dots, y_N gegeben \mathbf{x}_i benötigt. Für das hier betrachtete Probit-Modell ergibt sich diese als

$$f(y_1, y_2, \dots, y_N | \mathbf{x}_i, \boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^N f(y_i | \mathbf{x}_i, \boldsymbol{\beta}) \quad (3.4)$$

mit $f(y_i | \mathbf{x}_i, \boldsymbol{\beta}) = [\Phi(\mathbf{x}_i \boldsymbol{\beta})]^{y_i} [1 - \Phi(\mathbf{x}_i \boldsymbol{\beta})]^{1-y_i}$. Die Bestimmung der gemeinsamen Dichte setzt bedingte Unabhängigkeit der Response-Variablen y_i gegeben \mathbf{x}_i voraus. Im vorliegenden Anwendungszusammenhang ist diese Annahme aber nicht plausibel. Denn chronische Einkommensarmut wird anhand bedarfsgewichteter Haushaltseinkommen gemessen, so dass stets alle Personen eines Haushalts entweder chronisch arm sind oder nicht. Daraus folgt, dass Realisationen der Variablen y_i für Personen aus demselben Haushalt selbst bei Kontrolle verschiedener haushaltsspezifischer Merkmale nicht unabhängig sein können. Es ist vielmehr zu erwarten, dass es nicht beobachtete haushaltsspezifische Besonderheiten gibt, die für „Intra-Cluster-Korrelation“ zwischen den Haushaltsmitgliedern sorgen. Zu solchen haushaltsspezifischen Besonderheiten können neben besonderen Wertvorstellungen innerhalb des Haushalts auch Familientraditionen gezählt werden. Abb. 3.11 soll die Clusterstruktur der Daten verdeutlichen.

Abbildung 3.11: Clustereffekte auf Haushaltsebene



Bei Haushalt Nr. 1 in obiger Darstellung handelt es sich um einen 2-Personen-Haushalt, für den Messungen der Variablen y für Person 1 (y_{11}) und Person 2 (y_{12}) vorliegen. Für Haushalt Nr. 2 liegen Beobachtungswerte von drei Haushaltsmitgliedern vor. Die betrachteten Personen y_{11}, \dots, y_{23} unterscheiden sich nicht nur durch beobachtbare personelle und haushaltsstrukturelle Eigenschaften, die in der Darstellung nicht abgebildet sind, sondern auch durch unbeobachtete Haushaltseffekte, die in der Grafik mit ξ_1 bzw. ξ_2 bezeichnet werden. WOOLDRIDGE (2003) weist darauf hin, dass die vorliegenden Daten eine ganz ähnliche Struktur wie Daten aus einem „unbalanced panel“ aufwei-

sen. In Paneldaten wird die Anzahl der Querschnittseinheiten mit N (hier G) bezeichnet, während T (hier N_g) die Anzahl der verfügbaren Beobachtungzeitpunkte angibt. Ausgehend von dieser hierarchischen Datenstruktur bieten sich zur Schätzung des Probit-Modells 3.3 zwei Strategien an. Eine Möglichkeit besteht darin, die Clusterstruktur der Daten zu ignorieren und Methoden zu verwenden, die auch dann eine konsistente Schätzung der Parameter und ihrer Standardfehler versprechen, wenn die Beobachtungen von Personen aus demselben Haushalt nicht bedingt unabhängig sind. Ein solches Vorgehen wird im Weiteren als gepoolte Probit-Schätzung oder „pooled probit“ bezeichnet. Alternativ kann man versuchen, die Clustereffekte bei der Schätzung des Probit-Modells explizit zu berücksichtigen. Dazu wird die in (3.3) eingeführte Darstellung um eine Zufallsvariable ξ_g ergänzt, die die nicht beobachtete Heterogenität der Haushalte repräsentiert. Für Person i in Haushalt g lässt sich die Wahrscheinlichkeit, chronisch arm zu sein, modellieren als

$$P(y_{gi} = 1 | \mathbf{x}_{gi}, \boldsymbol{\beta}) = \Phi(\mathbf{x}_{gi}\boldsymbol{\beta} + \xi_g) \quad i = 1, \dots, N_g \text{ und } g = 1, \dots, G. \quad (3.5)$$

Mit G wird die Anzahl der betrachteten Haushalte bezeichnet, während N_g die Personenzahl in Haushalt g angibt. Zur Schätzung von Modell (3.5) bieten sich die aus der klassischen Paneldatenanalyse bekannten Random-Effects-Ansätze an²². Für die Verteilung der Zufallsvariablen ξ_g wird angenommen

$$\xi_g | \mathbf{x}_g \sim N(0, \sigma_\xi^2). \quad (3.6)$$

Man kann zeigen, dass eine gepoolte Probit-Schätzung nur dann konsistente Schätzer für den Parametervektor $\boldsymbol{\beta}$ liefert, wenn es keine unbeobachteten Haushaltseffekte gibt. Falls aber doch unbeobachtete Heterogenität vorliegt, ist die Schätzung des Koeffizientenvektors $\boldsymbol{\beta}$ inkonsistent (vgl. WOOLDRIDGE 2002a: 470).

$$p \lim_{N_g G \rightarrow \infty} \hat{\boldsymbol{\beta}} = \frac{\boldsymbol{\beta}}{\sqrt{\sigma_\xi^2 + 1}} \quad (3.7)$$

Für $\sigma_\xi^2 = 0$ (keine unbeobachtete Heterogenität) ist die Parameterschätzung im gepoolten Modell unverzerrt und konsistent. Der „attenuation bias“ in (3.7)

²²Die Schätzung von Fixed-Effects Logit-Modellen ist im vorliegenden Anwendungsfall nicht möglich. Die Begründung hierfür wird zum Ende dieses Kapitels geliefert.

spielt für die praktische Anwendung meist nur eine untergeordnete Rolle. Denn für die in dieser Arbeit anstehende Analyse chronischer Armut ist in erster Linie die Richtung der Effekte der verschiedenen Einflussfaktoren von Interesse. Das Vorzeichen der geschätzten Koeffizienten wird durch die Skalierung mit dem Faktor $(\sigma_\xi^2 + 1)^{-\frac{1}{2}}$ nicht verändert. Wenn man jedoch die mit diesem Verfahren geschätzten Koeffizienten mit einer konsistenten Parameterschätzung vergleicht, sollte der Zusammenhang aus (3.7) bedacht werden. Da die gewöhnlichen Standardfehler der Probit-Schätzung bei Vorliegen von Intra-Cluster-Korrelation inkonsistent sind, wird eine (cluster-)robuste Schätzung der Kovarianzmatrix von $\hat{\beta}$ benötigt. Dazu wird das von WHITE (1980) vorgeschlagene Verfahren zur heteroskedastizitäts-konsistenten Schätzung der Standardfehler auf Daten mit Clusterstruktur übertragen. Eine detaillierte Darstellung des cluster-robusten Varianzschätzers findet man u.a. bei ROGERS (1993), WILLIAMS (2000) oder WOOLDRIDGE (2002a).

Im Rahmen eines Random-Effects (RE)-Ansatzes (3.5) können unbeobachtete haushaltsspezifische Besonderheiten bei der Schätzung der Parameter berücksichtigt werden. Für eine konsistente Schätzung wird die Annahme bedingter Unabhängigkeit der Variablen y_{g1}, \dots, y_{gN_g} gegeben x_g und ξ_g getroffen. Da sich die haushaltsspezifischen Effekte ξ_g nicht beobachten lassen und auch keine zu schätzenden Parameter darstellen, dürfen sie in der Likelihood-Funktion nicht mehr erscheinen. Dieses Problem wird durch „heraus integrieren“²³ der Haushaltseffekte gelöst, so dass sich für den g-ten Haushalt folgender Likelihood-Beitrag ergibt:

$$f(y_{g1}, \dots, y_{gN_g} | \mathbf{x}_g, \beta) = \int_{-\infty}^{\infty} \prod_{i=1}^{N_g} [f(y_{gi} | \mathbf{x}_{gi}, \xi_g, \beta)] (1/\sigma_\xi) \phi(\xi_g/\sigma_\xi) d\xi_g \quad (3.8)$$

Dieses Vorgehen setzt eine Annahme über die Verteilung der Haushaltseffekte voraus, deren Dichte in Übereinstimmung mit (3.6) als $f(\xi_g) = (1/\sigma_\xi) \phi(\xi_g/\sigma_\xi)$ spezifiziert wird. Da für die Beobachtungen aus verschiedenen Haushalten bedingte Unabhängigkeit unterstellt werden darf, ergibt sich die gesamte Likelihood-Funktion durch Multiplikation der Likelihood-Beiträge der einzelnen Haus-

²³Unter dem „heraus integrieren“ der Random Effects versteht man die Berechnung der Randverteilung von y_{g1}, \dots, y_{gN_g} aus der gemeinsamen Verteilung $f(y_{g1}, \dots, y_{gN_g}, \xi_g) = f(\xi_g) \cdot \prod_{i=1}^{N_g} f(y_{gi} | \xi_g)$.

halte. Da für das Integral in (3.8) eine Lösung in geschlossener Form nicht möglich ist, muss es mit Hilfe eines numerischen Verfahrens approximiert werden. BUTLER und MOFFITT (1982) schlagen die Verwendung der Gauss-Hermite-Quadratur in RE-Probit-Modellen vor²⁴. Allerdings weisen RABE-HESKETH ET AL. (2005), RABE-HESKETH und SKRONDAL (2005) darauf hin, dass die sog. adaptive Gauss-Hermite-Quadratur eine bessere Approximation des Integrals ermöglicht, wenn die Anzahl an Clustern sehr groß ist. Da in vorliegendem Fall die Anzahl der Haushalte tatsächlich vergleichsweise groß ist, wird dieses „adaptive“ Verfahren verwendet.

Im Rahmen der Maximum-Likelihood-Schätzung werden nicht nur Schätzer für β , sondern auch für die Varianz des Random-Effects σ_{ξ}^2 ermittelt. Mit Hilfe dieser geschätzten Varianz lässt sich ein Schätzwert für die Stärke der latenten „Intra-Cluster-Korrelation“ angeben (vgl. RODRIGUEZ und ELO 2003: 34).

$$\hat{\rho} = \frac{\hat{\sigma}_{\xi}^2}{1 + \hat{\sigma}_{\xi}^2} \quad (3.9)$$

Dieser Koeffizient erlaubt Aussagen darüber, wie groß der Anteil an der gesamten Variation des Langzeitarmutsrisikos ist, der auf unbeobachtete Heterogenität der Haushaltsmitglieder zurückgeführt werden kann. Er eignet sich darüber hinaus auch zur Konstruktion eines einfachen Likelihood-Verhältnis-Tests, mit dem die Nullhypothese $H_0 : \rho = 0$ geprüft werden kann. Wenn diese Nullhypothese abgelehnt werden kann, spricht dies signifikant dafür, dass tatsächlich unbeobachtete haushaltsspezifische Effekte vorliegen. Auf weitere methodische Aspekte im Zusammenhang mit der Schätzung von RE-Probit-Modellen soll an dieser Stelle nicht eingegangen werden. Ausführlichere Darstellungen findet man u.a. in den Lehrbüchern von GREENE (2002) und WOOLDRIDGE (2002a).

²⁴Dieses numerische Verfahren, das mittlerweile in den gängigen Statistiksoftwarepaketen implementiert ist, wird meist dahingehend kritisiert, dass es zwingend Normalverteilung der Random-Effects voraussetzt. Einen alternativen Ansatz, der auch andere Verteilungen für die unbeobachtete Heterogenität ermöglicht, bietet die sog. „Maximum Simulated Likelihood“-Methode. Eine Darstellung dieses Verfahrens findet man u.a. bei CAMERON und TRIVEDI (2005) und TRAIN (2003).

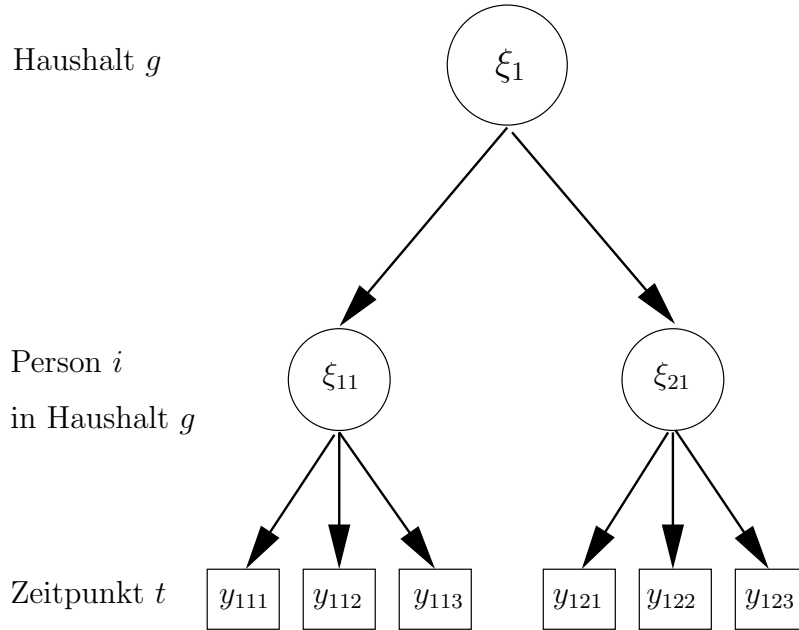
Für beide oben beschriebenen Verfahren gilt, dass sie nur dann eine konsistente Schätzung der Parameter β ermöglichen, wenn die haushaltsspezifischen Effekte und die Regressoren unabhängig verteilt sind (siehe (3.6)). Eine Möglichkeit die restriktive Annahme strikter Exogenität zu lockern besteht darin, anstelle der RE-Spezifikation eine Fixed-Effects (FE)-Spezifikation zu verwenden. Diese hat den Vorteil, dass über das Verhältnis von ξ_g und \mathbf{x}_g keine Annahmen getroffen werden müssen. Ohne im Einzelnen auf methodische Details von FE-Logit-Modellen - FE-Probit-Modelle existieren nicht - eingehen zu wollen, sei dennoch angemerkt, dass FE-Modelle im vorliegenden Anwendungszusammenhang nicht geeignet sind. Denn bei dem u.a. von CHAMBERLAIN (1980) eingeführten Verfahren gehen nur solche Beobachtungen in die Conditional-Likelihood-Funktion ein, die überhaupt „Within-Cluster-Variation“ aufweisen. Für den vorliegenden Fall bedeutet dies, dass nur solche Haushalte bei der Schätzung Berücksichtigung finden, bei denen die abhängige Variable y_{gi} innerhalb eines Haushalts von Person zu Person variiert. Dies ist bei Armutsmessung auf Haushaltsebene aber ausgeschlossen. Für Details zu FE-Logit-Modellen siehe neben den oben genannten Quellen auch HSIAO (1986).

3.3.2.2 Methoden zur Analyse von Paneldaten

Im folgenden Abschnitt soll diskutiert werden, wie die im vorangegangenen Kapitel beschriebenen Verfahren erweitert bzw. modifiziert werden müssen, wenn Beobachtungen desselben Personenkreises über mehrere Jahre (1996-2002) gegeben sind. Zunächst fügt die Erweiterung um die Zeitdimension den Daten eine weitere Hierarchieebene hinzu. In Abb. 3.12 wird die Struktur der Daten anhand eines 2-Personen-Haushalts verdeutlicht. Aus Gründen der Übersichtlichkeit sind in der Grafik für jede Person nicht acht sondern nur drei Beobachtungszeitpunkte dargestellt.

Haushalte ($g = 1, \dots, G$) bilden im vorliegenden Fall die Einheiten der höchsten Hierarchieebene (Level 3). Diese Einheiten setzen sich aus mindestens einer Person ($i = 1, \dots, N_g$) zusammen, die wiederum die Einheiten auf der nächst tieferen Ebene (Level 2) darstellen. Schließlich liegen im vorliegenden Paneldatensatz für jede Person i aus Haushalt g Beobachtungen aus den Jahren 1996

Abbildung 3.12: Clustereffekte auf Personen- und Haushaltsebene



bis 2002 ($t = 1, \dots, 8$) vor. Diese elementaren Beobachtungen bilden die Einheiten auf der untersten Hierarchieebene (Level 1). Bedingte Unabhängigkeit der Level-1-Einheiten dürfte nur dann gegeben sein, wenn neben den beobachteten Regressoren x_{git} und den haushaltsspezifischen Effekten $\xi_g^{(3)}$ auch unbeobachtete individuelle Heterogenität $\xi_{gi}^{(2)}$ kontrolliert wird. Das RE-Probit-Modell aus (3.5), bei dem Clustereffekte auf Ebene der Haushalte modelliert werden, muss daher um Clustereffekte auf Personenebene erweitert werden. Ein solches Modell lässt sich darstellen als

$$P(y_{git} = 1 | \mathbf{x}_{git}, \boldsymbol{\beta}) = \Phi(z_{git}) \quad (3.10)$$

mit $z_{git} = \mathbf{x}_{git}\boldsymbol{\beta} + \xi_g^{(3)} + \xi_{gi}^{(2)}$. Sowohl für die haushaltsspezifischen Effekte $\xi_g^{(3)}$ als auch für die individuellen Effekte $\xi_{gi}^{(2)}$ gilt im Weiteren die Normalverteilungsannahme

$$\xi_g^{(3)} | \mathbf{x}_g \sim N(0, \sigma_{(3)}^2), \quad (3.11)$$

$$\xi_{gi}^{(2)} | \mathbf{x}_{gi} \sim N(0, \sigma_{(2)}^2). \quad (3.12)$$

Die Superskripte der Random-Effects kennzeichnen die Hierarchieebenen, auf denen die zufälligen Effekte variieren. Demnach variiert die Zufallsvariable $\xi_g^{(3)}$ zwischen den Level-3-Einheiten (Haushalten), bleibt aber für alle Beobachtungen eines Haushalts konstant. Die individuellen Effekte $\xi_{gi}^{(2)}$ variieren auf Ebene 2, bleiben aber für jede Person über die Zeit konstant. Allgemein bezeichnet man Modelle, mit denen unbeobachtete Heterogenität auf mehreren Hierarchieebenen berücksichtigt werden kann, als hierarchische Modelle oder Multilevel-Modelle. In der Terminologie dieser Modellklasse nennt man (3.5) ein „Two-Level-RE-Modell“, während (3.10) als „Three-Level-RE-Modell“ bezeichnet wird. Einen vollständigen Überblick über verallgemeinerte lineare Multilevel-Modelle findet man u.a. bei SKRONDAL und RABE-HESKETH (2004)²⁵.

Unter Vernachlässigung der hierarchischen Datenstruktur können alle Längsschnittbeobachtungen y_{git} zur Schätzung eines gepoolten Probit-Modells verwendet werden. Wenn keine haushalts- und individuenspezifischen Effekte vorliegen ($\sigma_{(2)}^2 = \sigma_{(3)}^2 = 0$), liefert dieses Verfahren konsistente Schätzer für β . Falls aber unbeobachtete Heterogenität auf Ebene zwei und drei von Bedeutung ist, konvergiert der ML-Schätzer stochastisch gegen $\beta(1 + \sigma_{(2)}^2 + \sigma_{(3)}^2)^{-\frac{1}{2}}$. Zur Berechnung der Standardfehler wird auch hier ein robustes Verfahren benötigt, das bei Autokorrelation aufgrund von Clustereffekten auf Haushalts- und Personenebene eine konsistente Schätzung ermöglicht. Sind aus inhaltlicher Sicht lediglich Vorzeichen und Signifikanz der Koeffizienten von Interesse, dann erfüllt eine gepoolte Probit-Schätzung mit robusten Standardfehlern ihren Zweck. Wenn man jedoch die Stärke des Einflusses einzelner Faktoren bei Kontrolle für unbeobachtete Haushalts- bzw. Personeneffekte schätzen möchte, sollten die Parameter des Three-Level-RE-Modells in (3.10) per Maximum-Likelihood geschätzt werden.

²⁵Bei SKRONDAL und RABE-HESKETH (2004) wird das Modell in (3.10) als „Three-Level-Random-Intercept-Model“ bezeichnet, da die unbeobachteten Effekte als individuen- bzw. haushaltsspezifisches Absolutglied in die lineare Funktion z_{git} eingehen. Unterscheiden sich hingegen die Koeffizienten einer erklärenden Variable hinsichtlich unbeobachteter Merkmale, wird von „Random-Coefficient-Models“ gesprochen.

Um die recht komplexe Likelihood-Funktion für ein hierarchisches Probit-Modell abzuleiten, beginnt man am besten mit dem Likelihood-Beitrag der Level-1-Einheiten.

$$f^{(1)}(y_{git} | \mathbf{x}_{git}, \xi_g^{(3)}, \xi_{gi}^{(2)}, \boldsymbol{\beta}) = [\Phi(z_{git})]^{y_{git}} [1 - \Phi(z_{git})]^{1-y_{git}} \quad (3.13)$$

Die Level-1-Einheiten für eine Person i zu den T Zeitpunkten sind bedingt unabhängig gegeben die erklärenden Variablen und die Random-Effects auf Ebene zwei und drei. Den Likelihood-Beitrag einer Person erhält man durch Multiplikation der Likelihood-Beiträge der Level-1-Einheiten. Durch Integration über die Verteilung der individuellen Heterogenität $\xi_{gi}^{(2)}$ erhält man eine Funktion, die nicht mehr von diesen unbeobachteten Effekten abhängt.

$$f^{(2)}(y_{gi} | \mathbf{x}_{git}, \xi_g^{(3)}, \boldsymbol{\beta}) = \int_{-\infty}^{\infty} \prod_{t=1}^T f^{(1)}(y_{git} | \mathbf{x}_{git}, \xi_g^{(3)}, \xi_{gi}^{(2)}, \boldsymbol{\beta}) h(\xi_{gi}^{(2)}) d\xi_{gi}^{(2)} \quad (3.14)$$

Dabei bezeichnet $h(\xi_{gi}^{(2)})$ die Dichtefunktion der Zufallsvariablen $\xi_{gi}^{(2)}$, für die aufgrund der Annahmen in (3.11) gilt $h(\xi_{gi}^{(2)}) = (1/\sigma_{(2)})\phi(\xi_{gi}^{(2)}/\sigma_{(2)})$. Die Beobachtungen für die Personen eines Haushalts (Level-2-Einheiten) können für gegebene Werte der Regressoren sowie der haushaltsspezifischen Effekte auf Ebene drei $\xi_g^{(3)}$ als bedingt unabhängig betrachtet werden. Der Likelihood-Beitrag einer Level-3-Einheit ergibt sich unter dieser Voraussetzung durch Multiplikation der Likelihood-Beiträge der N_g Level-2-Einheiten und Integration über die Verteilung von $\xi_g^{(3)}$.

$$f^{(3)}(y_g | \mathbf{x}_{git}, \boldsymbol{\beta}) = \int_{-\infty}^{\infty} \prod_{i=1}^{N_g} f^{(2)}(y_{gi} | \mathbf{x}_{git}, \xi_g^{(3)}, \boldsymbol{\beta}) h(\xi_g^{(3)}) d\xi_g^{(3)} \quad (3.15)$$

Da die Level-3-Einheiten für gegebene Werte der erklärenden Variablen bedingt unabhängig sind, erhält man die Likelihood-Funktion der gesamten Stichprobe als Produkt der Likelihood-Beiträge der Level-3-Einheiten. Um im eigentlichen Sinne von einer Likelihood-Funktion sprechen zu können, müssen die Stichprobendaten $(y_{git}, \mathbf{x}_{git})$ eingesetzt und der resultierende Ausdruck als eine Funktion der unbekannt Parameter $\boldsymbol{\beta}$, $\sigma_{(2)}^2$ und $\sigma_{(3)}^2$ interpretiert wer-

den. Durch einfaches Logarithmieren erhält man die zu maximierende Log-Likelihood-Funktion

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}, \sigma_{(2)}^2, \sigma_{(3)}^2) = \sum_{g=1}^G \ln l^{(3)}(\boldsymbol{\beta}, \sigma_{(2)}^2, \sigma_{(3)}^2). \quad (3.16)$$

Den vollständigen Ausdruck für $l^{(3)}(\boldsymbol{\beta}, \sigma_{(2)}^2, \sigma_{(3)}^2)$ ermittelt man durch rekursives Einsetzen in Funktion (3.15). Wie in Kap. 3.3.2.1 müssen auch im vorliegenden Fall die Integrale in (3.14) und (3.15) numerisch approximiert werden. Zur Maximierung der Log-Likelihood-Funktion wird der Newton-Raphson-Algorithmus verwendet. Schätzwerte für die latente Intra-Cluster-Korrelation auf Ebene zwei und drei lassen sich aus den ML-Schätzern für $\sigma_{(2)}^2$ und $\sigma_{(3)}^2$ berechnen (vgl. GIBBONS und HEDEKER 1997: 1532).

$$\hat{\rho}_{(2)} = \frac{\hat{\sigma}_{(2)}^2}{\hat{\sigma}_{(2)}^2 + \hat{\sigma}_{(3)}^2 + 1} \quad (3.17)$$

$$\hat{\rho}_{(3)} = \frac{\hat{\sigma}_{(3)}^2}{\hat{\sigma}_{(2)}^2 + \hat{\sigma}_{(3)}^2 + 1} \quad (3.18)$$

Die oben beschriebene Methode zur Schätzung hierarchischer Probit-Modelle mit Clustereffekten auf zwei Hierarchieebenen lässt sich problemlos auf den Fall von L Hierarchieebenen übertragen. SKRONDAL und RABE-HESKETH (2004) zeigen allgemein, wie sich verallgemeinerte lineare Multilevelmodelle mit Random-Effects auf L Ebenen mit Hilfe der Maximum-Likelihood-Methode schätzen lassen.

3.3.3 Ergebnisse

3.3.3.1 Schätzungen mit Querschnittsdaten des Jahres 2002

Bevor die Schätzergebnisse im Einzelnen erläutert werden, sind einige ergänzende Bemerkungen zum weiteren Vorgehen notwendig. Der erste Punkt betrifft die Stichprobengewichtung in den multivariaten Analysemodellen. Um Strukturverzerrungen bei der Schätzung zu korrigieren, die im SOEP durch Over-

sampling ausgewählter Teilpopulationen entstehen, werden die univariaten Analysen stets unter Verwendung geeigneter Längsschnittgewichte durchgeführt. Leider ist es so, dass die verfügbare Software die Schätzung von RE-Modellen mit Stichprobengewichten nicht unterstützt. Während die Gewichtung im einfachen Probit-Modell problemlos möglich ist, können die verschiedenen RE-Modelle nur ungewichtet geschätzt werden. Die Vernachlässigung der Gewichtung ist allerdings nur dann mit Problemen verbunden, wenn die ungewichtete ML-Schätzung zu inkonsistenten Schätzern führt. WOOLDRIDGE (2002c) untersucht statistische Eigenschaften von ML-Schätzern in geschichteten Stichproben. Er zeigt, dass der ungewichtete ML-Schätzer konsistent ist, wenn die Schichtung vollständig auf den in \mathbf{x} enthaltenen exogenen Variablen basiert. Auch die Varianzschätzung in ungewichteten Probit-Modellen ist in einem solchen Fall korrekt²⁶.

Im vorliegenden Fall kann sicher nicht davon ausgegangen werden, dass alle für die Schichtung relevanten Merkmale zu den exogenen Modellvariablen gehören. Die wichtigsten (Schichtungs-) Variablen, die Einheiten mit erhöhten bzw. verringerten Auswahlwahrscheinlichkeiten auszeichnen, finden in den hier geschätzten Modellen als Regressoren Berücksichtigung. Beispielsweise stellen Ausländer eine systematisch überrepräsentierte Teilgruppe im SOEP dar. Das Schichtungskriterium der Nationalität geht als erklärende Variable in die Modellschätzung ein. Neben der Nationalität zählen auch die regionale Herkunft (Ost- oder Westdeutschland), der Erwerbsstatus und der Bezug von Transferleistungen zu den Eigenschaften, die über- bzw. unterrepräsentierte Gruppen auszeichnen. Die Sensitivität der Schätzergebnisse hinsichtlich der Gewichtung kann für einfache Probit-Modelle durch einen Vergleich von gewichteten und ungewichteten Probit-Schätzungen analysiert werden. Dabei ergeben sich für manche Koeffizienten Abweichungen, die aber als geringfügig eingestuft werden können. Da sich inhaltlich signifikante Änderungen aber nicht einstellen, werden im weiteren Verlauf nur ungewichtete Modellschätzungen präsentiert²⁷.

²⁶Wenn einige weitere milde Annahmen erfüllt sind, besitzt der ungewichtete ML-Schätzer sogar eine asymptotische Varianz, die kleiner als die des gewichteten Schätzers ist (vgl. WOOLDRIDGE 2002c: 597).

²⁷In Anhang A.1 sind die Ergebnisse gewichteter und ungewichteter Probit-Schätzungen für das Jahr 2002 vergleichend dargestellt.

Ein weiterer Punkt betrifft die Operationalisierung und Auswahl der verschiedenen Einflussfaktoren. Während in Kap. 3.2.3.1 chronische Armut separat für Männer und Frauen analysiert wurde, soll für die multivariate Analyse das Geschlecht nicht isoliert, sondern in Verbindung mit der Haushaltszusammensetzung betrachtet werden. Zu diesem Zweck werden die Ausprägungen der Variablen „Haushaltstyp“ (siehe Tab. 2.4) als Dummy-Variablen codiert und in die Schätzgleichung aufgenommen. Die Gruppe der „Paare ohne Kinder“ dient als Referenzkategorie. Ferner wird in einem ersten Schritt ausschließlich die Bedeutung personenbezogener und haushaltsspezifischer Determinanten für das Risiko chronischer Armut untersucht. Daran anschließend soll versucht werden, auch die Bedeutung des Bezugs von Sozialtransferleistungen in der Analyse zu berücksichtigen. Dies ist jedoch mit erheblichen methodischen Schwierigkeiten verbunden und wird deshalb erst im Anschluss an die Schätzungen ohne Transfervariablen thematisiert. Es ist naheliegend, auf Basis der Daten des Jahres 2002 zunächst ein gepooltes Probit-Modell mit robusten Standardfehlern zu schätzen. In diesem (und den folgenden) Modellen wird für die Faktoren Region, Alter, Nationalität, Anzahl Bildungsjahre, Erwerbsstatus, Haushaltsstruktur und Anzahl der Kinder kontrolliert. Um den Einfluss der Äquivalenzgewichtung bzw. der Art der Armutsmessung abschätzen zu können, werden jeweils drei Armutsgrenzen parallel betrachtet. Tab. 3.17 zeigt die geschätzten Koeffizienten sowie die P-Werte einfacher Signifikanztests einer einfachen Probit-Schätzung mit Daten des Jahres 2002. Die geschätzten Regressionskoeffizienten eignen sich, um anhand ihrer Vorzeichen zu beurteilen, in welche Richtung sich die Wahrscheinlichkeit für chronische Armut bei Variation des zugehörigen Regressors entwickelt. Möchte man Aussagen über die Stärke des Einflusses einzelner Variablen treffen, sollten marginale Effekte geschätzt werden. Anders als in linearen Modellen besitzen die Koeffizienten von nichtlinearen Modellen keine direkte Interpretation als marginale Effekte. In Probit-Modellen ergeben sich die Effekte einer marginalen Änderung in \mathbf{x} als $\partial\Phi(\mathbf{x}\boldsymbol{\beta})/\partial\mathbf{x} = \phi(\mathbf{x}\boldsymbol{\beta})\boldsymbol{\beta}$. Da bei den vorliegenden Schätzungen hauptsächlich das Vorzeichen der Koeffizienten sowie ihre statistische Signifikanz von Interesse sind, wird auf eine gesonderte Darstellung der marginalen Effekte verzichtet.

Tabelle 3.17: Ergebnisse gepoolter Probit-Schätzungen für Daten des Jahres 2002 mit cluster-robusten Standardfehlern

2002	Pooled Probit		
	OECD-Skala	BSHG-Skala	Sozialhilfe
Region (<i>West=1</i>)	-0,3707 (0,0000)	-0,4717 (0,0000)	0,0240 (0,8034)
Alter 26-40 (<i>Referenz: Alter unter 26</i>)	-0,6179 (0,0000)	-0,5437 (0,0000)	-0,2954 (0,0992)
Alter 41-60 (<i>Referenz: Alter unter 26</i>)	-0,4915 (0,0000)	-0,2830 (0,0073)	-0,2071 (0,1838)
Alter über 60 (<i>Referenz: Alter unter 26</i>)	-0,5389 (0,0002)	-0,4101 (0,0061)	-0,4987 (0,0099)
Nationalität (<i>Deutsch=1</i>)	-0,4206 (0,0009)	-0,3556 (0,0019)	-0,3520 (0,0191)
Anzahl Bildungsjahre	-0,1350 (0,0000)	-0,1567 (0,0000)	-0,1320 (0,0000)
Vollzeit (<i>Referenz: Arbeitslos</i>)	-1,1265 (0,0000)	-0,9203 (0,0000)	-1,5167 (0,0000)
Teilzeit (<i>Referenz: Arbeitslos</i>)	-0,7977 (0,0000)	-0,8278 (0,0000)	-0,8185 (0,0000)
Nicht verfügbar (<i>Referenz: Arbeitslos</i>)	-0,5430 (0,0001)	-0,5485 (0,0001)	-0,8127 (0,0000)
Sonst. nicht Erwerbstätige (<i>Referenz: Arbeitslos</i>)	-0,5359 (0,0000)	-0,4452 (0,0000)	-0,4632 (0,0000)
Single-Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,6268 (0,0000)	0,2366 (0,1129)	0,6493 (0,0000)
Single-Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,7028 (0,0000)	0,1573 (0,2374)	0,5789 (0,0000)
Paar m. Ki. (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,1108 (0,3583)	0,3971 (0,0004)	-0,2694 (0,1008)
Allein erziehend Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,3294 (0,1993)	0,3145 (0,2062)	0,6825 (0,0134)
Allein erziehend Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,6409 (0,0000)	0,8242 (0,0000)	1,0493 (0,0000)
Sonstige (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,0512 (0,8421)	0,3211 (0,1499)	-0,6014 (0,1320)
Anzahl Ki. unter 16	0,1951 (0,0002)	0,3286 (0,0000)	0,3025 (0,0000)
Konstante	0,4025 (0,0554)	0,1726 (0,3834)	-0,3205 (0,2393)
AIC	2712,85	2941,79	1533,13
Beobachtungen	8191	8191	8191

Quelle: Eigene Berechnungen, ungewichtete Ergebnisse.

Personen aus Westdeutschland weisen c.p. signifikant geringere Wahrscheinlichkeiten auf, chronisch arm zu sein. Dies gilt zumindest bei Verwendung der beiden verteilungsorientierten Einkommensgrenzen. Dieser Unterschied zwischen den Landesteilen, der in ähnlicher Form auch in univariaten Analysen festgestellt wird, ist auch bei Kontrolle der übrigen Einflussfaktoren als statistisch signifikant zu bezeichnen. Hinsichtlich dauerhafter Sozialhilfebedürftigkeit ergeben sich c.p. keine bedeutsamen Differenzen zwischen Ost und West. Auch beim Einfluss des individuellen Lebensalters werden die Ergebnisse der univariaten Analysen größtenteils bestätigt. Unabhängig von der Wahl der Armutsgrenze und der Äquivalenzskala ergibt sich für Personen aus der Referenzgruppe der jungen Menschen unter 26 Jahren das höchste Langzeitarmutsrisiko. Die Koeffizienten für die höheren Altersklassen haben alle ein negatives Vorzeichen und sind in fast allen Fällen signifikant von null verschieden. Interessanterweise gilt dies auch für die höchste Altersklasse, wenn die Bedarfsgewichtung mit Hilfe der mod. OECD-Skala durchgeführt wird. Bei Berechnung von Q_{1a} in den vier Altersklassen zeigte sich ein deutliches Ansteigen des Ausmaßes chronischer Armut in der Klasse der über 60-Jährigen. Dieser Effekt ist in obiger Schätzung bei Kontrolle der übrigen Einflussfaktoren nicht feststellbar.

Das negative Vorzeichen der Koeffizienten für die Dummy-Variable „Nationalität“ entspricht ebenfalls den theoretischen Erwartungen. Die Wahrscheinlichkeit, dauerhaft arm zu sein, ist für Personen mit deutscher Staatsbürgerschaft signifikant niedriger einzuschätzen als für ausländische Personen. Weitere inhaltliche Übereinstimmungen mit den Erkenntnissen aus den univariaten Analysen findet man bei Betrachtung des geschätzten Einflusses der Bildungsvariablen. Je höher die Anzahl an Jahren ist, die eine Person in Form von Schulbesuch zuzüglich Hochschul- oder Berufsausbildung in ihr Humankapital investiert, umso geringer kann die Wahrscheinlichkeit eingeschätzt werden, in chronischer Armut leben zu müssen. Dieses Ergebnis ist aufgrund der unterschiedlichen Operationalisierung nicht eins zu eins mit den univariaten Analysen zu vergleichen. Aber auch dort stellt sich heraus, dass z.B. Abiturienten, die vergleichsweise viele Jahre an einer Schule verbracht haben, die niedrigsten Quoten chronischer Armut aufweisen.

Zur Messung der Bedeutung des Erwerbsstatus für das Risiko chronischer Armut wird für jede der fünf Erwerbskategorien eine Dummy-Variable gebildet. Die Gruppe der registrierten Arbeitslosen bildet die Referenzkategorie. Es zeigt sich, dass Personen aus der Referenzgruppe das signifikant höchste Langzeitarbeitsrisiko aufweisen. Selbst die sonstigen nicht Erwerbstätigen dürfen im Vergleich zu den Arbeitslosen mit geringeren Wahrscheinlichkeiten für dauerhafte Armut rechnen. Am besten schneiden vollzeiterwerbstätige Personen ab, für die nicht nur ein signifikant negatives Vorzeichen, sondern auch die betragsmäßig größten Koeffizientenwerte festzustellen sind. Um die Stärke des Einflusses einzelner Faktoren besser beurteilen zu können, sollten anstelle der Koeffizienten die geschätzten marginalen Effekte für durchschnittliche Werte der Regressoren betrachtet werden. Dabei zeigt sich, dass die Wahrscheinlichkeit für dauerhafte Armut bei einer Person, die aus Arbeitslosigkeit in eine Vollzeitbeschäftigung wechselt, im Durchschnitt um ca. 7,1 Prozentpunkte (bei Verwendung der mod. OECD-Skala) zurückgeht. Ein Wechsel in eine Teilzeitbeschäftigung reduziert die entsprechende Wahrscheinlichkeit um durchschnittlich 2,8 Prozentpunkte.

Das positive Vorzeichen der Koeffizienten für allein stehende Männer und Frauen signalisiert ein höheres Langzeitarbeitsrisiko als für Paare ohne Kinder. Wie auch in den univariaten Analysen zeigt sich bei Betrachtung der Haushaltsstruktur ein starker Einfluss der verwendeten Äquivalenzskala. Weil die Wohlfahrtsposition von Ein-Personen-Haushalten durch die mod. OECD-Skala vergleichsweise ungünstig bewertet wird, sind die geschätzten Koeffizienten allein Stehenden signifikant größer als null, während sich bei Bedarfsgewichtung mit der BSHG-Skala kein statistisch gesicherter Unterschied zu den Paaren ohne Kinder ergibt. Ein entgegengesetztes Bild erhält man für die Koeffizienten der Dummy-Variable „Paare mit Kindern“. Diese im Vergleich zur Referenzgruppe größeren Haushalte werden bei Verwendung der mod. OECD-Skala tendenziell begünstigt. Folglich ergeben sich keine größeren Wahrscheinlichkeiten für dauerhafte Armut. Kommt jedoch die BSHG-Skala zur Anwendung, wird für Personen aus Haushalten mit Kindern ein signifikant höheres Langzeitarbeitsrisiko angezeigt.

Ausgeprägte geschlechtsspezifische Unterschiede bezüglich des Risikos für Langzeitarbeitslosigkeit findet man für Ein-Eltern-Haushalte. Während sich allein erziehende

Männer (und ihre Kinder) hinsichtlich ihres Langzeitarbeitsrisikos nicht signifikant von Paaren ohne Kinder unterscheiden, müssen allein erziehende Frauen (und ihre Kinder) mit deutlich höheren Wahrscheinlichkeiten für dauerhafte Armut rechnen. Wie erwartet, fällt die Betroffenheit allein erziehender Frauen und Männer besonders stark aus, wenn Armut anhand der sim. Sozialhilfeschwelle gemessen wird. Die besonderen Regelungen für allein Erziehende im deutschen Sozialhilferecht (Mehrbedarfzuschläge, höhere Regelsatzproportionen für Kinder aus Ein-Eltern-Haushalten) dürften für die signifikant positiven Vorzeichen der Koeffizienten verantwortlich sein. Anhand des positiven Parameterwerts für die Variable „Anzahl Kinder unter 16“ lässt sich folgern, dass die Wahrscheinlichkeit in persistenter Armut zu leben mit steigender Kinderzahl zunimmt. Auch hier zeigt sich der starke Einfluss der Bedarfsgewichtung. Während bei Verwendung der mod. OECD-Skala für durchschnittliche Werte der Regressoren ein marginaler Effekt von 1,2 Prozentpunkten festgestellt werden kann, erhöht sich bei Verwendung der BSHG-Skala das Risiko für chronische Armut um 2,2 Prozentpunkte.

Wenn es tatsächlich unbeobachtete haushaltsspezifische Heterogenität gibt, die die Wahrscheinlichkeit für chronische Armut beeinflusst, dann liefert „pooled probit“ lediglich konsistente Schätzer für $\beta^* = \beta \cdot (1 + \sigma_\xi^2)^{-\frac{1}{2}}$. Der Random-Effects-Ansatz aus (3.5) ermöglicht hingegen eine konsistente Schätzung der strukturellen Parameter β . Die Ergebnisse der beiden Varianten lassen sich aber nicht direkt vergleichen, da einmal β^* und einmal β geschätzt wird. Durch Multiplikation der RE-Koeffizienten mit dem Faktor $(1 + \hat{\sigma}_\xi^2)^{-\frac{1}{2}}$ erhält man skalierte Koeffizienten, anhand derer Vergleiche zwischen den beiden Schätzungen sinnvoll möglich sind (vgl. ARULAMPALAM 1999: 599). Aus diesem Grund zeigt Tab. 3.18 entsprechend skalierte Koeffizienten $\hat{\beta}^*$. Die P-Werte (in Klammern) beziehen sich allerdings weiterhin auf den Signifikanztest der unskalierten Koeffizienten.

Die Koeffizienten der personenbezogenen Merkmale ändern sich im Vergleich zum gepoolten Probit-Modell praktisch nicht. Geringfügige Reaktionen sind jedoch für die Regressionsparameter der Haushaltsstrukturvariablen festzustellen. Männliche und weibliche Single-Haushalte, deren Koeffizienten bei Verwendung der BSHG-Skala im gepoolten Modell nicht signifikant von null

Tabelle 3.18: Ergebnisse von Random-Effects-Probit-Schätzungen für Daten des Jahres 2002 unter Berücksichtigung unbeobachteter Heterogenität

2002	Random-Effects-Probit		
	OECD-Skala	BSHG-Skala	Sozialhilfe
Region (<i>West=1</i>)	-0,3732 (0,0000)	-0,4403 (0,0000)	0,0035 (0,9692)
Alter 26-40 (<i>Referenz: Alter unter 26</i>)	-0,5410 (0,0000)	-0,4465 (0,0002)	-0,2594 (0,1173)
Alter 41-60 (<i>Referenz: Alter unter 26</i>)	-0,4439 (0,0001)	-0,2511 (0,0233)	-0,2195 (0,1656)
Alter über 60 (<i>Referenz: Alter unter 26</i>)	-0,5288 (0,0003)	-0,3972 (0,0081)	-0,5159 (0,0089)
Nationalität (<i>Deutsch=1</i>)	-0,4364 (0,0000)	-0,3707 (0,0000)	-0,3146 (0,0066)
Anzahl Bildungsjahre	-0,1173 (0,0000)	-0,1314 (0,0000)	-0,1221 (0,0000)
Vollzeit (<i>Referenz: Arbeitslos</i>)	-1,0177 (0,0000)	-0,7781 (0,0000)	-1,4300 (0,0000)
Teilzeit (<i>Referenz: Arbeitslos</i>)	-0,7012 (0,0000)	-0,6976 (0,0000)	-0,7461 (0,0000)
Nicht verfügbar (<i>Referenz: Arbeitslos</i>)	-0,4831 (0,0004)	-0,4855 (0,0008)	-0,7668 (0,0000)
Sonst. nicht Erwerbstätige (<i>Referenz: Arbeitslos</i>)	-0,4730 (0,0000)	-0,3883 (0,0000)	-0,4171 (0,0001)
Single-Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,6701 (0,0000)	0,2807 (0,0496)	0,6796 (0,0000)
Single-Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,7714 (0,0000)	0,2336 (0,0509)	0,6232 (0,0000)
Paar m. Ki. (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,0152 (0,8739)	0,2872 (0,0019)	-0,3129 (0,0141)
Allein Erziehend Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,3468 (0,1728)	0,3368 (0,1927)	0,6620 (0,0139)
Allein Erziehend Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,6430 (0,0000)	0,7969 (0,0000)	1,0662 (0,0000)
Sonstige (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,0420 (0,8226)	0,2895 (0,0920)	-0,5846 (0,0491)
Anzahl Ki. unter 16	0,1921 (0,0000)	0,3256 (0,0000)	0,2986 (0,0000)
Konstante	0,2060 (0,2470)	-0,0715 (0,6808)	-0,4538 (0,0465)
AIC	2276,3149	2383,0166	1394,7094
Beobachtungen	8191	8191	8191
$\hat{\sigma}_\varepsilon$	1,1788	1,2156	0,8898
$\hat{\rho}$	0,5815***	0,5964***	0,4419***

Quelle: Eigene Berechnungen, skalierte Koeffizienten, ungewichtete Ergebnisse.

*** signifikant von null verschieden auf dem 1% Signifikanzniveau.

verschieden sind, scheinen bei Kontrolle nicht beobachtbarer haushaltsspezifischer Unterschiede über ein (schwach) signifikant höheres Langzeitarbeitsrisiko zu verfügen als Personen aus der Referenzgruppe. Die übrigen Koeffizienten bleiben nahezu unverändert. Die interessantesten Aussagen lassen sich aus dem letzten Zeilenblock von Tab. 3.18 ableiten. Die unterste Zeile enthält Schätzwerte für die Stärke der „Intra-Haushalts-Korrelation“. In allen drei Gleichungen ist der Parameter ρ signifikant von null verschieden. Die Daten liefern also starke Evidenz für das Vorliegen unbeobachteter haushaltsspezifischer Heterogenität. Bei Verwendung der mod. OECD-Skala ergibt sich ein Schätzwert für die Standardabweichung des Random-Effects von $\hat{\sigma}_\xi = 1,1788$. Für den Faktor $(1 + \hat{\sigma}_\xi^2)^{-\frac{1}{2}}$ erhält man folglich einen Wert von 0,6469. Die Nichtberücksichtigung dieser unbeobachteten Haushaltseffekte führt zu einer ganz erheblichen Unterschätzung der „wahren“ Parameterwerte in einem gepoolten Probit-Modell. Die geschätzten Koeffizienten des RE-Modells liegen um ca. 54,6% über den Koeffizienten der gepoolten Schätzung.

3.3.3.2 Zur Schätzung des Einflusses von Sozialtransferleistungen

Univariate Analysen liefern starke Evidenz, dass die Bezieher sozialstaatlicher Transferleistungen sehr viel häufiger von langdauernder Armut betroffen sind als Personen, die keine Transfers in Anspruch nehmen. Um zu prüfen, ob sich dieses Ergebnis bestätigt, wenn andere Faktoren wie Nationalität, Schulbildung und Erwerbsstatus der Haushaltsmitglieder konstant gehalten werden, sollte eine adäquat definierte Sozialtransfervariable in die oben diskutierten Modelle integriert werden. Im vorliegenden Fall bieten sich zwei Möglichkeiten an. Zum einen kann der Bezug von HLu, Arbeitslosenhilfe und Wohngeld in Form von Dummy-Variablen codiert und in die Schätzgleichungen aufgenommen werden. Wenn neben dem reinen Bezug auch der Einfluss der Leistungshöhe von Interesse ist, bietet es sich an, den Anteil des Transfereinkommens am insgesamt verfügbaren Haushaltseinkommen zu berechnen und diese Größe als Regressor zu berücksichtigen. Im Weiteren wird ausschließlich die letztgenannte Variante untersucht.

Leider führt die Aufnahme von Sozialtransfervariablen in der Schätzgleichung zu einem Simultanitätsbias und zwar unabhängig davon, ob der Transferbezug mit einer Variablen „Transferanteil“ oder durch verschiedene Dummy-Variablen operationalisiert wird. Es ist davon auszugehen, dass sowohl der chronische Armutsindikator y_{it} als auch die Höhe des Transferanteils simultan von der Höhe des Haushaltseinkommens determiniert werden. In einem solchen Fall führen die beiden bislang verwendeten Verfahren zu inkonsistenten Schätzern für β . Stehen jedoch geeignete Instrumentvariablen (IV) für den Transferanteil zur Verfügung, können mit Hilfe eines IV-Probit Ansatzes konsistente Schätzer berechnet werden. Die verschiedenen Verfahren zur Schätzung von Probit-Modellen mit Instrumentvariablen sind unkompliziert und in den gängigen Softwarepaketen implementiert. In dieser Arbeit wird ein Maximum-Likelihood-Verfahren verwendet, das sowohl eine konsistente Schätzung der Parameter und ihrer Standardfehler erlaubt als auch einen einfachen Exogenitätstest auf Basis der geschätzten Parameter ermöglicht. Näheres zu diesem Ansatz findet man u.a bei WOOLDRIDGE (2002a)²⁸.

Die Gewinnung geeigneter Instrumentvariablen erweist sich in vorliegendem Anwendungsfall als die Hauptschwierigkeit. Diese Variablen sollten einerseits möglichst stark mit dem Transferanteil zusammenhängen, andererseits aber keine Korrelation mit dem aktuellen Haushaltseinkommen oder den unbeobachteten Haushaltseffekten aufweisen. Als Ausgangspunkt der Überlegungen zur Identifikation valider Instrumente dient die betragsmäßige Höhe von HLu, Arbeitslosenhilfe und Wohngeld. Diese ist zweifellos stark mit dem Transferanteil korreliert, hängt aber aufgrund der Bedürftigkeitsprüfung ebenfalls vom aktuellen Haushaltseinkommen ab. Anstelle der Leistungshöhe in einem bestimmten Jahr könnte auch die Veränderung der Leistung im Vergleich zum Vorjahr als Instrument in Betracht gezogen werden. Im Folgenden werden insbesondere die ersten Differenzen der Leistungen der HLu ($\Delta hlu_t = hlu_t - hlu_{t-1}$) und der Arbeitslosenhilfe ($\Delta alhilfe_t = alhilfe_t - alhilfe_{t-1}$)

²⁸Mit dem hier angewendeten Verfahren werden die Parameter der strukturellen Gleichung simultan mit den Parametern einer reduzierten Form (für den endogenen Transferanteil) geschätzt. Man bezeichnet diese Schätzmethode auch als „Full Information Maximum Likelihood“ (FIML). Hingegen zählt z.B. das von RIVERS und VUONG (1988) vorgeschlagene zweistufige Verfahren zur IV-Probit-Schätzung zu den „Limited Information Maximum Likelihood“ (LIML) Verfahren.

auf ihre Eignung als Instrumentvariablen untersucht. Erste Differenzen haben den Vorteil, dass für sie keine Korrelation mit den nicht beobachteten Haushaltseffekten zu erwarten sind. Falls die Leistungshöhe der HLu zu einem Zeitpunkt t sowie zum Zeitpunkt $t-1$ u.a. von zeitinvarianten Effekten beeinflusst wird, führt die Differenzenbildung zur Eliminierung dieser haushaltsspezifischen Besonderheiten. Auch eine Korrelation mit dem aktuellen Haushaltseinkommen ist nicht zwingend zu erwarten. Diese Hypothese lässt sich durch Berechnung von paarweisen Korrelationskoeffizienten empirisch überprüfen. In Tab. 3.19 sind in der ersten Spalte Korrelationskoeffizienten zwischen den Instrumentvariablen und dem Haushaltseinkommen aufgelistet. In Klammern unterhalb der Koeffizienten findet sich der P-Wert eines Tests der Nullhypothese $H_0 : r = 0$ ²⁹.

Tabelle 3.19: Korrelationskoeffizienten zwischen Δhlu_t , $\Delta alhilfe_t$, Transferanteil und Haushaltseinkommen

Korrelationskoeffizienten	Haushaltseinkommen	Transferanteil
Δhlu_t	-0,0168 (0,1291)	0,2086 (0,0000)
$\Delta alhilfe_t$	-0,0173 (0,1173)	0,2679 (0,0000)

Die beiden Korrelationskoeffizienten der IV mit dem Haushaltseinkommen sind negativ und nicht signifikant von null verschieden. Die beiden Variablen sind offenbar weder mit den unbeobachteten Haushaltseffekten noch mit dem aktuellen Haushaltseinkommen korreliert. Gleichzeitig zeigt die dritte Spalte der Tabelle, dass ein signifikant positiver Zusammenhang mit dem Transferanteil besteht. Beide Variablen scheinen die Anforderungen an valide Instrumentvariablen zu erfüllen. Tab. 3.20 zeigt die Ergebnisse einer IV-Probit-Schätzung mit Δhlu_t und $\Delta alhilfe_t$ als exogenen Instrumentvariablen für den endogenen Regressor „Transferanteil“. Dabei zeigt sich ein auf den ersten Blick verblüffendes Resultat. In allen drei geschätzten Gleichungen erhält man insignifikante Koeffizienten für den endogenen Regressor. Die Höhe des Transferanteils spielt für das Risiko chronischer Armut offensichtlich keine Rolle mehr, wenn Faktoren wie der Erwerbsstatus, die Zahl der Bildungsjahre, das Alter und die

²⁹ r bezeichnet den empirischen Korrelationskoeffizienten nach Pearson-Bravais zur Messung von Stärke und Richtung des linearen Zusammenhangs zwischen zwei metrischen Variablen.

Nationalität konstant gehalten werden. Diese Erkenntnis steht in starkem Widerspruch zu den Ergebnissen der univariaten Analysen. Erst multivariate Analysen machen deutlich, dass das bedeutend höhere Ausmaß dauerhafter Armut unter den Transferbeziehern nicht durch den Bezug und die Leistungshöhe der Sozialleistung verursacht wird, sondern durch die Tatsache, dass es unter den Transferbeziehern eine überdurchschnittlich große Zahl an Personen gibt, die aufgrund ihrer übrigen personen- und haushaltsbezogenen Eigenschaften besonders häufig in chronischer Armut leben.

Die übrigen Parameter bleiben im Vergleich zur gepoolten Schätzung des Probit-Modells nahezu unverändert. Um abschließend die Qualität der IV-Schätzung beurteilen zu können, werden zwei Spezifikationstests durchgeführt, deren P-Werte in den beiden untersten Zeilen von Tab. 3.20 zusammengestellt sind. Eine IV-Probit-Schätzung des Modells ist nur dann notwendig, wenn der Transferanteil tatsächlich ein im oben beschriebenen Sinne endogener Regressor ist. Die bei vorliegender Schätzung maximierte Likelihood-Funktion enthält neben den strukturellen Parametern β u.a. einen Parameter ρ^* , der grob vereinfacht als Indikator für die Endogenität des Transferanteils interpretiert werden kann³⁰. Für den Fall, dass bei einem Wald-Test die Nullhypothese $H_0 : \rho^* = 0$ nicht abgelehnt werden kann, darf der Transferanteil als exogen betrachtet werden. Hier signalisiert das sehr geringe empirische Signifikanzniveau dieses Tests in allen drei Gleichungen, dass der Regressor Transferanteil tatsächlich nicht exogen und die Verwendung eines Instrumentvariablenschätzers dringend zu empfehlen ist.

Die IV-Probit-Schätzung ist nur dann konsistent, wenn die beiden Hilfsvariablen Δhlu_t und $\Delta alhilfe_t$ valide Instrumente darstellen. In linearen Modellen kann die Gültigkeit der überidentifizierenden Restriktionen mit gängigen Testverfahren wie z.B. Sargans NR^2 -Test überprüft werden. Da für nichtlineare Modelle ein ähnlich standardisiertes Verfahren nicht existiert, wird auf einen alternativen Ansatz zurückgegriffen. Dabei werden zwei IV-Probit-Schätzer $\hat{\beta}_{IV}^1$ und $\hat{\beta}_{IV}^2$ miteinander verglichen. Bei der Schätzung von β_{IV}^1 wird lediglich ein Instrument Δhlu_t verwendet, während zur Schätzung von β_{IV}^2 beide Instru-

³⁰Im Rahmen des hier verwendeten FIML-Ansatzes drückt ρ^* die Korrelation zwischen den latenten Störvariablen der strukturellen Gleichung und der reduzierten Form für den endogenen Transferanteil aus.

Tabelle 3.20: Ergebnisse von IV-Probit-Schätzungen für Daten des Jahres 2002 mit cluster-robusten Standardfehlern

2002	IV-Probit		
	OECD-Skala	BSHG-Skala	Sozialhilfe
Region (<i>West=1</i>)	-0,3405 (0,0000)	-0,4391 (0,0000)	0,1012 (0,3246)
Alter 26-40 (<i>Referenz: Alter unter 26</i>)	-0,6223 (0,0000)	-0,5255 (0,0000)	-0,3123 (0,0897)
Alter 41-60 (<i>Referenz: Alter unter 26</i>)	-0,5038 (0,0000)	-0,2685 (0,0104)	-0,2287 (0,1562)
Alter über 60 (<i>Referenz: Alter unter 26</i>)	-0,4908 (0,0008)	-0,3643 (0,0159)	-0,4655 (0,0190)
Nationalität (<i>Deutsch=1</i>)	-0,4099 (0,0012)	-0,3497 (0,0021)	-0,3114 (0,0362)
Anzahl Bildungsjahre	-0,1228 (0,0000)	-0,1445 (0,0000)	-0,1178 (0,0000)
Vollzeit (<i>Referenz: Arbeitslos</i>)	-1,1166 (0,0000)	-0,9337 (0,0000)	-1,3368 (0,0000)
Teilzeit (<i>Referenz: Arbeitslos</i>)	-0,8399 (0,0000)	-0,8768 (0,0000)	-0,7741 (0,0008)
Nicht verfügbar (<i>Referenz: Arbeitslos</i>)	-0,5856 (0,0052)	-0,5461 (0,0044)	-0,7070 (0,0052)
Sonst. nicht Erwerbstätige (<i>Referenz: Arbeitslos</i>)	-0,6182 (0,0005)	-0,5097 (0,0010)	-0,4656 (0,0220)
Single-Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,5103 (0,0001)	-0,0634 (0,7589)	0,4136 (0,0271)
Single-Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,6593 (0,0000)	0,1244 (0,3613)	0,4870 (0,0004)
Paar m. Ki. (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,1546 (0,1881)	0,4419 (0,0001)	-0,1712 (0,2628)
Allein Erziehend Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,2453 (0,3542)	0,2450 (0,3507)	0,6035 (0,0287)
Allein Erziehend Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,5847 (0,0007)	0,7970 (0,0000)	1,0817 (0,0000)
Sonstige (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,1207 (0,6093)	0,3784 (0,0749)	-0,3733 (0,2804)
Anzahl Ki. unter 16	0,1735 (0,0006)	0,3192 (0,0000)	0,2639 (0,0000)
Transferanteil	-0,9914 (0,2243)	-0,7190 (0,2768)	-0,9756 (0,3066)
Konstante	0,4454 (0,1555)	0,1573 (0,5721)	-0,4389 (0,2838)
Beobachtungen	8191	8191	8191
Exogenitätstest	0,0001	0,0000	0,0007
Überidentifikationstest	0,8213	0,7669	0,8725

Quelle: Eigene Berechnungen, ungewichtete Ergebnisse.
Instrumentvariablen für den Transferanteil: Δhlu_t , $\Delta alhilfe_t$

mentvariablen herangezogen werden. Unter der Nullhypothese valider Instrumente sollten beide Schätzer stochastisch gegen denselben Wert β und die Differenz $q = \hat{\beta}_{IV}^2 - \hat{\beta}_{IV}^1$ gegen null konvergieren. Grundsätzlich eignet sich für dieses Testproblem ein von HAUSMAN (1978) vorgeschlagenes Verfahren. Beim Hausman-Test wird unter anderem unterstellt, dass die Schätzung $\hat{\beta}_{IV}^2$ unter H_0 konsistent **und** effizient ist, während sie unter H_1 inkonsistent wird. Da es sich bei $\hat{\beta}_{IV}^2$ um einen Instrumentenschätzer handelt, dessen Varianz aufgrund der Clustereffekte auf Haushaltsebene noch dazu mit einem robusten Verfahren geschätzt werden muss, trifft die Annahme der Effizienz unter H_0 sicher nicht zu. Dies hat zur Folge, dass die Schätzung der Varianz von q als

$$\hat{V}(q) = \hat{V}(\hat{\beta}_{IV}^1) - \hat{V}(\hat{\beta}_{IV}^2) \quad (3.19)$$

nicht korrekt ist und stattdessen die Varianzschätzung gemäß

$$\hat{V}(q) = \hat{V}(\hat{\beta}_{IV}^1) + \hat{V}(\hat{\beta}_{IV}^2) - Cov(\hat{\beta}_{IV}^1, \hat{\beta}_{IV}^2) - Cov(\hat{\beta}_{IV}^1, \hat{\beta}_{IV}^2)' \quad (3.20)$$

vorzunehmen ist. Eine detailliertere Darstellung dieser verallgemeinerten Form des Hausman-Tests findet man u.a. bei CLOGG ET AL. (1995) und WEESIE (2000). Anhand der P-Werte des Überidentifikationstests erkennt man sofort, dass die Instrumentvariablen Δhlu_t und $\Delta alhilfe_t$ als exogen betrachtet werden dürfen und somit auch der Schätzer mit beiden Instrumentvariablen konsistent ist.

Anhand von Querschnittsdaten aus dem Jahr 2002 kann gezeigt werden, dass die Höhe des Transferanteils bei Kontrolle verschiedener personen- und haushaltsbezogener Merkmale keinen signifikanten Einfluss auf die Wahrscheinlichkeit chronischer Armut ausübt. Eine (gepoolte) Instrumentenschätzung mit Paneldaten aus den Jahren 1996-2002 liefert dieselben Ergebnisse. Entsprechende Tests der überidentifizierenden Restriktionen zeigen ebenfalls die Gültigkeit der beiden Instrumentvariablen an. Aus diesem Grund wird im folgenden Kapitel von einer Berücksichtigung von Sozialtransfervariablen abgesehen.

3.3.3.3 Schätzungen mit Paneldaten

Stehen Paneldaten der Jahre 1996-2002 mit der in Abb. 3.12 dargestellten hierarchischen Struktur zur Verfügung, lassen sich die Parameter unter Berücksichtigung von Clustereffekten auf Personen- und Haushaltsebene mit Hilfe des oben eingeführten „Three-Level-RE-Modells“ schätzen. Leider ist die empirische Umsetzung eines solchen Modells nichttrivial. Zum einen müssen die in der Likelihood-Funktion auftretenden Integrale numerisch approximiert werden. Besonders in Datensätzen mit einer großen Zahl an Beobachtungen ist dazu ein erheblicher Rechenaufwand nötig. In dieser Arbeit wird das Programm **gllamm** zur Schätzung der hierarchischen Modelle verwendet³¹. Die Entwickler des Programms weisen in einer Befehlsbeschreibung darauf hin, dass die Rechenzeit in etwa proportional zur Anzahl an Beobachtungen und der Wurzel aus der Anzahl zu schätzender Parameter ist. Die Anzahl der Quadraturpunkte, die zur Approximation der Integrale vorgegeben werden müssen, wirkt sich ebenfalls maßgeblich auf die Rechenzeit aus (vgl. RABE-HESKETH ET AL. 2004: 20). Die Maximierung der Log-Likelihood-Funktion erweist sich aber nicht nur als sehr zeitaufwändig, sondern führt in manchen Fällen zu keinen sinnvollen Ergebnissen. Ein solcher Fall tritt häufig dann auf, wenn die Varianz eines Random-Effects bei der Optimierung gegen null konvergiert. Für die vorliegenden Daten stellt sich genau dieses Problem bei der Schätzung des Three-Level-RE-Modells ein. Die Varianz des individuellen Effekts $\sigma_{(2)}^2$ strebt mit jedem weiteren Iterationsschritt gegen null, was schließlich zu einem Abbruch des Optimierungsverfahrens führt.

Dieses aus inhaltlicher Sicht wenig überraschende Ergebnis lässt sich am besten plausibilisieren, wenn man sich eine latente Variable y^* vorstellt, die so etwas wie die „Langzeitarmutsneigung“ einer Person ausdrückt. Übersteigt diese Neigung einen bestimmten Schwellenwert, wird für die Variable y_{git} der Wert eins beobachtet. Ein Wert von null wird realisiert, wenn y^* den Schwellenwert unterschreitet³². Die Stärke der Langzeitarmutsneigung hängt unmittel-

³¹*gllamm* ist ein für die Statistiksoftware Stata entwickeltes Programm zur Schätzung von **Generalized Linear Latent And Mixed Models**.

³²Modelle für binäre abhängige Variablen lassen sich allgemein mit Hilfe einer solchen latenten Variablen herleiten. Man spricht in diesem Fall auch von Index- oder Schwellenwert-Modellen. Eine ausführliche Darstellung dieses alternativen Zugangs zu Modellen für binäre

bar von haushaltsbezogenen Merkmalen ab. Personenbezogene Eigenschaften wirken sich hingegen indirekt auf die Langzeitarbeitsneigung aller Personen des Haushalts aus. Nur in Ein-Personen-Haushalten kann man von einem unmittelbaren Einfluss personenbezogener Eigenschaften sprechen. Die Variation der Langzeitarbeitsneigung kann jedoch nicht vollständig durch die Variation beobachteter personen- und haushaltsbezogener Eigenschaften erklärt werden. Die restliche Variation in der Arbeitsneigung der Haushalte muss daher auf nicht beobachtbare Faktoren zurückzuführen sein. Unbeobachtete Unterschiede zwischen den Haushalten beeinflussen die Arbeitsneigung direkt, während unbeobachtete Personenheterogenität nur indirekt über die Haushaltseffekte wirken kann. Man darf vermuten, dass die „übrige“ Variation der Langzeitarbeitsneigung auf unbeobachtete Haushaltseffekte zurückgeführt werden kann, die auch die indirekt eingehenden Wirkungen möglicher Personeneffekte enthalten. Ein darüber hinaus gehender Einfluss nicht beobachtbarer individueller Effekte ist folglich nicht zu erwarten.

Liegen keine individuellen Effekte vor ($\sigma_{(2)}^2 = 0$), können die T Beobachtungen für die N_g Personen eines Haushalts gegeben die erklärenden Variablen und die haushaltsspezifischen Effekte als bedingt unabhängig betrachtet werden. Das Probit-Modell mit Random-Effects auf zwei Ebenen (3.10) wird durch das Modell (3.5) ersetzt, bei dem nur für unbeobachtete Unterschiede auf der Haushaltsebene kontrolliert wird. Die Ergebnisse einer Schätzung des Random-Effects-Probit-Modells mit haushaltsspezifischen Effekten sind in Tab. 3.21 dargestellt. Zum Vergleich enthält die Tabelle auch die Ergebnisse einer gepoolten Probit-Schätzung auf Basis der Längsschnittdaten. Um die Schätzergebnisse des RE-Modell mit den Koeffizienten des gepoolten Probit-Modells vergleichbar zu machen, wurden die geschätzten Parameter des RE-Modells in Tab. 3.21 mit dem Faktor $(1 + \hat{\sigma}_{(3)}^2)^{-\frac{1}{2}}$ multipliziert.

Vergleicht man die Schätzergebnisse aus Tab. 3.21 mit den Ergebnissen der Modelle aus Kap. 3.3.3.1, fallen einige interessante Unterschiede auf. Während im Jahr 2002 in der Alterklasse der unter 25-Jährigen - bei Verwendung verteilungsorientierter Einkommensgrenzen - das signifikant höchste Armutsrisiko festgestellt werden kann, unterscheiden sich bei den Schätzungen mit Panelda-

abhängige Variablen findet man den meisten Ökonometrie-Lehrbüchern (siehe JOHNSTON und DINARDO 1997, WOOLDRIDGE 2002a, GREENE 2002).

Tabelle 3.21: Ergebnisse von gepoolten Probit- und Random-Effects Probit
Probit-Schätzungen für Paneldaten der Jahre 1996-2002

Paneldaten 1996-2002	Pooled Probit			Random-Effects Probit		
	OECD	BSHG	Sozialhilfe	OECD	BSHG	Sozialhilfe
Region (West=1)	-0,4659 (0,0000)	-0,5989 (0,0000)	-0,0495 (0,6117)	-0,3787 (0,0000)	-0,4093 (0,0000)	-0,0228 (0,7069)
Alter 26-40 (Referenz: Alter unter 26)	-0,2246 (0,0577)	-0,2150 (0,0699)	-0,2965 (0,0473)	-0,1600 (0,0288)	-0,1249 (0,0587)	-0,2334 (0,0192)
Alter 41-60 (Referenz: Alter unter 26)	-0,1403 (0,2239)	-0,0065 (0,9543)	-0,4638 (0,0031)	-0,1380 (0,0559)	-0,0657 (0,3090)	-0,3273 (0,0012)
Alter über 60 (Referenz: Alter unter 26)	-0,1195 (0,4000)	-0,0887 (0,5425)	-0,5279 (0,0044)	-0,1198 (0,1558)	-0,0878 (0,2664)	-0,3586 (0,0024)
Nationalität (Deutsch=1)	-0,2758 (0,0115)	-0,2726 (0,0084)	-0,1375 (0,3487)	-0,3411 (0,0000)	-0,3173 (0,0000)	-0,2656 (0,0004)
Anzahl Bildungsjahre	-0,1560 (0,0000)	-0,1563 (0,0000)	-0,1737 (0,0000)	-0,0823 (0,0000)	-0,0721 (0,0000)	-0,1023 (0,0000)
Vollzeit (Referenz: Arbeitslos)	-0,9356 (0,0000)	-0,7525 (0,0000)	-1,1324 (0,0000)	-0,4860 (0,0000)	-0,3126 (0,0000)	-0,6829 (0,0000)
Teilzeit (Referenz: Arbeitslos)	-0,6232 (0,0000)	-0,5961 (0,0000)	-0,6493 (0,0000)	-0,2927 (0,0000)	-0,2614 (0,0000)	-0,3485 (0,0000)
Nicht verfügbar (Referenz: Arbeitslos)	-0,4817 (0,0000)	-0,3852 (0,0009)	-0,4840 (0,0005)	-0,2570 (0,0001)	-0,1768 (0,0093)	-0,3458 (0,0002)
Sonst. nicht Erwerbstätige (Referenz: Arbeitslos)	-0,3945 (0,0000)	-0,3380 (0,0000)	-0,3313 (0,0001)	-0,2281 (0,0000)	-0,1242 (0,0016)	-0,1768 (0,0022)
Single-Mann (Referenz: Paar o. Ki.)	0,4451 (0,0013)	0,1199 (0,5396)	0,3356 (0,0440)	0,2049 (0,0254)	-0,1781 (0,0977)	0,2556 (0,0309)
Single-Frau (Referenz: Paar o. Ki.)	0,7292 (0,0000)	0,1579 (0,2292)	0,5521 (0,0001)	0,5615 (0,0000)	0,0146 (0,8486)	0,5689 (0,0000)
Paar m. Ki. (Referenz: Paar o. Ki.)	0,2853 (0,0130)	0,5829 (0,0000)	-0,1559 (0,3486)	0,1383 (0,0040)	0,4097 (0,0000)	-0,0782 (0,2683)
Allein Erziehend Mann (Referenz: Paar o. Ki.)	0,3981 (0,0765)	0,5508 (0,0109)	0,5741 (0,0119)	0,3284 (0,0361)	0,3515 (0,0154)	0,5487 (0,0007)
Allein Erziehend Frau (Referenz: Paar o. Ki.)	0,8703 (0,0000)	1,0281 (0,0000)	1,0343 (0,0000)	0,6302 (0,0000)	0,7422 (0,0000)	0,8458 (0,0000)
Sonstige (Referenz: Paar o. Ki.)	-0,0156 (0,9274)	0,3975 (0,0262)	-0,0666 (0,8277)	-0,0986 (0,2357)	0,2505 (0,0005)	-0,0608 (0,5799)
Anzahl Ki. unter 16	0,1619 (0,0002)	0,2999 (0,0000)	0,2685 (0,0000)	0,1016 (0,0000)	0,1530 (0,0000)	0,2117 (0,0000)
Jahr = 1997 (Referenz: Jahr = 1996)	-0,0485 (0,2258)	0,0003 (0,9930)	0,0584 (0,2129)	-0,0617 (0,1408)	-0,0083 (0,8265)	0,0726 (0,2226)
Jahr = 1998 (Referenz: Jahr = 1996)	-0,0528 (0,2560)	0,0680 (0,1290)	0,0106 (0,8547)	-0,0641 (0,1307)	0,0769 (0,0421)	0,0022 (0,9713)
Jahr = 1999 (Referenz: Jahr = 1996)	-0,0317 (0,5284)	0,0523 (0,2535)	0,1195 (0,0535)	-0,0443 (0,2979)	0,0497 (0,1979)	0,1460 (0,0149)
Jahr = 2000 (Referenz: Jahr = 1996)	0,0260 (0,6225)	0,1047 (0,0461)	0,0244 (0,7114)	0,0140 (0,7393)	0,1032 (0,0072)	0,0190 (0,7652)
Jahr = 2001 (Referenz: Jahr = 1996)	0,0790 (0,1391)	0,1553 (0,0030)	0,0712 (0,2890)	0,0741 (0,0739)	0,1741 (0,0000)	0,0741 (0,2379)
Jahr = 2002 (Referenz: Jahr = 1996)	0,0710 (0,1828)	0,1518 (0,0038)	0,1157 (0,1083)	0,0820 (0,0493)	0,1825 (0,0000)	0,1736 (0,0043)
Konstante	-0,2701 (0,1543)	-0,5408 (0,0032)	-0,5946 (0,0247)	-0,7280 (0,0000)	-1,0322 (0,0000)	-1,1804 (0,0000)
AIC	11137,58	13006,35	6276,07	6326,6821	7087,6978	3564,7786
Beobachtungen	38129	38129	38129	38129	38129	38129
$\hat{\sigma}_\xi$				1,5297	1,6540	1,3455
$\hat{\rho}$				0,7006***	0,7323***	0,6442***

Quelle: Eigene Berechnungen, skalierte Koeffizienten bei RE-Probit-Schätzung, ungewichtete Ergebnisse.
*** signifikant von null verschieden auf dem 1% Signifikanzniveau.

ten zumindest die über 40-Jährigen nicht mehr signifikant von der Referenzgruppe. Lediglich die Klasse der Personen im Alter zwischen 26 und 40 Jahren weist eine etwas geringere Wahrscheinlichkeit für dauerhafte Armut auf. Interessanterweise erhält man bei Armutsmessung mit der simulierten Sozialhilfeschwelle signifikant negative Koeffizienten für die drei höchsten Altersklassen. Dies ist im Jahr 2002 nicht durchgehend der Fall. Weitere Auffälligkeiten für die Parameter der übrigen personenbezogenen Einflussfaktoren ergeben sich nicht. Auch die Erkenntnisse über die Bedeutung der verschiedenen Haushaltstypen bleiben weitestgehend erhalten. Die Koeffizienten der Paneldatenmodelle offenbaren weiterhin den bekannt starken Einfluss der Bedarfsgewichtung. Bei Verwendung der BSHG-Skala sind die Koeffizienten für männliche und weibliche Singles nicht signifikant. Dafür weisen Paare mit Kindern im Vergleich zur Referenzkategorie signifikant größere Wahrscheinlichkeiten für dauerhafte Armut auf. Diese besondere Betroffenheit größerer Familien mit Kindern ist auch bei Äquivalenzgewichtung mit der mod. OECD als signifikant zu betrachten.

Mit Hilfe jährlicher Dummy-Variablen können konjunkturelle Effekte bei der Schätzung erfasst werden. Betrachtet man zunächst, wie sich das Langzeitarbeitsrisiko bei Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala c.p. seit 1996 entwickelt, zeichnet sich ein Bild ab, das in etwa mit der Darstellung in Abb. 3.3 verträglich ist. Denn ein signifikanter Anstieg der Armutswahrscheinlichkeiten lässt sich nicht beobachten. Die Ergebnisse der Random-Effects-Schätzung liefern höchstens schwache Evidenz für ein höheres Langzeitarbeitsrisiko im Jahr 2002 im Vergleich zum Jahr 1996. Ein anderer Eindruck ergibt sich, wenn die BSHG-Skala zur Anwendung kommt. In diesem Fall zeichnet sich ein signifikant höheres Langzeitarbeitsrisiko in den Jahren 1999 bis 2002 im Vergleich zur Referenzperiode ab. Bei Armutsmessung anhand der simulierten Sozialhilfeschwelle ergeben sich ähnlich wie bei Verwendung der mod. OECD-Skala kaum signifikante Änderungen über die Zeit. Lediglich im Jahr 1999 liegt die Wahrscheinlichkeit persistenter Armut signifikant über dem Wert von 1996³³.

³³Alternativ kann zur Erfassung konjunktureller Effekte auch das jährliche BIP-Wachstum als zusätzliche erklärende Variable in die Schätzgleichungen aufgenommen werden. Da der Koeffizient für die Variable BIP-Wachstum in keiner Gleichung signifikant von null verschieden ist und sich für die übrigen Koeffizienten keine Änderungen ergeben, wird auf die Darstellung der Schätzergebnisse verzichtet.

Die beiden zur Analyse der Paneldaten verwendeten Methoden müssten identische Ergebnisse liefern, wenn tatsächlich keine unbeobachtete Haushalts-heterogenität vorliegt. Die Schätzwerte für ρ , die in der letzten Zeile von Tab. 3.21 ausgewiesen sind, zeigen jedoch, dass die Daten deutliche Evidenz gegen die Nullhypothese $\rho = 0$ liefern. Die Bedeutung unbeobachteter Heterogenität ist sogar noch etwas stärker einzuschätzen als in den Daten des Jahres 2002. Für die oben dargestellten Modellschätzungen wird in jedem Fall auch Akaikes Informationskriterium (AIC) standardmäßig berechnet. Nach Logik dieses Gütekriteriums ist dasjenige Modell zu bevorzugen, das den niedrigeren Wert für den AIC aufweist (vgl. AKAIKE 1973). Vergleicht man die gepoolte Probitschätzung mit der Schätzung des Random-Effects-Modells anhand des AIC, spricht der deutlich niedrigere Wert des Gütemaßes bei den Random-Effects-Modellen dafür, diese Modellklasse zu bevorzugen.

3.3.4 Sensitivitätsanalysen

Auch im Anschluss an die Schätzung der multivariaten Analysemodelle kann die Frage gestellt werden, ob sich die Erkenntnisse über die Bedeutung der verschiedenen Einflussfaktoren ändern, wenn man einerseits die Armutsgrenze als 60% des Modaleinkommens bestimmt oder andererseits die Länge des Analysezeitraums von vier auf acht Jahre verdoppelt. Analog zum Vorgehen in Kap. 3.2.4 wird zuerst erörtert, wie sich eine niedrigere Armutsgrenze, die als 60% des Modus konkretisiert wird, auf das geschätzte Langzeitarmutsrisiko auswirkt. Im Wesentlichen zeigen die Vergleichsberechnungen zwei Ergebnisse: Zum einen führt die niedrigere Armutsgrenze zu einem geringeren Risiko, chronisch arm zu sein. Die Tatsache, dass weniger Personen die Armutsgrenze unterschreiten, wirkt sich nicht nur auf die Höhe des geschätzten Langzeitarmutsrisikos aus, sondern beeinflusst auch die Präzision der Schätzung. Aufgrund der geringeren Fallzahlen fällt die Varianzschätzung durchgängig höher aus als bei Armutsmessung an der 60%-Median-Grenze. Zum anderen zeigt sich bei einem Vergleich der Schätzergebnisse, dass sich wesentliche Änderungen hinsichtlich Vorzeichen und Signifikanz der einzelnen Koeffizienten nicht feststellen lassen. Die Kernaussagen über das Langzeitarmutsrisiko in Abhängigkeit verschiedener Einflussfaktoren werden von der Wahl der Armutsgrenze nur marginal be-

einflusst. Bei einem Vergleich der marginalen Effekte wird aber auch deutlich, dass nicht alle Teilpopulationen gleichmäßig von einer niedrigeren Armutsgrenze profitieren. Alles in allem fallen die unterschiedlichen Veränderungen einzelner Koeffizienten aber so gering aus, dass die Differenzen nicht als statistisch gesichert betrachtet werden können. Aus diesem Grund wird an dieser Stelle auf eine ausführliche Präsentation der Schätzergebnisse verzichtet.

Als problematisch erweisen sich Vergleichsberechnungen, denen ein acht Jahre umfassender Analysezeitraum zu Grunde gelegt wird. Die restriktive Definition chronischer Armut in diesem verlängerten Zeitraum, die auch in Kap. 3.2.4.2 verwendet wird, führt dazu, dass nur noch sehr wenige Personen als chronisch arm klassifiziert werden. In manchen Untergruppen, wie z.B. allein Erziehende Männer (und ihre Kinder) oder Menschen aus Sonstigen Haushalten, findet sich gar keine chronisch arme Person mehr, was dazu führt, dass Koeffizienten für diese Kategorien nicht geschätzt werden können. Aber auch in anderen Subpopulationen sind die Fallzahlen so gering, dass eine präzise Schätzung der Parameter nicht mehr möglich ist. Hinsichtlich des Einflusses der Länge des Analysezeitraums wird daher auf die univariaten Vergleichsberechnungen verwiesen.

3.4 Zusammenfassung

Die zentralen Erkenntnisse der dynamischen Armutsforschung werden auch in dieser Arbeit eindeutig bestätigt. Hierzu zählt vor allem die Tatsache, dass innerhalb eines vierjährigen Analysezeitraums ein vergleichsweise großer Teil der Bevölkerung mindestens in einem Jahr als einkommensarm bezeichnet werden kann. In den vier Jahren von 1999 bis 2002 liegt dieser Anteil mit ca. 20% deutlich über den Armutsquoten in den einzelnen Jahren. Als vermeintlich positives Ergebnis darf konstatiert werden, dass ein Großteil dieser 20% Betroffenen den Zustand Armut rasch wieder verlässt und nur ein sehr kleiner Teil der Gesamtbevölkerung als chronisch arm anzusehen ist. Allerdings muss dieses positive Ergebnis aufgrund der Erkenntnisse der vorangegangenen Analysen relativiert werden. Denn persistente Armut verteilt sich nicht homogen über alle Bevölkerungsgruppen, sondern betrifft in besonderem Maße Perso-

nengruppen mit spezifischen Eigenschaften, die sich als risikoe erhöhend erwiesen haben. Für Menschen aus solchen Problemgruppen ist chronische Armut kein „seltenes Ereignis“, sondern eine reale Problemlage, der sich ein großer Teil der Gruppenmitglieder ausgesetzt sieht.

In disaggregierten univariaten Analysen sowie in differenzierten multivariaten Analysen werden wichtige Erkenntnisse über die Soziodemografie der Langzeitarmutspopulation gewonnen. Vor allem junge Menschen unter 26 Jahren, Ausländer, Menschen mit mangelhafter Schulbildung sowie allgemein nichterwerbstätige Personen zählen besonders häufig zur Gruppe der chronisch Armen. Auffallend problematisch stellt sich in letztgenannter Kategorie die Lage der arbeitslos gemeldeten Personen dar. Problemgruppen zeichnen sich aber nicht nur durch individuelle Eigenschaften aus, auch die Haushaltsgröße, die Haushaltsstruktur oder die regionale Herkunft spielen eine wichtige Rolle. Personen aus Ein-Eltern-Haushalten weisen ein überdurchschnittlich hohes Langzeitarmutsrisiko auf, wobei allein erziehende Frauen häufiger chronisch arm sind als ihre männlichen Pendanten. Es ist aber nicht nur diese klassische sozialpolitische Zielgruppe, die ein besonders hohes Ausmaß chronischer Armut aufweist, auch Familien mit vielen minderjährigen Kindern gelingt es häufig in mehreren Jahren nicht, Armut zu überwinden. Schließlich weisen auch ostdeutsche Personen c.p. ein höheres Langzeitarmutsrisiko auf als Menschen aus dem Westen der Republik³⁴.

Ein univariater Vergleich chronischer Armut zwischen Beziehern und Nichtbeziehern von Sozialtransferleistungen zeigt deutlich, dass Personen, die Transferleistungen in Anspruch nehmen, sehr viel häufiger dauerhaft arm sind. Hält man in einem multivariaten Analyseansatz andere Einflussfaktoren wie z.B. Erwerbsstatus, Nationalität und Schulbildung konstant, dann lässt sich kein signifikanter Einfluss des Transferbezugs mehr feststellen. In allen Analysen kann ein starker Einfluss der verwendeten Äquivalenzskala ausgemacht werden. Durch zahlreiche Vergleichsberechnungen mit unterschiedlicher Bedarfsgewichtung gelingt es jedoch, inhaltlich begründete Unterschiede zwischen Personengruppen von solchen Unterschieden zu trennen, die lediglich durch die Art der Bedarfsgewichtung hervorgerufen werden. Besonders auffällig ist der

³⁴Wie gesehen gilt diese Aussage aber nur bei Armutsmessung anhand verteilungsorientierter Armutsgrenzen.

Einfluss der Äquivalenzskala, wenn man das Ausmaß chronischer Armut für Personen aus Ein- und Mehr-Personen-Haushalten miteinander vergleicht. Bei Verwendung der mod. OECD-Skala entsteht der Eindruck, Singles seien sehr viel stärker von dauerhafter Armut betroffen als Personen aus Mehr-Personen-Haushalten. Dieser Eindruck wird jedoch ins Gegenteil verkehrt, wenn die Bedarfsgewichtung mit der BSHG-Skala vorgenommen wird. Ergebnisse aus anderen Studien (z.B. BIEWEN 2003), in denen nur eine Äquivalenzskala verwendet wird, müssen bei Kenntnis dieser stark ausgeprägten Sensitivität relativiert werden. In weiteren Stabilitätsanalysen werden zum einen der Einfluss der Länge des Analysezeitraums untersucht und zum anderen Auswirkungen auf das Ausmaß chronischer Armut beleuchtet, die sich bei einer Variation des Einkommensmittelwerts ergeben. Es zeigt sich, dass das gemessene Ausmaß chronischer Armut sinkt, wenn verteilungsorientierte Armutsgrenzen verwendet werden, die als 60% des Modus festgelegt werden. Allerdings vollzieht sich der Rückgang chronischer Armut nicht homogen in der Bevölkerung. Auch hier gibt es bestimmte Personengruppen, die von einer niedrigeren Armutsgrenze überdurchschnittlich stark profitieren. Bei einer Verdopplung des Analysezeitraums von vier auf acht Jahre zeigt sich ein ähnliches Bild.

Die Indikatoren chronischer Armut sind einfach empirisch zu implementieren und eignen sich bei nicht zu langen Analysezeiträumen für eine regelmäßige Armutsberichterstattung. Besonders stark betroffene Problemgruppen können auf Basis dieser Indikatoren verlässlich identifiziert werden. Ein wichtiges Forschungsziel dieser Arbeit, Informationen über die Soziodemografie chronischer Armut zu gewinnen, wird mit den verwendeten Ansätzen angemessen erreicht. Andere relevante Aspekte der Dynamik von Armut lassen sich aber nicht geeignet untersuchen. Vor allem Aussagen über die tatsächliche Dauer von Armut sind mit Hilfe der vorgestellten Indikatoren nicht möglich und können sogar extrem irreführend sein. Anhand eines einfachen Beispiels lässt sich diese Behauptung belegen. Man unterstellt dazu einen zehn Jahre umfassenden Analysezeitraum und geht des Weiteren davon aus, dass Armut ausschließlich in zehn Jahre dauernden Episoden auftritt. Es ist klar, dass nur solche Personen in jedem Jahr des betrachteten Zeitfensters arm sein können, deren Armutsepisode im ersten Jahr des Analysezeitraums beginnt. Beginnt eine Episode ein Jahr vor Beginn des Untersuchungszeitraums, dann werden für die Person neun Ar-

mutsjahre gezählt. Schließlich kommen Personen deren Armutsfall neun Jahre vor Beginn des Analysezeitraums startet, nur auf ein Armutsjahr. Obwohl jede Person exakt zehn Jahre lang arm ist, kann bei einer Analyse mit festem Untersuchungszeitraum der Eindruck entstehen, dass in etwa gleich viel Personen in ein, zwei, drei etc. Jahren arm sind. Die Schlussfolgerung, nur ein kleiner Teil der Bevölkerung sei dauerhaft arm, kann folglich in die Irre führen. Ursache hierfür ist die Tatsache, dass für die meisten Armutsepisoden entweder der Beginn oder das Ende nicht (innerhalb des Analysezeitraums) beobachtet werden kann. Man spricht in diesem Fall von links- bzw. rechtszensierten Episoden. Aus diesem Grund wird im Folgenden ein Ansatz zur Analyse der Dauer kontinuierlicher Armuts- und Nichtarmutsepisoden vorgestellt, mit dem das Zensierungsproblem grundsätzlich gelöst werden kann. Darüber hinaus eignet sich der Ansatz zur Analyse der Verweildauerabhängigkeit von Armut und Nichtarmut. Denn auch dieses in Kap. 1.2 formulierte Forschungsziel kann mit den bislang verwendeten Methoden nicht angemessen untersucht werden.

Kapitel 4

Analyse von Armutsverläufen

Die Analyse kontinuierlicher Armut- und Nichtarmutsepisoden steht im Zentrum der folgenden Ausführungen. Ziel ist es, Erkenntnisse über die Dauer von Armut- und Nichtarmutsphasen, die Bedeutung wiederkehrender Armut sowie die Höhe der Übergangswahrscheinlichkeiten zwischen den Zuständen zu gewinnen. Die individuellen Sequenzen von Armut- und Nichtarmutsjahren dienen auch in diesem Kapitel als Ausgangspunkt der Analysen. Doch anders als in Kap. 3 wird im Folgenden kein begrenzter Analysezeitraum definiert und in diesem Zeitraum die Anzahl an Armutsjahren oder das mehrjährige Durchschnittseinkommen betrachtet. Es wird vielmehr versucht, aus jeder individuellen Armutsequenz die kontinuierlichen Abfolgen von Armut- und Nichtarmutsphasen zu identifizieren und deren Dauer mit Hilfe von Methoden aus dem Bereich der Verweildaueranalyse zu untersuchen. Diese Folgen zusammenhängender Armut- und Nichtarmutsphasen werden im Weiteren als Armutsverläufe bezeichnet. Wenn man die Dauer von Armut untersuchen will, reicht es nicht aus, für jede Person nur genau eine Armutsepisode zu analysieren. Denn die Armutsdauer einer Person, die eine zwei Jahre andauernde Armutphase überwindet aber nach wenigen Jahren wieder unter die Armutsgrenze abrutscht, muss selbstverständlich anders beurteilt werden, als die Dauer von Armut einer Person, der es nach zwei Jahren in Armut endgültig gelingt, den benachteiligten Zustand zu verlassen. Dieses Beispiel soll verdeutlichen, dass die (Gesamt-) Armutsdauer einer Person deutlich unterschätzt wird,

wenn ausschließlich „single spell“ Analysen durchgeführt werden und das Problem wiederkehrender Armut unberücksichtigt bleibt¹. Aus diesem Grund wird in dieser Arbeit nicht nur die Dauer der ersten Armutsphase analysiert, sondern sowohl die Dauer wiederkehrender Armutsphasen als auch die Dauer der Nichtarmutsepisoden zwischen zwei Armutsphasen. Die meisten Ansätze konzentrieren sich auf die Analyse der Übergangsprozesse zwischen Armut und Nichtarmut. Aus den geschätzten Übergangswahrscheinlichkeiten lassen sich anschließend Aussagen über die Dauer von Armuts- und Nichtarmutsepisoden ableiten. Im Rahmen von sog. Hazardratenmodellen wird untersucht, welche Eigenschaften von Personen und Haushalten maßgeblich für niedrige Ausstiegswahrscheinlichkeiten aus Armut und hohe Rückfallwahrscheinlichkeiten in Armut verantwortlich sind. Für Personen mit solchen Eigenschaften kann die längste Gesamtarmutsdauer erwartet werden. Schließlich bietet die Analyse von Armutsverläufen auch die Möglichkeit, Erkenntnisse über die Verweildauerabhängigkeit der Übergangswahrscheinlichkeiten zu gewinnen.

Zu Beginn werden in Kap. 4.1 die wichtigsten Begriffe definiert und verschiedene Konzepte zur Messung von Armutsdauern voneinander abgegrenzt. Auch die Frage, welche Art der Zensierung in den Analysen berücksichtigt werden kann und für welche Zensierungsformen vereinfachende Annahmen benötigt werden, gilt es im Vorfeld der empirischen Analysen zu diskutieren. In Kap. 4.2 werden nichtparametrische Verfahren vorgestellt, mit denen sich Ausstiegs- und Rückfallwahrscheinlichkeiten schätzen lassen. Unter der Annahme homogener Individuen werden in einem ersten Schritt Übergangswahrscheinlichkeiten in der Gesamtbevölkerung geschätzt. Diese undifferenzierte Analyse, bei der die Unterschiedlichkeit der individuellen Armutsverläufe verborgen bleibt, sollte in einem zweiten Schritt durch eine disaggregierte Betrachtung ergänzt werden. Dabei wird untersucht, wie sich die Übergangsprozesse in den verschiedenen Teilgruppen der Gesellschaft unterscheiden. Diese teilgruppenspe-

¹STEVENS (1994) zeigt als eine der Ersten, dass die Gesamtdauer von Armut dramatisch unterschätzt wird, wenn man sich nur auf eine Armutsepisode pro Person beschränkt. Man sollte allerdings erwähnen, dass sich andere Autoren dieses Problems durchaus bewusst sind, aber aus verschiedenen Gründen (zu wenige verfügbare Beobachtungszeitpunkte, ökonomische Schwierigkeiten in Mehr-Episoden-Daten etc.) von „multiple spell“ Analysen absehen (siehe u.a. GEBAUER ET AL. 2002, FOUARGE und LAYTE 2003). Die hier verwendeten Begriffe „single spell“ bzw. „multiple spell“ Analysen werden in Kap. 4.1 ausführlich erläutert.

zifischen Ergebnisse liefern erste Anhaltspunkte für mögliche Problemgruppen. Mit Hilfe multivariater Verweildauermodelle lassen sich Ausstiegs- und Wiedereinstiegswahrscheinlichkeiten noch differenzierter analysieren. In solchen Modellen ist es möglich, den Einfluss einzelner Faktoren auf die Übergangswahrscheinlichkeiten bei Konstanz der übrigen Einflussgrößen zu ermitteln. In Kap. 4.3.1 werden die wichtigsten methodischen Aspekte bei der Schätzung multivariater Verweildauermodelle diskutiert. Dabei geht es u.a. um die Frage, wie die gebräuchlichen Modelle zur Analyse diskreter Verweildauern im Ein-Episoden-Fall für den Mehr-Episoden-Fall erweitert werden können, in welcher Form sich unbeobachtete Heterogenität bei der Schätzung von Exit- und Re-Entry Rates berücksichtigen lässt und wie ein Verfahren zur simultanen Schätzung von (bedingten) Austritts- und Wiedereintrittswahrscheinlichkeiten aussieht. Anschließend werden in Kap. 4.3.2 die Ergebnisse der Modellschätzungen präsentiert und auf Sensitivität bezüglich der getroffenen Annahmen untersucht.

4.1 Begriffliche und konzeptionelle Grundlagen

Gegenstand der nachfolgenden Untersuchungen sind zusammenhängende Armuts- und Nichtarmutsepisoden. Diese Episoden werden auch als (Nicht-)Armutsfälle oder in Anlehnung an den englischsprachigen Fachbegriff als (Nicht-)Armuts spells bezeichnet. Wenn man sich für die Dauer von Armut interessiert, genügt es nicht, nur die Länge der ersten beobachteten Episode zu analysieren. Für die Frage, wie viele Jahre eine Person insgesamt in Armut lebt, ist auch die Häufigkeit und Dauer wiederkehrender Armutsphasen von großer Bedeutung. Man bezeichnet eine Situation, in der dieselbe Einheit mehrere Episoden des gleichen Typs aufweisen kann, als Mehr-Episoden-Fall oder „multiple spells“. Im Gegensatz dazu können Einheiten im Ein-Episoden- oder „single spell“-Fall nur genau eine Episode des selben Typs aufweisen. Da Armut ein Phänomen ist, das ein und dieselbe Person mehrere Male in ihrem Lebenslauf treffen kann, werden in dieser Studie Methoden benötigt, die sich zur Analyse von Mehr-Episoden-Daten eignen. Neben der Dauer der einzelnen Armutsfälle sollte man

auch die Länge der Nichtarmutsphasen zwischen zwei Armutsspielen nicht außer Acht lassen. Denn Armut kann im eigentlichen Sinne erst dann als überwunden gelten, wenn die betroffenen Personen nicht nach kurzer Zeit wieder unter die Armutsgrenze fallen. Um diesen Aspekt adäquat untersuchen zu können, wird neben mehrfachen Armutsspielen auch die Dauer wiederholt auftretender Nichtarmutsphasen betrachtet. Es werden also ausschließlich Übergänge zwischen den beiden disjunkten Zuständen „Armut“ und „Nichtarmut“ analysiert. Man spricht im vorliegenden Fall von sog. „Zwei-Zustands-Modellen“².

Armutsepisoden beginnen grundsätzlich in dem Jahr, in dem das bedarfsgewichtete Pro-Kopf-Einkommen die Armutsgrenze erstmals unterschreitet. Diese Episoden dauern dann so lange an, bis das Äquivalenzeinkommen in einem Jahr wieder oberhalb der Grenze liegt. Gemäß dieser Definition kann ein Armutsspiel auch dann als beendet gelten, wenn das Äquivalenzeinkommen die relative Einkommensgrenze nur minimal überschreitet, sich an den realen Lebensverhältnissen der Person aber praktisch nichts geändert hat. Um zu verhindern, dass vorübergehende Einkommensschwankungen oder Messfehler bei der Einkommensmessung zum Beginn oder zur Beendigung von Armut- und Nichtarmutsfällen führen, werden in der Literatur verschiedene Korrekturmöglichkeiten diskutiert. JENKINS (2000) sieht eine Armutsepisode erst dann als beendet an, wenn das Äquivalenzeinkommen eines Jahres die Armutsgrenze um mehr als 10% überschreitet. Entsprechend endet eine Nichtarmutsepisode erst, wenn das bedarfsgewichtete Pro-Kopf-Einkommen um mindestens 10% unterhalb der Einkommensgrenze liegt. Mit dieser Korrektur soll gewährleistet werden, dass Armut tatsächlich nur durch eine signifikante Einkommensverbesserung überwunden wird. Auch BANE und ELLWOOD (1986) sind sich dieses Problems bewusst und definieren einen Armutsfall als beendet, wenn die Armutsgrenze aufgrund einer Einkommensveränderung überwunden wird, die mindestens der Hälfte der Armutsgrenze entspricht. In vorliegender Arbeit wird zunächst auf diese Korrekturen verzichtet. Zum einen entbehren die oben beschriebenen Regeln jeglicher theoretischer Fundierung und sind daher als willkürliche Setzung zu verstehen. Zum anderen hat sich in anderen Studien gezeigt, dass sich an den Erkenntnissen nichts Wesentliches ändert,

²Ist ein Wechsel zwischen mehr als zwei verschiedenen Zuständen möglich, spricht man von „Mehr-Zustands-Modellen“, die zur Analyse sog. konkurrierender Risiken eingesetzt werden.

wenn Episoden mit oder ohne derartige Korrekturen konstruiert werden. Zu diesem Ergebnis kommen u.a. JENKINS und RIGG (2001), die daraufhin auf eine Korrektur verzichten. Im Rahmen der Sensitivitätsanalysen in Kap. 4.2.3 wird überprüft, ob sich signifikant veränderte Übergangswahrscheinlichkeiten ergeben, wenn man Episoden mit Hilfe der beschriebenen Korrekturmaßnahmen konstruiert.

4.1.1 Zur Problematik zensierter Beobachtungen

Eine Armuts- oder Nichtarmutsepisode kann als zensiert betrachtet werden, wenn lediglich bekannt ist, dass ihr Beginn vor dem ersten Jahr des Beobachtungszeitraums liegt oder ihr Ende nach dem letzten Beobachtungsjahr eintritt. Die exakte Dauer zensierter Fälle lässt sich nicht exakt angeben. Den erstgenannte Fall bezeichnet man als Linkszensierung, während der zweite Fall als Rechtszensierung bekannt ist. Ein linkszensierter Armutsspell zeichnet sich dadurch aus, dass eine Person bereits im ersten beobachteten Jahr arm ist, aber keine Information darüber vorliegt, wie lange dieser Zustand schon anhält³. Die Berücksichtigung von linkszensierten Beobachtungen ist besonders in Mehr-Episoden-Daten nur mit Hilfe sehr restriktiver Annahmen möglich. So muss beispielsweise unterstellt werden, dass die gesamte Armuts- und Nichtarmutshistorie vor Beginn des Beobachtungszeitraums keinen Einfluss auf den weiteren Verlauf des Prozesses ausübt (vgl. WANGLER 1996: 20). Diese Annahme ist in den vorliegenden Daten mit ziemlicher Sicherheit nicht erfüllt. Im Folgenden werden daher nur solche Armuts- und Nichtarmutsepisoden analysiert, für die der auslösende Zustandswechsel tatsächlich beobachtet werden kann.

Für rechtszensierte Armutsepisoden lässt sich zwar der Beginn beobachten, der Übergang von Armut zu Nichtarmut liegt aber außerhalb des Beobachtungszeitraums. Über die Dauer eines Armutsfalls kann lediglich ausgesagt werden, dass er mindestens bis zum Zeitpunkt der Zensierung andauert ha-

³Diese Definition linkszensierter Beobachtungen ist in wirtschafts- und sozialwissenschaftlichen Anwendungen gebräuchlich. In der Medizin- oder Biostatistik bezeichnet Linkszensierung eine Situation, bei der der Zustandswechsel bereits vor **Beginn** des Beobachtungszeitraums stattgefunden hat. Die hier verwendete Definition linkszensierter Daten würde von Biostatistikern als Linksstutzung bezeichnet werden (vgl. CLEVES ET AL. 2002: 34f.).

ben muss. Diese Information über die Mindestdauer rechtszensierter Episoden kann genutzt werden, um solche Fälle in den nachfolgenden Analysen zu berücksichtigen. Dies ist auch dringend erforderlich, da bei endlichem Beobachtungszeitraum (hier: 1985 bis 2002) für jede Person, die mindestens einen beobachteten Zustandswechsel aufweist, mindestens eine Armut- oder Nichtarmutsphase rechtszensiert sein muss. Der Ausschluss rechtszensierter Fälle würde einen enormen Informationsverlust mit sich bringen.

Damit Verweildaueranalysen mit rechtszensierten Beobachtungen keine verzerrten Ergebnisse liefern, muss die Annahme nichtinformativer Zensierung getroffen werden. Dabei wird unterstellt, dass Rechtszensierung rein zufällig und unabhängig von jenen Einflussfaktoren auftritt, die auch die Verweildauer im betreffenden Zustand determinieren. In den meisten Fällen kann diese Annahme als unproblematisch angesehen werden. VAN DEN BERG (2001) beschreibt anhand eines einfachen Beispiels, wie es bei der Analyse von Mehr-Episoden-Daten innerhalb eines festen Beobachtungszeitraums zu einer Verletzung dieser wichtigen Annahme kommen kann. Er geht von zwei unmittelbar aufeinander folgenden Episoden mit Dauern t_1 und t_2 aus. Weiter wird unterstellt, dass diese Verweildauern für eine Person beobachtet werden, die eine unbeobachtete zeitinvariante Eigenschaft aufweist, welche tendenziell mit kurzen Verweildauern verbunden ist. Daraus folgt, dass für eine Person mit dieser Eigenschaft t_1 im Durchschnitt kurz sein wird und somit die zweite Episode vergleichsweise früh beginnt. Wenn das beobachtete Ende der zweiten Episode nicht schon vor dem festen Ende des Beobachtungsfensters eintritt, dann wird t_2 nach vergleichsweise langer Verweildauer rechtszensiert. Sowohl die Dauer t_2 als auch der Zeitpunkt der Rechtszensierung hängt somit von der zeitinvarianten Eigenschaft der Person ab. Die Annahme nichtinformativer Zensierung wäre in diesem Fall verletzt. Da zwei Armutsepisoden nie unmittelbar aufeinander folgen, sondern immer durch mehr oder weniger lange Nichtarmutsphasen unterbrochen werden, kann das oben beschriebene Beispiel nicht ohne weiteres auf die Datensituation in dieser Arbeit übertragen werden. Im Folgenden wird daher die Gültigkeit der Annahme nichtinformativer Zensierung vorausgesetzt⁴.

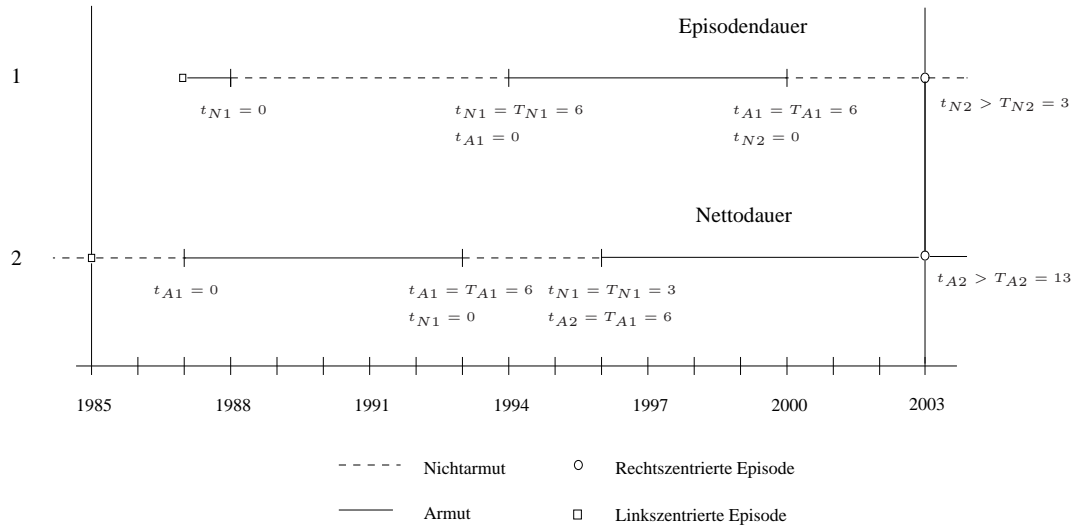
⁴Wenn davon auszugehen ist, dass Zensierungs- und Verweildauerprozesse von denselben Determinanten beeinflusst werden, muss der Zensierungsprozess in Abhängigkeit dieser Faktoren modelliert und die Parameter simultan mit den Parametern des Verweildauerprozesses geschätzt werden (vgl. JENKINS 2005: 5f.).

4.1.2 Konzepte zur Dauermessung

Bevor in den folgenden Kapiteln u.a. die Zeitabhängigkeit der Übergangswahrscheinlichkeiten untersucht werden kann, muss entschieden werden, wie die Verweildauer in einem Zustand (Armut oder Nichtarmut) gemessen werden soll. Dabei lassen sich drei mögliche Definitionen unterscheiden. Der erste, von BUHR (1995) als Episodenkonzept bezeichnete Ansatz, stellt die einzelne Armuts- bzw. Nichtarmutsepisode ins Zentrum der Analyse. Jede neue Episode beginnt stets zum Zeitpunkt $t = 0$ und wird jeweils zu verschiedenen Zeitpunkten durch einen beobachteten Zustandswechsel oder Rechtszensierung beendet. ALLISON (1982) bezeichnet diese Vorgehensweise bei der Dauermessung sehr treffend als „*resetting the clock*“. Das Konzept der Episodendauer wird in der englischsprachigen Literatur „gap time“ genannt (vgl. KELLY und LIM 2000: 14f).

Das sog. Nettodauerkonzept zählt zu den lebenslaufbezogenen Dauerkonzepten, da anders als beim Episodenkonzept nicht die Dauer der einzelnen Spells, sondern die Gesamtdauer von Armut- bzw. Nichtarmut betrachtet wird. Für die zweite beobachtete Episode eines Typs wird die Uhr nicht wieder auf null zurückgestellt. Vielmehr stellt das Ende der ersten Episode gleichzeitig den Beginn des neuen Spells dar. KELLY und LIM (2000) bezeichnen diese Art der Dauermessung als „counting process“, da die Verweildauern der einzelnen Episoden zusammengezählt werden. In Abb. 4.1 sind beispielhaft Armutsverläufe für zwei Personen dargestellt. Anhand der beiden Armutsverläufe lässt sich der zentrale Unterschied zwischen Episoden- und Nettodauerkonzept herausarbeiten. Für Person eins wird die Dauermessung nach dem Episodenkonzept vorgenommen. Die betreffende Person tritt im Jahr 1987 mit einem Einkommen unterhalb der Armutsgrenze in die Beobachtung ein. Da aber unbekannt ist, wie lang der Zustand Armut schon andauert, muss dieser Armutsspell als linkszensiert betrachtet werden. Die erste Nichtarmutsphase beginnt im Jahr 1988 und dauert sechs Jahre, ehe im Jahr 1994 die erste ebenfalls sechs Jahre dauernde Armutsphase beginnt. Das Jahr 2000 bildet den Beginn der zweiten Nichtarmutsphase, für die gemäß des Episodenkonzepts die Uhr auf $t_{N2} = 0$ zurückgedreht wird. Schließlich verbleibt die betreffende Person bis zum Ende des Beobachtungszeitraums im Jahr 2002 oberhalb der Armutsgrenze und wird nach $T_{N2} = 3$ Jahren rechtszensiert.

Abbildung 4.1: Darstellung verschiedener Dauerkonzepte und Illustration des Problems rechts- und linkszensierter Episoden



Anhand des zweiten Armutsverlaufs soll die Dauermessung mit dem Nettodauerkonzept verdeutlicht werden. Zunächst wird eine sechs Jahre andauernde Armutsphase (1987-1992) gefolgt von einer dreijährigen Nichtarmutsepisode (1993-1995) beobachtet. Der zweite Armutsspell beginnt bei dieser Art der Messung nicht bei null sondern bei $t_{A2} = 6$. Da die Armut über das Ende des Beobachtungszeitraums hinaus andauert, wird eine Mindestarmutsdauer von insgesamt 13 Jahren festgestellt. Diese 13 Jahre setzen sich aus den sechs Armutsjahren aus der ersten Episode zusammen zuzüglich der sieben Jahre von 1996 bis 2002. Die Nettoarmutsdauer ergibt sich additiv aus den Dauern der einzelnen Episoden, lässt aber die Dauer dazwischen liegender Nichtarmutsphasen unberücksichtigt. BUHR (1995) schlägt mit der sog. Bruttodauer noch ein weiteres Konzept vor, bei dem auf die Gesamtdauer zwischen dem ersten und dem letzten beobachteten Armutsjahr abgestellt wird. Dauer und Häufigkeit zwischenzeitlich auftretender Nichtarmutsphasen werden bei diesem Ansatz überdeckt und lassen sich folglich nicht analysieren. Da aber gerade das Wechselspiel zwischen Armut und Nichtarmut in dieser Arbeit untersucht werden soll, ergibt eine solche Art der Dauermessung im vorliegenden Zusammenhang keinen Sinn und wird nicht weiter verfolgt. Aber auch das Nettodauerkonzept erweist sich insbesondere dann als ungeeignet, wenn die Ver-

weildauerabhängigkeit der Übergangswahrscheinlichkeiten untersucht werden soll. Da aber gerade solche Analysen einen zentralen Bestandteil der folgenden Ausführungen darstellen, wird die Messung der Dauer von Armuts- und Nichtarmutsepisoden in dieser Arbeit ausschließlich mit dem Episodenkonzept vorgenommen.

4.2 Univariate Analysen

4.2.1 Verwendete Methoden

Zur Analyse der Dauer von Armuts- und Nichtarmutsfällen eignen sich Methoden aus dem Gebiet der Verweildaueranalyse. Da bei solchen Methoden die Zeit bis zum Eintritt eines bestimmten Ereignisses (z.B. eines Zustandswechsels) untersucht wird, bezeichnet man dieses Gebiet der Statistik auch als Ereignisdatenanalyse⁵. Ausführliche Definitionen der Grundbegriffe, der wichtigsten Funktionen und ihrer Zusammenhänge sowie Darstellungen der verschiedenen Schätzverfahren findet man u.a. bei KALBFLEISCH und PRENTICE (1980), BLOSSFELD ET AL. (1986), KIEFER (1988), KLEIN und MOESCHBERGER (1997). In diesen Beiträgen wird unterstellt, dass sich die Dauer einer Episode exakt feststellen lässt und somit die gemessene Verweildauer als stetige Variable betrachtet werden kann. Da in dieser Arbeit das Haushaltseinkommen auf Basis von Jahresdaten gemessen wird und somit die Verweildauer in Armut oder Nichtarmut zwingend als diskret zu bezeichnen ist, müssen die klassischen Methoden der Ereignisdatenanalyse für diskrete Zeitdauern erweitert werden. Verfahren der diskreten Verweildaueranalyse werden u.a. in den Arbeiten von ALLISON (1982), HAMERLE und TUTZ (1989) und JENKINS (2005) näher betrachtet.

⁵Zu weiteren synonymen Bezeichnungen zählen die Begriffe *Lebensdaueranalyse*, *Survivalanalyse* oder im Englischen *duration analysis*, *analysis of failure times*, *event history analysis*.

In der zeitdiskreten Verweildaueranalyse wird die nichtnegative und diskrete Zufallsvariable T betrachtet, die die Zeitdauer bis zum Eintritt des Zustandswechsels beschreibt. Die zentrale Funktion in der Ereignisdatenanalyse ist die sog. Hazardfunktion, die auch als Hazardrate bezeichnet wird und die für den Fall diskreter Verweildauern dargestellt werden kann als

$$\theta(t) = P(T = t | T \geq t). \quad (4.1)$$

Die Hazardfunktion ist im diskreten Fall also nichts anderes als die bedingte Wahrscheinlichkeit, dass eine Episode exakt nach t Perioden endet, vorausgesetzt, dass sie mindestens t Perioden angedauert hat. Übertragen auf die Verweildauer in Armut, lässt sich die Hazardrate als bedingte Ausstiegswahrscheinlichkeit in Abhängigkeit der bereits im Zustand Armut verbrachten Zeit interpretieren. Betrachtet man die Verweildauer in Armut, werden diskrete Hazardraten im Folgenden als *Exit Rates* bezeichnet, während bei der Analyse von Nichtarmut von *Re-Entry Rates* gesprochen wird. Neben der Hazardfunktion kommt auch der Survivorfunktion eine wichtige Rolle bei der Analyse von Verweildauern zu. Sie ist definiert als

$$S(t) = P(T \geq t) = \prod_{k=1}^t (1 - \theta(k)) \quad (4.2)$$

und gibt an, wie groß die Wahrscheinlichkeit ist, dass der interessierende Zustandswechsel zum Zeitpunkt t noch nicht eingetreten ist. Der Produkt-Limit-Schätzer von KAPLAN und MEIER (1958) stellt ein gängiges nichtparametrisches Verfahren zur Schätzung von Survivorfunktionen dar. Man geht davon aus, dass für diskrete Verweildauern Zustandswechsel zu endlich vielen Zeitpunkten $t_1 < t_2 < \dots < t_D$ eintreten können. Die Anzahl der Einheiten, die den betreffenden Zustand zum Zeitpunkt t_k verlassen, wird mit d_k bezeichnet, wohingegen die Anzahl der Personen, die zum Zeitpunkt t_k noch die Chance auf einen Zustandswechsel aufweisen, mit n_k bezeichnet wird. Die Menge dieser Einheiten, die zum Zeitpunkt t_k noch dem Risiko eines Zustandswechsels

ausgesetzt sind, wird auch als *Risikomenge* R_k bezeichnet⁶. Der Kaplan-Meier-Schätzer ist schließlich definiert als

$$\hat{S}(t) = \begin{cases} 1 & \text{falls } t \leq t_1 \\ \prod_{k|t_k < t} (1 - \frac{d_k}{n_k}) & \text{falls } t > t_1. \end{cases} \quad (4.3)$$

Ausgehend von dieser Schätzfunktion für die Survivorfunktion lässt sich auch ein Schätzer für die Hazardrate angeben. Vergleicht man den Kaplan-Meier-Schätzer mit der Definition der Survivorfunktion in (4.2), dann liegt es auf der Hand, die Hazardrate als Anteil der beobachteten Zustandswechsel an der Gesamtzahl der Einheiten in der Risikomenge zu schätzen.

$$\hat{\theta}(t) = \frac{d_t}{n_t} \quad (4.4)$$

Dieses Vorgehen zur Schätzung von Exit und Re-Entry Rates wird von zahlreichen Armutsforschern verwendet (siehe u.a. BANE und ELLWOOD 1986, ANTOLIN ET AL. 1997, MUFFELS ET AL. 1999). In den genannten Arbeiten werden die berechneten Übergangswahrscheinlichkeiten ausschließlich deskriptiv interpretiert. Falls auch inferenzstatistische Aussagen über Exit und Re-Entry Rates in der Gesamtbevölkerung getroffen werden sollen, wird zusätzlich eine Schätzung der Varianz des Punktschätzers $\hat{\theta}(t)$ benötigt. Liegt darüber hinaus Kenntnis über die (asymptotische) Verteilung der geschätzten Hazardraten vor, dann lassen sich Konfidenzintervalle berechnen und Hypothesentests durchführen. CANTO (2002), JENKINS (2000) oder auch FOUARGE und LAYTE (2003) schätzen Exit und Re-Entry Rates und beurteilen die Präzision der Schätzung anhand der berechneten Standardfehler. Bei der Varianzschätzung sollte man jedoch berücksichtigen, dass Armut auf Haushaltsebene gemessen wird und somit die Spells von Personen aus demselben Haushalt nicht unabhängig sein können. Es wird also ein Verfahren für die Berechnung der Standardfehler benötigt, bei dem keine einschränkende Annahme über die Korrelation zwischen den Spells innerhalb eines Clusters (Haushalts) getroffen werden muss. STEVENS (1999) berechnet cluster-robuste Standardfehler mit der „balanced half-sample replication“ Technik. Für dieses Resampling-Verfahren wird eine Variable benötigt, anhand derer sich die „half-samples“ konstruieren las-

⁶ n_k entspricht somit der Anzahl der Einheiten in der Risikomenge R_k , d.h. $|R_k| = n_k$.

sen. Da eine solche Variable im SOEP nicht zur Verfügung steht, wird in dieser Arbeit ein anderes Verfahren zur robusten Varianzschätzung gewählt, das im Folgenden vorgestellt wird.

Die Schätzfunktion in (4.4) lässt sich auch als ML-Schätzer ableiten. Dazu wird eine Bernoulli-Variable y_i definiert, die den Wert eins realisiert, wenn für ein Individuum i aus der Risikomenge zum Zeitpunkt t ein Zustandswechsel beobachtet werden kann. Die Hazardrate $\theta(t)$ kann daher auch definiert werden als

$$\theta(t) = P(y_i = 1) \quad \text{für } i \in R_t. \quad (4.5)$$

Man erhält einen Schätzer für die Hazardrate zum Zeitpunkt t , in dem man die Wahrscheinlichkeit (4.5) z.B. mit einem Probit-Modell mit einer Konstanten als einziger erklärenden Variablen schätzt. Der resultierende Schätzwert für den Parameter β_t muss nur noch in die entsprechende Wahrscheinlichkeit transformiert werden. Man kann zeigen, dass die resultierende Schätzung für $P(y_i = 1)$ nichts anderes liefert als die Schätzfunktion in (4.4).

$$\hat{\theta}(t) = \Phi(\hat{\beta}_t) = \frac{\sum_i y_i = d_t}{n_t} \quad \text{für } i \in R_t \quad (4.6)$$

Die besondere Attraktivität dieses Ansatzes liegt darin, dass es mit gängiger Statistiksoftware problemlos möglich ist, für die Schätzer $\hat{\beta}_t$ cluster-robuste Standardfehler nach dem Verfahren von WHITE (1980) zu berechnen. Um robuste Standardfehler für die Hazardraten zu ermitteln, muss die geschätzte Varianz der Parameter in die Varianz der Hazardraten transformiert werden. Im vorliegenden Fall ergeben sich die Standardfehler der geschätzten Hazardfunktion als⁷

$$\sqrt{\hat{Var}(\hat{\theta}(t))} = \left[\phi(\hat{\beta}_t)^2 \cdot \hat{Var}(\hat{\beta}_t) \right]^{-1/2}. \quad (4.7)$$

Dabei bezeichnet $\phi(\cdot)$ die Dichtefunktion der Standardnormalverteilung und $\hat{Var}(\hat{\beta}_t)$ einen cluster-robusten Schätzer für die Varianz von $\hat{\beta}_t$.

⁷Für eine nach der allgemeinen Form $B = f(b)$ transformierte Zufallsvariable B erhält man die Varianz als $Var(B) = (f'(b))^2 \cdot Var(b)$.

Der Kaplan-Meier-Schätzer der Survivorfunktion eignet sich für einen Vergleich der Verweildauerprozesse in verschiedenen Teilgruppen der Gesamtbevölkerung. Eine solche univariate Analyse kann erste Erkenntnisse darüber liefern, welche Personengruppen tendenziell länger in Armut leben bzw. welche Gruppen nach überstandener Armut besonders lange von wiederkehrender Armut verschont bleiben. Um zu überprüfen, ob sich gruppenspezifische Survivorfunktionen statistisch signifikant voneinander unterscheiden, werden verschiedene Testverfahren vorgeschlagen, mit denen die Gleichheit der Survivorfunktionen in den verschiedenen Untergruppen über den gesamten Verweildauerprozess getestet werden kann. Zu den gängigsten Verfahren zählen unter anderem der Log-Rank-Test, der Wilcoxon-Test, der Tarone-Ware-Test und der Peto-Peto-Prentice-Test (vgl. CLEVES ET AL. 2002: 106f.). Die Berechnung der Teststatistiken mit Stichprobengewichten ist im Statistikpaket Stata jedoch nicht implementiert. Statt dessen wird ein Verfahren auf Basis von „Cox-Proportional-Hazards“ Modellen empfohlen, das als eine Variation des Log-Rank-Test interpretiert werden kann (vgl. STATA CORPORATION 2005: 306). Dieses Verfahren wird in Kap. 4.2.2.2 verwendet, um auf Gleichheit von Verweildauerprozessen in verschiedenen Untergruppen zu testen.

4.2.2 Ergebnisse

4.2.2.1 Analysen für die Gesamtpopulation

Dank der vergleichsweise umfangreichen Zeitdimension des SOEP kann aus den Daten der Jahre 1985 bis 2002 eine große Zahl an Armuts- und Nichtarmutsepisoden identifiziert werden. Tab. 4.1 zeigt, wie viele Spells auf Basis verschiedener Einkommensgrenzen ausgemacht werden können und wie sich die Episoden auf die betroffenen Personen verteilen. Die Anzahl identifizierter Armutsepisoden hängt in erster Linie von der Höhe der Einkommensgrenze ab. Da die Äquivalenzgewichtung mit der BSHG-Skala zu vergleichsweise höheren Armutsgrenzen führt, lassen sich bei dieser Art der Bedarfsgewichtung auch die meisten Armuts- bzw. Nichtarmutsepisoden ausmachen. Der Anteil rechtsensierter Armutsfälle liegt je nach Armutsgrenze zwischen 25% und 30%. Da eine Person auch mehrmals unter die Armutsgrenze fallen kann, verwundert es

Tabelle 4.1: Beschreibung der identifizierten Armuts- und Nichtarmutsepisoden

		60%-Median mod.OECD	60%-Median BSHG	sim. Sozialhilfe
Exit	Anzahl Personen	4563	5039	2979
	Anzahl Episoden	6677	7335	3960
	davon rechtszensiert	1706	2094	1190
	Armutsepisoden pro Person			
	1	3104	3428	2255
	2	977	1088	516
	3	334	389	160
	4	128	110	47
	5	15	20	1
6	5	4	0	
Re-Entry	Anzahl Personen	4593	5057	2909
	Anzahl Episoden	6905	7591	3923
	davon rechtszensiert	3650	3798	2394
	Nichtarmutsepisoden pro Person			
	1	3002	3293	2162
	2	1046	1163	526
	3	406	457	176
	4	107	122	44
	5	27	19	1
6	5	3	0	

nicht, dass die Anzahl betroffener Personen kleiner ausfällt als die insgesamt erfassten Armutsfälle. Man erkennt, dass bei Verwendung verteilungsorientierter Einkommensgrenzen ca. 68% der Personen genau eine beobachtete Episode zu verzeichnen haben, während 22% exakt zwei Armutsphasen aufweisen. Für die restlichen 10% werden sogar mehr als zwei Armutsfälle registriert. Misst man Armut anhand der simulierten Sozialhilfeschwelle, stellt man bei gut drei Viertel der Personen nur eine Armutsepisode fest, während 25% der Betroffenen mindestens einmal in die Sozialhilfebedürftigkeit zurückfallen. Aus den Daten des SOEP lassen sich in etwa ebenso viele Nichtarmuts- wie Armutsepisoden definieren und auch die Zahl der Personen, denen die einzelnen Episoden zuzuordnen sind, bleibt nahezu gleich. Auffällig ist der hohe Anteil zensierter Nichtarmutsfälle, der mit 50% (verteilungsorientierte Armutsgrenzen) bis 60% (sim. Sozialhilfe) deutlich über dem Anteil zensierter Armutsfälle liegt. Man kann erwarten, dass Nichtarmutsphasen im Durchschnitt länger andauern und es somit häufiger vorkommt, dass ein Rückfall in Armut am Ende des Beobachtungszeitraums noch nicht eingetreten ist.

Tabelle 4.2: Exit und Re-Entry Rates in der Bundesrepublik Deutschland

Exit Rates Zeit [in Jahren]	mod. OECD-Skala		BSHG-Skala		sim. Sozialhilfe	
	Exit	(std.err.) ^a	Exit	(std.err.) ^a	Exit	(std.err.) ^a
1	0,5057	(0,0132)	0,4836	(0,0130)	0,4843	(0,0172)
2	0,3519	(0,0225)	0,3322	(0,0209)	0,3295	(0,0282)
3	0,2796	(0,0306)	0,2502	(0,0283)	0,2968	(0,0431)
4	0,2434	(0,0363)	0,2557	(0,0328)	0,1911	(0,0383)
5	0,2855	(0,0474)	0,2210	(0,0384)	0,1418	(0,0430)
6	0,2204	(0,0686)	0,1036	(0,0288)	0,3184	(0,0752)
7	0,1529	(0,0542)	0,2632	(0,0633)	0,2005	(0,0891)
8	0,1404	(0,0658)	0,1768	(0,0738)	0,1630	(0,0721)
9	0,1134	(0,0579)	0,0298	(0,0296)	0,2740	(0,1337)
10	0,1031	(0,0748)	0,1251	(0,0683)	0,0066	(0,0078)

Re-Entry Rates Zeit [in Jahren]	Re-Entry		Re-Entry		Re-Entry	
	(std.err.) ^a	(std.err.) ^a	(std.err.) ^a	(std.err.) ^a	(std.err.) ^a	(std.err.) ^a
1	0,2134	(0,0106)	0,2105	(0,0102)	0,1637	(0,0133)
2	0,1392	(0,0115)	0,1469	(0,0117)	0,1247	(0,0136)
3	0,0964	(0,0107)	0,1052	(0,0109)	0,0669	(0,0097)
4	0,0671	(0,0091)	0,0830	(0,0122)	0,0630	(0,0164)
5	0,0451	(0,0074)	0,0640	(0,0112)	0,0468	(0,0102)
6	0,0450	(0,0095)	0,0429	(0,0094)	0,0302	(0,0085)
7	0,0554	(0,0138)	0,0513	(0,0138)	0,0377	(0,0099)
8	0,0507	(0,0134)	0,0416	(0,0103)	0,0294	(0,0089)
9	0,0266	(0,0074)	0,0512	(0,0185)	0,0315	(0,0123)
10	0,0253	(0,0084)	0,0322	(0,0110)	0,0119	(0,0082)

Quelle: Eigene Berechnungen; gewichtete Ergebnisse.

^arobuste Schätzung der Standardfehler

Auf Basis aller Armuts- bzw. NichtarmutssPELLs wird mit den oben diskutierten Methoden die Hazardfunktion der beiden Verweildauerprozesse geschätzt. Die gewonnenen Ergebnisse sind in Tab. 4.2 zusammengefasst. Die Exit Rates weisen für alle drei Armutsgrenzen einen ähnlichen Verlauf auf. Nach einem Jahr in Armut liegt der Wert der Hazardfunktion bei knapp 50%, d.h. jeder zweite begonnene ArmutssPELL endet bereits nach einem Jahr wieder. Dieses Ergebnis ist nicht neu, sondern wird bereits bei der Berechnung der Quoten chronischer Armut in ähnlicher Form deutlich⁸. Nach zweijähriger Armut geht die Übergangswahrscheinlichkeit drastisch um ca. 15 Prozentpunkte zurück.

⁸Aus Tab. 3.2 kann man u.a. ablesen, dass in den Jahren 1999 bis 2002 ca. 12,8% der Bevölkerung in mindestens einem Jahr sozialhilfebedürftig ist. Von diesen 12,8% befinden sich 49,2% genau ein Jahr lang in Armut.

Insgesamt lässt sich ein systematischer Rückgang der Exit Rates mit zunehmender Verweildauer beobachten. Dieser Befund deutet auf den ersten Blick auf negative Verweildauerabhängigkeit von Armut hin, sollte jedoch mit einiger Vorsicht interpretiert werden. Denn für den abnehmenden Verlauf der Hazardraten kommen zwei unterschiedliche Ursachen in Betracht. Zum einen ist es denkbar, dass tatsächlich die Zeit, die eine Person bereits in Armut verbracht hat, für die abnehmenden Übergangswahrscheinlichkeiten verantwortlich ist. In Kap. 1.2 wurde dieser Fall als „echte“ Verweildauerabhängigkeit oder „true duration dependence“ bezeichnet. Zum anderen kann die beobachtete negative Zeitabhängigkeit der Hazardrate auch das Ergebnis eines dynamischen Ausleseprozesses sein. Wenn die Individuen nicht wie angenommen homogen sind, sondern sich aufgrund beobachtbarer oder unbeobachtbarer Eigenschaften in ihren Übergangswahrscheinlichkeiten unterscheiden, dann werden zuerst jene Individuen einen Zustandswechsel aufweisen, die aufgrund ihrer besonderen Eigenschaften eine höhere Übergangsneigung haben. Zurück bleiben die Personen mit geringeren Hazardraten. Nicht die Verweildauer, sondern die Heterogenität der Personen ist in diesem Fall für den Befund negativer Zeitabhängigkeit verantwortlich. Man spricht in diesem Fall von „scheinbarer“ Verweildauerabhängigkeit oder „spurious duration dependence“. Da im vorliegenden Fall Homogenität der Personen vorausgesetzt wird, diese Annahme aber mit Sicherheit nicht zutreffend ist, kann der empirische Befund vor allem als scheinbare Zustandsabhängigkeit interpretiert werden. Um beurteilen zu können, ob darüber hinaus auch echte Zeitabhängigkeit von Armut vorliegt, werden in Kap. 4.3 Methoden vorgestellt und angewendet, die eine Schätzung der Übergangswahrscheinlichkeiten bei Kontrolle für beobachtete und unbeobachtete Heterogenität ermöglichen. Erst mit Hilfe dieser Methoden kann zwischen echter und scheinbarer Zeitabhängigkeit differenziert werden⁹.

Betrachtet man die Standardfehler der geschätzten Hazardraten, dann fällt auf, dass diese mit zunehmender Verweildauer ansteigen. Die Ursache der weniger präzisen Schätzung bei hohen Verweildauern liegt in der sehr viel kleineren Ri-

⁹In den Studien von GIRALDO (2002) bzw. JENKINS und CAPPELLARI (2002) wird untersucht, ob Personen, die in einem Jahr ($t-1$) arm sind, eine größere Wahrscheinlichkeit besitzen, auch im Jahr t arm zu sein. Bei einer der Analyse der Zustandsabhängigkeit von Armut muss ebenfalls für beobachtete und unbeobachtete Heterogenität der Personen kontrolliert werden, um „echte“ von „scheinbarer“ Zustandsabhängigkeit unterscheiden zu können.

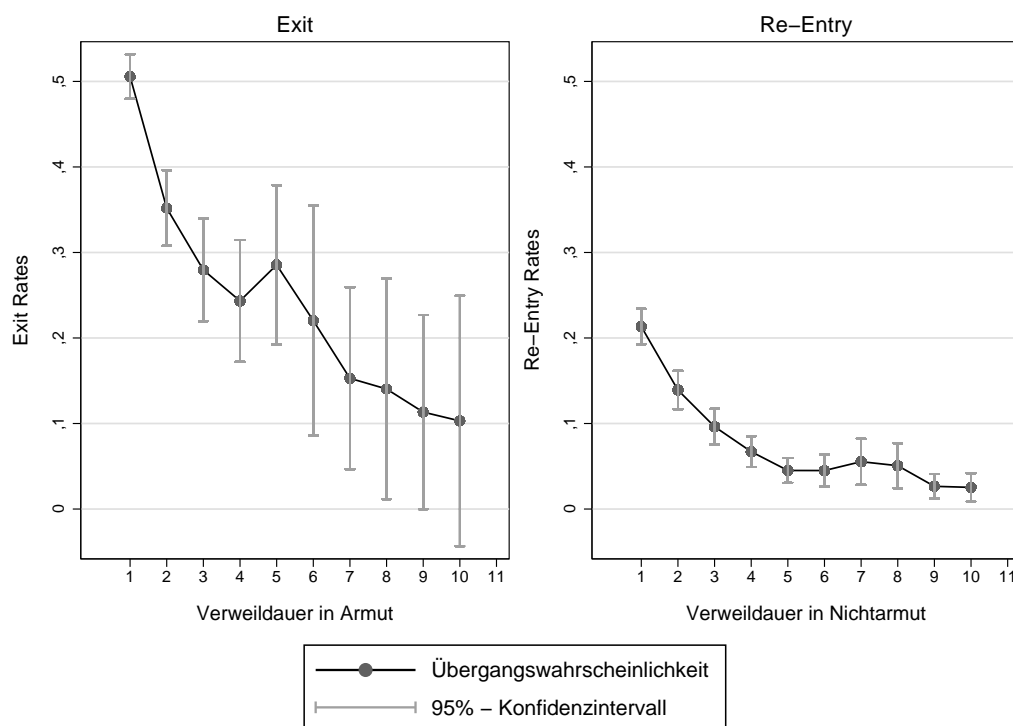
sikomenge. Nach neun Jahren in Armut sehen sich (bei Verwendung der mod. OECD-Skala) gerade mal noch 55 Armutsfälle dem Risiko eines Zustandswechsels ausgesetzt. Wenn man Ausstiegs- und Rückfallwahrscheinlichkeiten miteinander vergleicht, erkennt man, dass letztere im Vergleich zu den Exit Rates deutlich geringer ausfallen. Nur in rund 20% aller Fälle kehren Personen, die aus Armut entkommen konnten, nach einem Jahr wieder in die Armut zurück. Die Re-Entry Rates sinken ebenfalls mit zunehmender Verweildauer¹⁰. Für die Standardfehler der Re-Entry Rates kann anders als bei den Exit Rates kein signifikanter Anstieg festgestellt werden. Die geringere Anzahl an Abgängen aus der Risikomenge zu Beginn des Verweildauerprozesses sorgt dafür, dass auch nach neun Jahren mit 984 Episoden eine recht große Zahl an Nichtarmutsfällen immer noch nicht abgeschlossen ist und somit zur Schätzung der Übergangswahrscheinlichkeiten zur Verfügung steht. In Abb. 4.2 werden die Übergangswahrscheinlichkeiten, die sich bei Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala ergeben, gegen die Verweildauer in Armut bzw. Nichtarmut aufgetragen. Um die mit zunehmender Armutsdauer abnehmende Präzision der Hazardratenschätzung zu illustrieren, werden für die Exit und Re-Entry Rates jeweils 95%-Konfidenzintervalle berechnet und in die Grafik eingezeichnet¹¹. Für $t > 5$ sind die Konfidenzintervalle der Exit Rates mit einer Länge von mindestens 20 Prozentpunkten so groß, dass verlässliche Aussagen über die Entwicklung der Ausstiegswahrscheinlichkeiten nach mehr als fünf Armutsjahren kaum mehr möglich sind.

Zu ganz ähnlichen Ergebnissen kommt auch BIEWEN (2003), der mit Daten aus dem SOEP der Jahre 1984 bis 2000 Exit und Re-Entry Rates schätzt. Dabei ergeben sich sowohl was die Entwicklung der Hazardraten als auch die Größenordnung angeht nahezu dieselben Werte wie in Tab. 4.2. Aber auch ein Vergleich mit Übergangswahrscheinlichkeiten, die in anderen europäischen Ländern sowie den USA geschätzt wurden, zeigt eine auffallende Ähnlich-

¹⁰Auch hier kann nicht abschließend beurteilt werden, ob der empirische Befund echte oder scheinbare Zustandsabhängigkeit zum Ausdruck bringt.

¹¹Bei der Berechnung der Konfidenzintervalle wird unterstellt, dass der Anteil der Zustandswechsel nach t Perioden gemäß des zentralen Grenzwertsatzes von de Moivre/Laplace approximativ normalverteilt ist. Die Ober- und Untergrenzen der Konfidenzintervalle ergeben sich demnach zu $\hat{\theta}(t) \pm z_{1-\frac{\alpha}{2}} \cdot \sqrt{\hat{Var}(\hat{\theta}(t))}$. Da die Risikomenge für große Verweildauern in Armut nur noch wenige Personen umfasst, ist es fraglich, ob die Voraussetzungen des Zentralen Grenzwertsatzes für $t > 9$ noch erfüllt sind.

Abbildung 4.2: Exit und Re-Entry Rates in der Bundesrepublik Deutschland



Quelle: Eigene Berechnungen; Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala, gewichtete Ergebnisse.

keit der Verweildauerprozesse im internationalen Vergleich (siehe DEVICIENTI (2002) und JENKINS (2000) für England, CANTO (2002) für Spanien, MUFFELS ET AL. (1999) für die Niederlande, STEVENS (1999) für die USA sowie OXLEY ET AL. (2000) für einen Vergleich mehrerer OECD Länder).

Einige Autoren (darunter STEVENS (1999), DEVICIENTI (2002) und BIEWEN (2003)) simulieren mit Hilfe der geschätzten Übergangswahrscheinlichkeiten die Verteilung der Anzahl an Armutsjahren innerhalb eines vorgegebenen Zeitraums (z.B. 10 Jahre). Bei dieser Simulation wird zunächst die Wahrscheinlichkeit jeder möglichen Armutssequenz innerhalb des Zehnjahreszeitraums bestimmt. Beispielsweise lässt sich die Wahrscheinlichkeit für die Sequenz $s = \{PNNNNPPPNN\}$ berechnen als

$$P(s) = \hat{\theta}_1^P \cdot (1 - \hat{\theta}_1^N) \cdot (1 - \hat{\theta}_2^N) \cdot (1 - \hat{\theta}_3^N) \cdot \hat{\theta}_4^N \cdot (1 - \hat{\theta}_1^P) \cdot (1 - \hat{\theta}_2^P) \cdot \hat{\theta}_3^P \cdot (1 - \hat{\theta}_1^N),$$

Tabelle 4.3: Simulierte und empirische Verteilungen der Anzahl an Armutsjahren im 10-Jahres-Zeitraum

$\{P, \dots\}$ Armutsjahre	mod. OECD-Skala		BSHG-Skala		sim. Sozialhilfe	
	simuliert	beobachtet ^a	simuliert	beobachtet ^a	simuliert	beobachtet ^a
1	0,2360	0,2289	0,2177	0,1667	0,2676	0,1852
2	0,1745	0,1474	0,1602	0,2182	0,1707	0,2852
3	0,1325	0,2006	0,1252	0,1303	0,1308	0,1566
4	0,1021	0,0969	0,1055	0,1142	0,0895	0,1456
5	0,0889	0,0684	0,0905	0,0788	0,0664	0,0242
6	0,0724	0,0565	0,0669	0,0615	0,0742	0,0463
7	0,0551	0,0797	0,0664	0,0681	0,0554	0,0703
8	0,0423	0,0629	0,0549	0,0635	0,0450	0,0000
9	0,0334	0,0427	0,0337	0,0621	0,0445	0,0647
10	0,0628	0,0159	0,0790	0,0366	0,0559	0,0219

Quelle: Eigene Berechnungen; gewichtete Ergebnisse

^aempirische Verteilung des Merkmals „Anzahl an Jahren in Armut“ im 10-Jahres-Zeitraum 1993-2002.

wobei Exit Rates mit $\hat{\theta}_t^P$ und Re-Entry Rates mit $\hat{\theta}_t^N$ bezeichnet werden. Im Weiteren wird unterstellt, dass das erste Jahr den Beginn einer Armutsphase darstellt und somit nur Sequenzen der Art $s^P = \{P, \dots\}$ betrachtet werden. Berechnet man die Wahrscheinlichkeiten $P(s^P)$ für alle möglichen Sequenzen dieser Art und summiert die Wahrscheinlichkeiten für alle Sequenzen mit null, eins, zwei usw. Armutsjahren, erhält man eine simulierte Verteilung für die Anzahl an Jahren in Armut innerhalb eines 10-Jahres-Zeitraums. Den simulierten Verteilungen werden in Tab. 4.3 empirische Verteilungen des Merkmals „Anzahl an Jahren in Armut im Zeitraum 1993-2002“ gegenübergestellt. Betrachtet werden dabei nur Personen, die im Jahr 1993 eine Armutsepisode beginnen. Beobachtete und simulierte Verteilung weisen für alle Armutsgrenzen eine ganz ähnliche Form auf. Zwar stellen sich für einzelne Realisationen teils beträchtliche Differenzen ein, die grundsätzlichen Aussagen über kurz- und langfristige Armut bleiben davon aber unberührt. Eine Ursache dieser Differenzen könnte u.a. in der äußerst geringen Personenzahl gesucht werden, für die die empirischen Häufigkeiten bestimmt werden. Bei Verwendung der sim. Sozialhilfeschwelle finden sich gerade einmal 122 Personen, die 1993 eine Armutsepisode beginnen und die für weitere neun Jahre unter Beobachtung stehen.

Mit Hilfe solcher Simulationen ist es möglich, aus den geschätzten Übergangswahrscheinlichkeiten Aussagen über die Gesamtdauer von Armut innerhalb eines künstlichen 10-Jahres-Zeitraums abzuleiten. Außerdem kann mit Hilfe der Simulationsergebnisse aufgezeigt werden, wie eine Verbindung zwischen chronischer Armut, wie sie in Kap. 3 definiert und analysiert wird, und den hier betrachteten Armutsverläufen hergestellt werden kann. Da die Simulation der Anzahl an Jahren in Armut aber keine neuen Erkenntnisse über die Dauer von Armut oder die Übergangswahrscheinlichkeiten zwischen Armut und Nichtarmut verspricht, wird sie in diesem Kapitel nicht weiter verfolgt.

4.2.2.2 Analysen in verschiedenen Teilpopulationen

Die Ergebnisse der Analysen in Kap. 3 liefern hinreichende Evidenz dafür, dass die Annahme einer homogenen Bevölkerung nicht zutreffend ist. Es kann vielmehr erwartet werden, dass es Personengruppen gibt, deren Armutsepisoden überdurchschnittlich lange dauern und die darüber hinaus ein hohes Rückfallrisiko aufweisen. Im Folgenden werden Survivorfunktionen separat für verschiedene Teilgruppen berechnet¹². Ein Vergleich der geschätzten Funktionen soll erste Hinweise darüber liefern, welche Eigenschaften Personen mit niedrigen Austritts- und hohen Wiedereintrittswahrscheinlichkeiten auszeichnen. Für eine vergleichende Analyse müssen sich die Armuts- und Nichtarmutsepisoden eindeutig einer Längsschnittpopulation zuordnen lassen. Eine solche Zuordnung ist aber immer dann schwierig, wenn sich das Kategorisierungsmerkmal über die Zeit ändert. In Kap. 3.1 wurden bereits einige Regeln vorgestellt, die sich zur Bildung zeitstabiler Längsschnittpopulationen eignen. Bei der Analyse kontinuierlicher Armutsepisoden gilt es als gängige Praxis, jede Episode der Gruppe zuzuordnen, der sie im ersten Jahr angehört. Hinter dieser Zuordnung verbirgt sich die Annahme, dass die Eigenschaft einer Person zu Beginn einer Episode deren Dauer hauptsächlich determiniert. Im Folgenden werden gruppenspezifische Survivorfunktionen geschätzt und anschließend auf Gleichheit der Funktionen in den verschiedenen Gruppen getestet. Die Ergebnisse solcher Tests sind in Tab. 4.4 für verschiedene Gruppen zusammengestellt.

¹²Innerhalb dieser Teilgruppen wird aber weiterhin von Homogenität der Gruppenmitglieder ausgegangen.

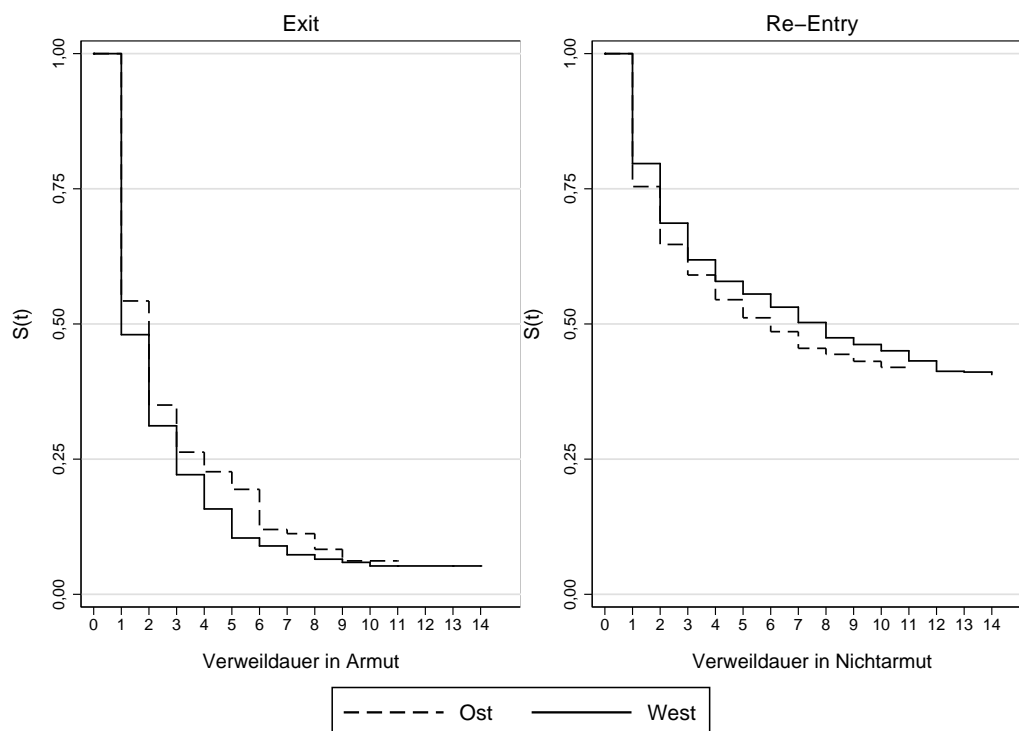
Tabelle 4.4: Ergebnisse von Cox-Tests auf Gleichheit von Survivorfunktionen in verschiedenen Untergruppen

Gruppierungsmerkmal	Exit			Re-Entry		
	OECD	BSHG	Sozialhilfe	OECD	BSHG	Sozialhilfe
Region	9,83 (0,002)	4,46 (0,035)	6,96 (0,008)	4,34 (0,037)	0,06 (0,807)	0,00 (0,991)
Geschlecht	2,20 (0,138)	0,07 (0,797)	0,43 (0,511)	0,98 (0,322)	2,88 (0,090)	6,86 (0,009)
Alter	15,10 (0,002)	15,17 (0,002)	4,69 (0,196)	6,18 (0,103)	5,20 (0,157)	9,81 (0,020)
Nationalität	12,40 (0,000)	18,42 (0,000)	1,59 (0,207)	3,23 (0,072)	40,90 (0,000)	14,49 (0,000)
Schulbildung	2,38 (0,1228)	6,17 (0,013)	3,19 (0,074)	10,90 (0,001)	20,69 (0,000)	5,42 (0,020)
Erwerbsstatus	10,76 (0,029)	12,99 (0,011)	10,02 (0,040)	7,44 (0,114)	5,31 (0,257)	9,02 (0,061)
Anz. Kinder u. 18	7,84 (0,049)	32,96 (0,000)	23,04 (0,000)	138,01 (0,000)	131,80 (0,000)	47,74 (0,000)
Ein-Eltern-HH	4,85 (0,028)	0,01 (0,905)	2,59 (0,107)	0,69 (0,407)	1,16 (0,281)	4,85 (0,028)
Ein-Personen-HH	4,09 (0,043)	0,07 (0,788)	1,62 (0,203)	8,90 (0,003)	9,06 (0,003)	2,51 (0,113)
Bezug von Hlu	40,33 (0,000)	37,01 (0,000)	15,02 (0,000)	6,14 (0,013)	0,58 (0,447)	- -
Bezug von Wohngeld	13,01 (0,000)	34,31 (0,000)	12,96 (0,000)	22,76 (0,000)	18,39 (0,000)	55,31 (0,000)
Bezug von Alhilfe	9,80 (0,002)	9,22 (0,002)	11,80 (0,001)	5,03 (0,025)	1,43 (0,232)	18,87 (0,000)

Quelle: Eigene Berechnungen, gewichtete Ergebnisse, P-Werte in Klammern.

In einer ersten Analyse werden die gruppenspezifischen Survivorfunktionen für ost- und westdeutsche Personen miteinander verglichen. Die Nullhypothese identischer (Armut-)Survivorfunktionen in den beiden Untergruppen kann für alle Armutsgrenzen signifikant abgelehnt werden. Leider verrät das Testergebnis nichts darüber, welche Population die höheren Ausstiegswahrscheinlichkeiten aufweist und wer mit längeren Armutsdauern rechnen muss. Keine signifikanten Unterschiede ergeben sich hingegen, wenn man die Wiedereintrittswahrscheinlichkeiten von Personen aus den beiden Landesteilen miteinander vergleicht. Nur bei Verwendung der modifizierten OECD-Skala lassen sich Differenzen in den Re-Entry Rates bestätigen. Abb. 4.3 soll darüber aufklären, ob - wie erwartet - ostdeutsche Personen tatsächlich geringere Exit und höhere Re-Entry Rates aufweisen. In den ersten Jahren nach Beginn einer Armutspha-

Abbildung 4.3: Product-Limit Schätzung der Survivorfunktionen für Ost- und Westdeutschland



Quelle: Eigene Berechnungen, gewichtete Ergebnisse, Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala.

se fällt es westdeutschen Personen etwas leichter die Einkommensschwäche zu überwinden. Während mehr als 50% der „westdeutschen Armutsspells“ nach einem Jahr wieder beendet werden, liegt die Exit Rate der Ostdeutschen bei geschätzten 46%. Aus den Survivorfunktionen lässt sich der Median der gruppen-spezifischen Verweildauer-Verteilung an derjenigen Stelle t ablesen, an der die Survivorfunktion erstmals den Wert 0,5 unterschreitet. Für Westdeutsche ergibt sich demnach eine mittlere Armutsdauer von einem Jahr. Ostdeutsche Spells weisen hingegen eine mittlere Dauer von zwei Jahren auf. Für das dritte Quartil der Verweildauer-Verteilung, definiert als die Stelle an der $S(t)$ erstmals den Wert 0,25 unterschreitet, ergibt sich unter den Westdeutschen ein Wert von drei und unter den Ostdeutschen ein Wert von vier Jahren. Analysiert man die Dauer zwischen zwei Armutphasen, zeigt sich, dass die Survivorfunktion ostdeutscher Nichtarmutsepisoden durchweg unterhalb der Kurve der Westdeutschen verläuft. Dies spricht für höhere Re-Entry Rates und somit für eine

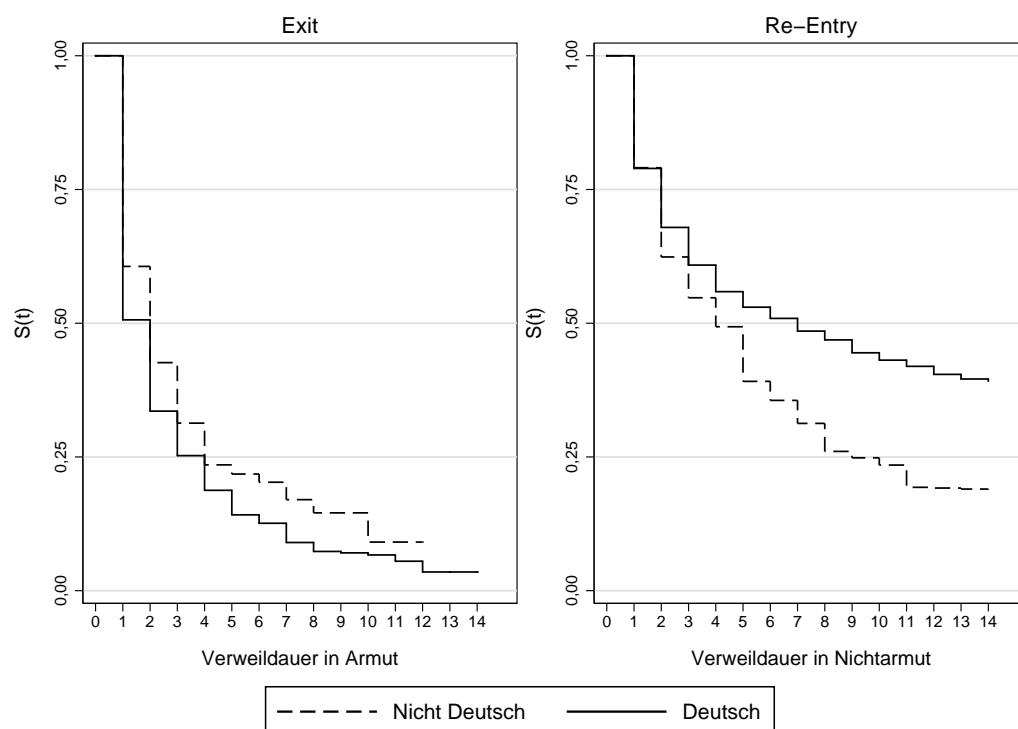
kürzere Dauer der Nichtarmutsphasen. Die mittlere Dauer zwischen zwei Armutsepisoden liegt für westdeutsche Personen bei acht und für ostdeutsche Personen bei sechs Jahren. Man kommt anhand der Grafiken in Verbindung mit den Testergebnissen in Tab. 4.4 zu dem Schluss, dass Personen aus Ostdeutschland einerseits signifikant geringere Ausstiegchancen und gleichzeitig höhere Wiedereintrittsrisiken aufweisen als Personen aus Westdeutschland¹³. In multivariaten Analysen ist zu prüfen, ob diese Aussage bei Kontrolle verschiedener anderer Einflussfaktoren bestehen bleibt.

Ein Vergleich der Survivorfunktionen von Männern und Frauen macht deutlich, dass keine signifikanten Unterschiede zwischen den Geschlechtern hinsichtlich der Verweildauer in Armut und Nichtarmut bestehen. Differenziert man die Bevölkerung nach dem individuellen Lebensalter, ergeben sich zumindest was die Ausstiegswahrscheinlichkeiten aus Armut angeht altersklassenbedingte Unterschiede. Dennoch soll aus zwei Gründen von einer detaillierten grafischen Analyse abgesehen werden. Zum einen liefert die Darstellung von vier altersklassenspezifischen Survivorfunktionen in einem Schaubild nur noch ein sehr unübersichtliches Bild der verschiedenen Verweildauerprozesse. Zum anderen erscheint es gerade beim Lebensalter wenig plausibel anzunehmen, dass das Alter im ersten Jahr einer Episode maßgeblich für deren Dauer verantwortlich ist. Daher wird eine Analyse der Bedeutung des Lebensalters für Exit und Re-Entry Rates erst im Rahmen der multivariaten Analysen vorgenommen.

Signifikante Unterschiede hinsichtlich Armuts- und Nichtarmutsdauer zeichnen sich beim Vergleich der Survivorfunktionen von deutschen und ausländischen Staatsbürgern ab. Aus Abb. 4.4 geht unmittelbar hervor, dass Ausländer geringere Chancen aufweisen, einmal begonnene Armutsepisoden wieder zu beenden und gleichzeitig hochgradig gefährdet sind, nach kurzer Zeit wieder in Armut zurückzufallen. Die linke Grafik zeigt für die deutsche Bevölkerung eine Survivorfunktion, die über die gesamte Verweildauer hinweg unterhalb der Survivorfunktion der Ausländer verläuft. Vor allem in den ersten Jahren nach Beginn einer Armutsphase liegen die Ausstiegchancen für deutsche

¹³Signifikant höhere Rückfallwahrscheinlichkeiten für Personen aus Ostdeutschland ergeben sich nur bei Verwendung der mod. OECD-Skala. Bei Armutsmessung anhand der simulierten Sozialhilfeschwelle wären in Abb. 4.3 keine Unterschiede in den Re-Entry Rates von West- und Ostdeutschen zu erkennen gewesen.

Abbildung 4.4: Product-Limit Schätzung der Survivorfunktionen für Deutsche und Ausländer

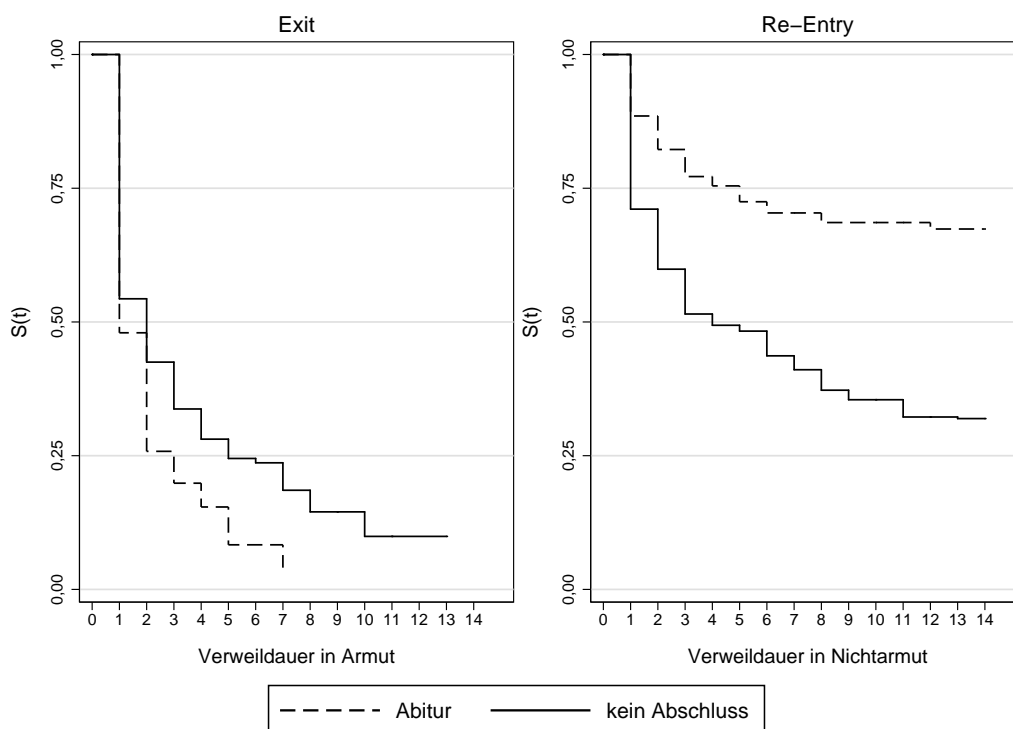


Quelle: Eigene Berechnungen, gewichtete Ergebnisse, Bedarfsgewichtung mit der BSHG-Skala.

Staatsbürger deutlich höher als für Menschen ohne deutsche Staatsangehörigkeit. Interessanterweise ergibt sich für die beiden Teilpopulationen dennoch dieselbe mittlere Armutsdauer von zwei Jahren. Dies liegt daran, dass nach einem Jahr nur etwa 49,3% der Episoden von Deutschen enden und somit die Survivorfunktion den Wert 0,5 erst nach zwei Jahren unterschreitet. Noch sehr viel deutlicher fallen die Unterschiede zwischen den beiden Gruppen aus, wenn man die Zeit zwischen zwei Armutphasen analysiert. Bereits nach vier Jahren sind über 50% der Nichtarmutsepisoden der ausländischen Bevölkerung wieder beendet. Denselben Anteil beendeter Episoden erreichen Deutsche erst nach sieben Jahren. Nach insgesamt neun Jahren fallen im Durchschnitt sogar über drei Viertel der Ausländer in Armut zurück.

Die Ergebnisse aus Kap. 3 machen deutlich, dass eine hohe Schulbildung wirksam gegen chronische Armut schützen kann. In diesem Sinne gilt es zu prüfen,

Abbildung 4.5: Product-Limit Schätzung der Survivorfunktionen für Abiturienten und Personen ohne Schulabschluss



Quelle: Eigene Berechnungen, gewichtete Ergebnisse, Bedarfsgewichtung mit der BSHG-Skala.

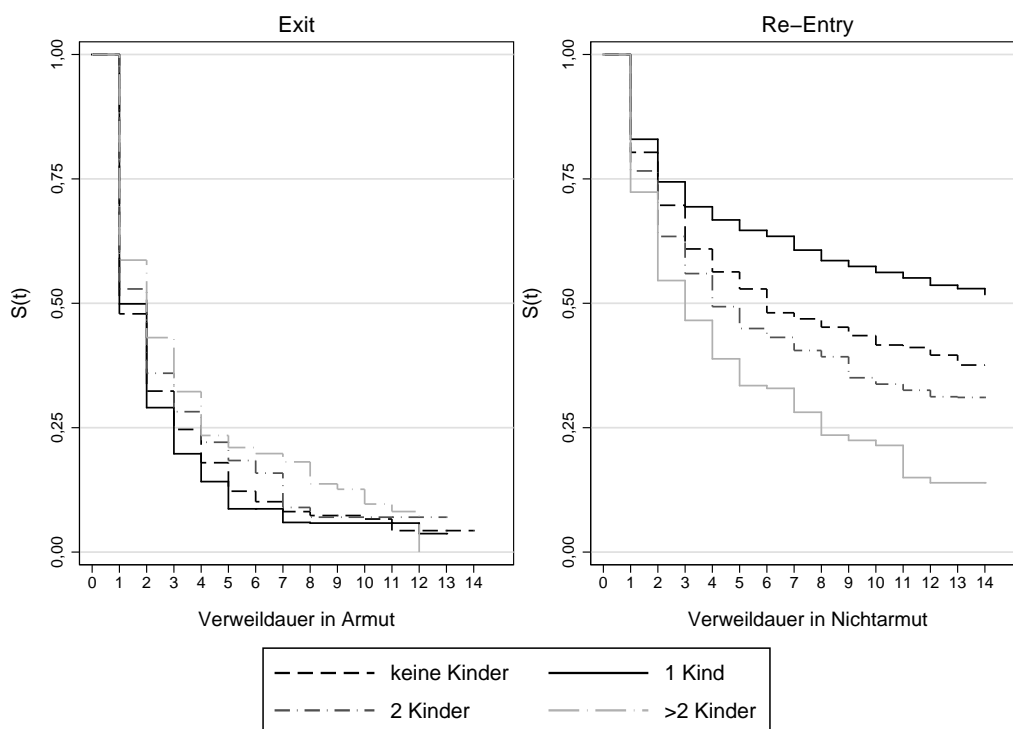
ob Menschen mit Abitur bessere Chancen besitzen, eine einmal begonnene Armutsphase rasch zu überwinden, als Menschen mit geringerer schulischer Qualifikation. Da es aus Gründen der Übersichtlichkeit nicht sinnvoll ist, Survivorfunktionen für alle im SOEP definierten Schulabschlüsse (vgl. Tab. 2.3) zu berechnen und in einem Diagramm darzustellen, werden für die folgende Analyse nur die Übergangsprozesse von Abiturienten und Abgängern ohne Schulabschluss miteinander verglichen. Die besondere Bedeutung der Schulbildung wird durch den unterschiedlichen Verlauf der Survivorfunktionen eindeutig bestätigt. Personen mit allgemeiner Hochschulreife haben nicht nur deutlich bessere Ausstiegchancen, sie weisen auch wesentlich geringere Rückfallwahrscheinlichkeiten auf. Die mittlere Armutsdauer beträgt für Abiturienten ein und für Menschen ohne Schulabschluss zwei Jahre. Nach zwei Jahren haben bereits fast 75% der Abiturienten die Armutsphase beendet, während dies auf Seiten der Schulabgänger ohne Abschluss nur knapp 57,5% geglückt ist.

Noch wesentlich deutlicher treten die besonderen Probleme von Menschen ohne Schulabschluss bei der Betrachtung der Verweildauer in Nichtarmut hervor. Bereits nach vier Jahren sind über die Hälfte der Personen wieder unter die Armutsgrenze zurückgefallen. Nach der selben Zeit sind hingegen noch nicht einmal ein Viertel der Nichtarmutsspieler von Abiturienten beendet. Der Vollständigkeit halber sei erwähnt, dass die Survivorfunktionen für Menschen mit Haupt- bzw. Realschulabschluss zwischen den Funktionen der beiden *extremen* Gruppen verlaufen. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird jedoch auf eine Darstellung in der Grafik verzichtet.

Zweifellos besitzt der Erwerbsstatus einer Person große Relevanz für die Wahrscheinlichkeit, eine Armutsepisode zu beenden bzw. zu beginnen. Allerdings ist es wenig plausibel anzunehmen, dass der Erwerbsstatus zu Beginn einer Episode maßgeblichen Einfluss auf die Dauer und die Übergangswahrscheinlichkeit ausübt. Tatsächlich dürfte eher eine Änderung des Erwerbsstatus im Verlauf der Episode für einen Zustandswechsel verantwortlich sein. Da der Erwerbsstatus ein Merkmal ist, das über die Zeit variiert, kann der hier verwendete Analyseansatz als nicht geeignet angesehen werden, um den Einfluss der Erwerbssituation und ihrer Veränderung auf die Übergangswahrscheinlichkeiten adäquat zu erfassen. BANE und ELLWOOD (1986) beschäftigen sich eingehend mit der Frage, wie der Zusammenhang zwischen Zustandsübergängen und *sozioökonomischen Ereignissen* untersucht werden kann. Da sich dieselbe Problemstellung z.B. auch bei Betrachtung anderer Einflussfaktoren wie Alter oder Haushaltszusammensetzung ergibt, wird zum Abschluss dieses Kapitels diskutiert, welche Möglichkeiten grundsätzlich zur Messung des Einflusses von Ereignissen wie „Aufnahme einer Vollzeitbeschäftigung“, „Geburt eines Kindes“ oder „Trennung vom Partner“ zur Verfügung stehen.

Die Ergebnisse der Tests in Tab. 4.4 zeigen hochsignifikante Unterschiede zwischen Personen an, die aus Familien mit unterschiedlich vielen Kindern stammen. Um die grafische Darstellung dieser Funktionen in Abb. 4.6 übersichtlich zu halten, wird dieselbe Kategorisierung wie in Kap. 3.2.3.2 verwendet. Familien mit mehr als zwei Kindern müssen im Durchschnitt mit geringeren Exit Rates rechnen als Familien mit einem oder keinem Kind. Entgegen der theoretischen Erwartungen verläuft die Survivorfunktion der kinderlosen Personen

Abbildung 4.6: Product-Limit Schätzung der Survivorfunktionen für Personen aus Haushalten mit unterschiedlicher Kinderzahl

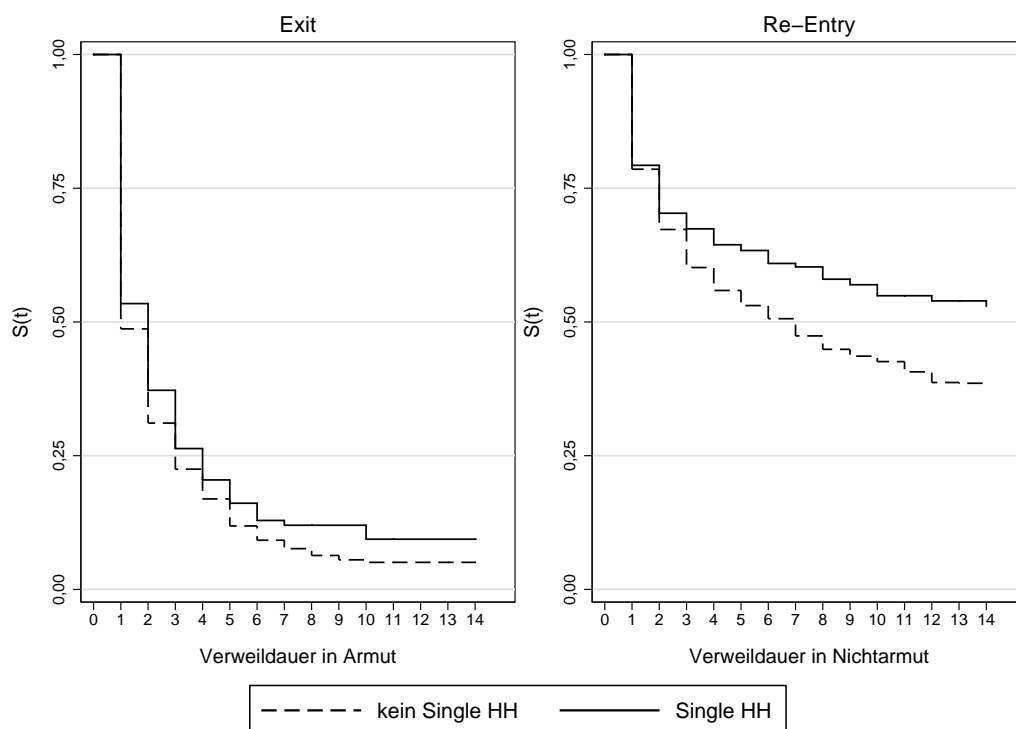


Quelle: Eigene Berechnungen, gewichtete Ergebnisse, Bedarfsgewichtung mit der BSHG-Skala.

systematisch oberhalb der Survivorfunktion von Ein-Kind-Familien. Dennoch ergibt sich für die beiden Kategorien dieselbe mittlere Armutsdauer von einem Jahr. Für Familien mit zwei oder mehr Kindern liegt der Median der Armutsepisodendauer bei zwei Jahren. Die Kinderzahl spielt eine noch größere Rolle, wenn es um das Rückfallrisiko in Armut geht. Großfamilien mit mehr als zwei Kindern sind hierbei am stärksten betroffen. Über 50% der Nichtarmutsepisoden solcher Familien werden bereits nach drei Jahren durch einen Rückfall unter die Armutsgrenze wieder beendet. Die mit Abstand geringsten Re-Entry Rates weisen wie erwartet Menschen aus Haushalten ohne Kinder auf. Selbst vierzehn Jahre nach der letzten Armutsphase sind noch über die Hälfte der kinderlosen Erwachsenen nicht erneut in Armut gefallen.

Ein Vergleich der Survivorfunktionen von allein Erziehenden und Personen aus Haushalten mit zwei Elternteilen zeigt ein überraschendes Ergebnis. Für

Abbildung 4.7: Product-Limit Schätzung der Survivorfunktionen für Personen aus Ein- und Mehr-Personen-Haushalten



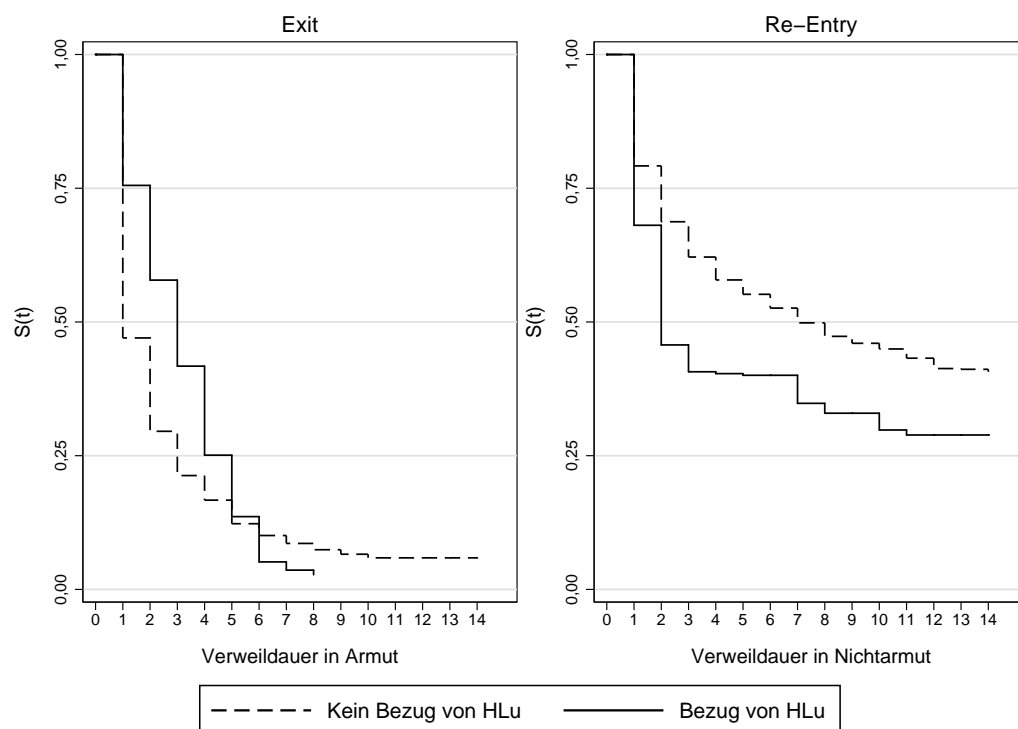
Quelle: Eigene Berechnungen, gewichtete Ergebnisse, Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala.

keine der hier verwendeten Armutsgrenzen lässt sich ein signifikanter Unterschied zwischen den gruppenspezifischen Survivorfunktionen ausmachen. Dieses Ergebnis überrascht insofern, als die Untersuchungen in Kap. 3 für allein Erziehende ein höheres Ausmaß chronischer Armut anzeigen als für nicht allein Erziehende Personen. Allerdings haben Analysen mit Indikator Q_{1b} gezeigt (siehe Tab. 3.11), dass *arme* allein Erziehende nicht häufiger dauerhaft arm sein müssen. Alles in allem lässt sich für allein Erziehende Folgendes feststellen: Personen aus dieser besonderen sozialpolitischen Zielgruppe sind überdurchschnittlich häufig von Armut betroffen. Allerdings unterscheidet sich die Einkommensmobilität der armen allein Erziehenden nicht grundsätzlich von der Mobilität von armen Personen aus Haushalten mit zwei Elternteilen. Daraus folgt, dass allein Erziehende, wenn sie eine Armutsepisode beginnen, im Durchschnitt nicht länger in Armut leben müssen als Menschen aus anderen Haushaltskonstellationen.

Bei der Analyse der Verweildauerprozesse von allein Stehenden zeigt sich ebenfalls ein erstaunliches Ergebnis. Zum einen zeigen die Tests auf Gleichheit der gruppenspezifischen Survivorfunktionen an, dass sich die Ausstiegchancen von Singles nicht wesentlich von den Exit Rates der Menschen aus Mehr-Personen-Haushalten abheben. Gleichzeitig zeichnen sich aber signifikante Differenzen zwischen den Survivorfunktionen ab, wenn man die Zeit zwischen zwei Armutphasen analysiert. Stellt man die Verweildauerprozesse, die sich bei Verwendung der mod. OECD-Skala ergeben, in Abb. 4.7 grafisch dar, dann zeigt sich, dass allein Stehende schwach signifikant geringere Ausstiegchancen aus Armut aufweisen. Die mittlere Dauer einer Armutsepisode liegt mit zwei Jahren um ein Jahr über der Medianarmutsdauer von Personen aus Mehr-Personen-Haushalten. Diese Erkenntnis allein wäre noch nicht allzu verblüffend, da sie durchaus mit den Ergebnissen aus Kap. 3.2.3.2 korrespondiert. Betrachtet man allerdings auch die Rückfallwahrscheinlichkeiten in Armut dann wird deutlich, dass Singles nicht nur geringere Exit, sondern auch signifikant niedrigere Re-Entry Rates aufweisen. Während allein lebende Personen offenbar größere Schwierigkeiten haben, Armut wieder zu überwinden, sind sie doch weniger gefährdet, nach überstandener Armut erneut unter die Armutsgrenze zu rutschen. Die Ursache dürfte in der geringeren Einkommensmobilität aufgrund fehlender interfamiliärer Kompensationsmöglichkeiten liegen. Ein-Personen-Haushalte können in einer Armutphase nicht durch zusätzliches Arbeitsangebot weiterer Familienmitglieder reagieren, was die geringere Mobilität ihrer Äquivalenzeinkommen zum Teil erklärt. Gleichzeitig laufen sie aber auch nicht Gefahr, durch einen Wegfall der Einkünfte von Familienangehörigen negativ getroffen zu werden. Die Testergebnisse in Tab. 4.4 deuten bereits an, dass beim Vergleich der Übergangsprozesse von Singles und Mehr-Personen-Haushalten mit einem starken Einfluss der Äquivalenzskala zu rechnen ist. Wird anstelle der mod. OECD-Skala die für kleine Haushaltsgemeinschaften günstigere BSHG-Skala verwendet, sind die beiden Exit-Survivorfunktionen nicht mehr signifikant voneinander zu unterscheiden. Die Differenzen in den Re-Entry Rates fallen hingegen noch etwas größer aus als bei Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala.

Egal ob man die Survivorfunktionen der Bezieher von HLu, Wohngeld oder Arbeitslosenhilfe mit den Funktionen derjenigen Personen vergleicht, die die

Abbildung 4.8: Product-Limit Schätzung der Survivorfunktionen für Bezieher und Nichtbezieher von HLu



Quelle: Eigene Berechnungen, gewichtete Ergebnisse, Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala.

entsprechenden Transfers nicht beziehen, stellt man immer signifikante Unterschiede zwischen den Gruppen fest. Exemplarisch werden in Abb. 4.8 die Verweildauerprozesse der Bezieher und Nichtbezieher von HLu einander gegenübergestellt. Personen, die im ersten Jahr einer Armutsepisode keine HLu in Anspruch nehmen, haben vor allem in den ersten Jahren nach dem Beginn einer Episode deutlich bessere Chancen, die Armut wieder zu verlassen. Das linke Schaubild zeigt allerdings auch, dass die Exit Rates der HLu-Bezieher mit zunehmender Verweildauer nur geringfügig zurückgehen und es nach sechsjähriger Armutsdauer sogar zu einem Schnitt der Survivorfunktionen kommt¹⁴. Neben den schlechteren Ausstiegchancen weisen HLu-Bezieher aber vor allem ein höheres Rückfallrisiko auf. Nach nur zwei Jahren jenseits der Armutsgren-

¹⁴Aufgrund der sehr kleinen Risikomenge in der Gruppe der HLu-Bezieher für $t > 4$ wird die Varianz der Exit Rates in dieser Gruppe beträchtlich. Die einzelnen Ausstiegswahrscheinlichkeiten sollten daher nicht überinterpretiert werden.

ze sind bereits über die Hälfte der HLu-Bezieher wieder in den Zustand Armut zurückgefallen. Für Personen, die keine HLu in Anspruch nehmen, beträgt der Median der Dauer von Nichtarmutsepisoden immerhin sieben Jahre.

Die multivariaten Analysen des folgenden Kapitels werden zeigen, ob wirklich der Bezug von Sozialtransfers für die festgestellten Unterschiede verantwortlich ist, oder ob vielmehr nicht kontrollierte Hintergrundfaktoren wie der Erwerbsstatus, Schulbildung oder Nationalität für die geringeren Exit und höheren Re-Entry Rates der Transferbezieher sorgen. Letztlich sollte man bedenken, dass natürlich auch der Bezug von Transferleistungen ein zeitveränderliches Merkmal darstellt und nicht unbedingt der Transferbezug im ersten Jahr einer Episode für deren Dauer verantwortlich sein muss. Dieses Problem aufnehmend soll im Folgenden kurz dargestellt werden, wie der Einfluss von Veränderungen wichtiger Merkmale auf die Dauer von Armut und Nichtarmut analysiert werden kann.

Armutsepisoden enden oder beginnen häufig aufgrund von Veränderungen wichtiger personeller oder haushaltsstruktureller Merkmale. Zu personenbezogenen Ereignissen zählt man u.a. die Aufnahme einer Erwerbstätigkeit, das Beenden der Ausbildungszeit oder den Übergang von der Erwerbs- in die Rentenphase. Bei der Geburt eines Kindes, der Trennung vom Partner, der Inanspruchnahme von HLu oder gar der Neugründung eines eigenen Haushalts spricht man von haushaltsbezogenen oder demografischen Ereignissen. Zur Messung des Einflusses solcher Ereignisse wurde von BANE und ELLWOOD (1986) eine hierarchische Systematisierung verschiedener, sich ausschließender Ereignisse entwickelt. Jeder Armuts- und Nichtarmutsepisode wird genau ein auslösendes „Trigger-Ereignis“ zugeordnet. Dieses Vorgehen ist jedoch aus verschiedenen Gründen nicht unproblematisch. Zum einen kann bei simultan auftretenden Ereignissen nicht differenziert werden, welches Ereignis tatsächlich für Beginn bzw. Ende der Armutsepisode verantwortlich ist¹⁵. Zum anderen ist

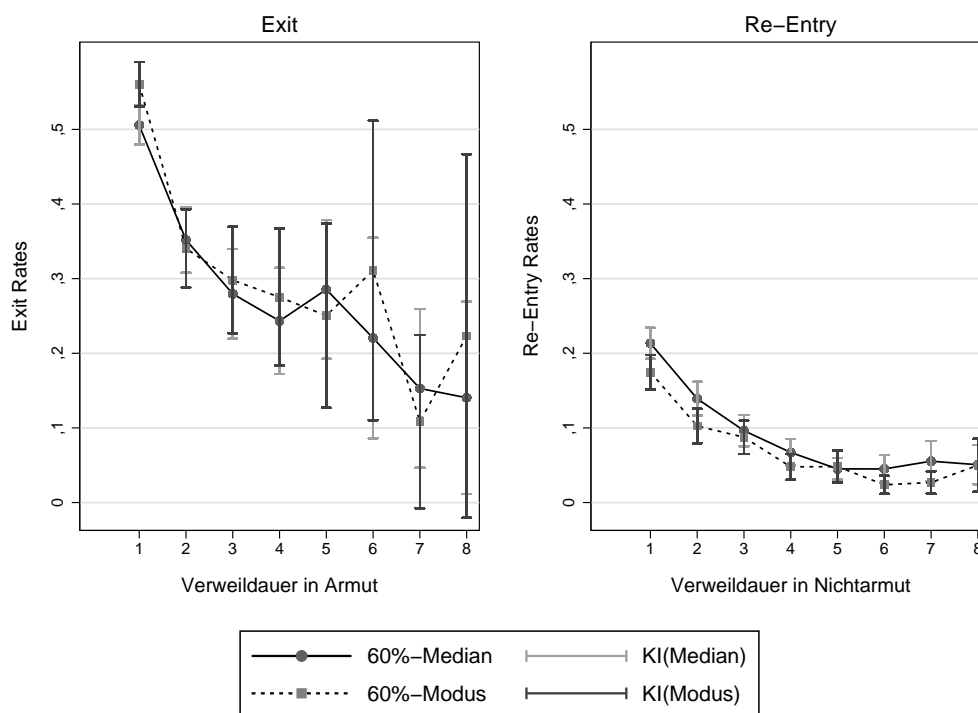
¹⁵Kommen zwei zeitgleich auftretende Ereignisse als Auslöser einer Armutsepisode in Frage, dann wird der betreffenden Episode nach dem Verfahren von BANE und ELLWOOD (1986) das Ereignis zugeordnet, das in dem hierarchischen Ereignissystem auf höherer Ebene angesiedelt ist. Ist für eine Person, die eine Armutsepisode beginnt, zeitgleich ein Rückgang des Erwerbseinkommens zusammen mit der Trennung vom Partner zu beobachten, dann wird das haushaltsbezogene Ereignis als Trigger Event definiert, da Änderungen der Haushaltszusammensetzung als bedeutsamer angesehen werden als Erwerbseinkommensänderungen.

unklar, ob Ereignisse stets kontemporär mit dem Beginn einer Armutsepisode auftreten müssen oder ob auch Veränderungen eines Merkmals im Jahr $(t - 1)$ oder $(t - 2)$ für den Start einer Episode im Jahr t verantwortlich sein können. Aus sozialpolitischer Sicht wird außerdem kritisiert, dass sich diese Methode nicht zur Prognose der Dauer zukünftiger Armut eignet. Denn dazu wäre ein Prognose aller zukünftig eintretenden Ereignisse nötig. Aufgrund dieser Einschränkungen wird auf eine univariate Analyse mit derart konstruierten Ereignisvariablen verzichtet. Da es aber unstrittig ist, dass die Änderungen wichtiger Eigenschaften wie Erwerbsstatus oder Haushaltszusammensetzung für die Dauer von Armuts- und Nichtarmutsepisoden von Bedeutung sind, wird ein Verfahren benötigt, mit dem der Einfluss *zeitveränderlicher* Faktoren erfasst werden kann. Die in Kap. 4.3 vorgestellten multivariaten Verweildauermodelle ermöglichen neben einer differenzierteren Analyse relevanter Einflussfaktoren auch eine adäquate Einbeziehung zeitveränderlicher erklärender Variablen.

4.2.3 Sensitivitätsanalysen

Auch bei der Schätzung der Hazardfunktionen fließen an verschiedenen Stellen normative Entscheidungen ein, über deren Richtigkeit kein abschließendes Urteil möglich ist. Neben der Festlegung der Armutsgrenze (60%-Median vs. 60%-Modus) und der Art der Bedarfsgewichtung (mod. OECD- vs. BSHG-Skala) stellt auch die Definition von Episoden eine normative Setzung dar. In diesem Abschnitt wird einerseits untersucht, wie sich die Wahl eines Einkommensmittelwerts zur Festlegung der Armutsgrenze auf die Übergangswahrscheinlichkeiten auswirkt. Andererseits wird analysiert, ob die Verwendung eines in Kap. 4.1 diskutierten Korrekturverfahrens bei der Episodenkonstruktion zu wesentlichen Veränderungen von Exit und Re-Entry Rates führt. Der Einfluss der Äquivalenzskala wurde bereits bei der Diskussion der Ergebnisse im vorangegangenen Kapitel erörtert und wird im Folgenden nicht erneut thematisiert. Zunächst wird untersucht, ob Exit und Re-Entry Rates Veränderungen hinsichtlich Größenordnung und Verlauf zeigen, wenn verteilungsorientierte Armutsgrenzen als 60% des Modaleinkommens konkretisiert werden und somit niedriger ausfallen als bei Verwendung des Medianeinkommens.

Abbildung 4.9: Vergleich von Exit und Re-Entry Rates bei Variation der Armutsgrenze (60%-Median vs. 60%-Modus)



Quelle: Eigene Berechnungen, gewichtete Ergebnisse, Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala.

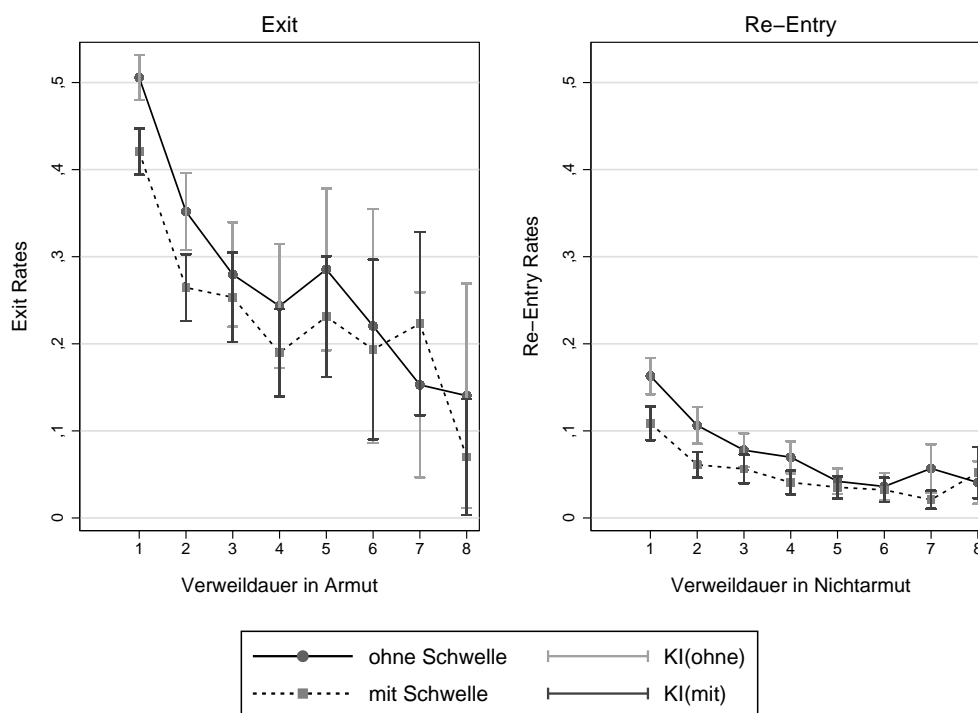
Abb. 4.9 zeigt Exit und Re-Entry Rates sowie zugehörige 95%-Konfidenzintervalle, die sich ergeben, wenn die Armutsgrenze als 60% des Modaleinkommens festgelegt wird ($\hat{\theta}_{Mod}(t)$). Zum Vergleich werden auch die Übergangswahrscheinlichkeiten sowie 95%-Konfidenzintervalle eingetragen, die man bei Armutsmessung mit der 60%-Median-Grenze erhält ($\hat{\theta}_{Med}(t)$). Wenn sich die beiden Konfidenzintervalle nicht überschneiden, kann davon ausgegangen werden, dass sich die beiden Übergangswahrscheinlichkeiten statistisch signifikant voneinander unterscheiden¹⁶.

¹⁶Die hier getroffenen Signifikanzaussagen basieren nicht auf einem statistischen Test der Nullhypothese $H_0 : \theta_{Mod}(t) = \theta_{Med}(t)$, sondern auf einem Vergleich von 95%-Konfidenzintervallen. Streng genommen sollte erst auf Basis eines solchen Tests beurteilt werden, ob sich die beiden Übergangswahrscheinlichkeiten signifikant voneinander unterscheiden.

Die niedrigere Armutsgrenze führt zu geringfügig höheren Ausstiegs- und niedrigeren Wiedereintrittswahrscheinlichkeiten. Während die Wahrscheinlichkeit, die 60%-Modus-Grenze nach einem Jahr in Armut zu überwinden, noch sechs Prozentpunkte über der entsprechenden Wahrscheinlichkeit $\hat{\theta}_{Med}(1)$ liegt, unterscheiden sich die Ausstiegswahrscheinlichkeiten für längere Verweildauern nicht signifikant voneinander. Die starken Schwankungen von $\hat{\theta}_{Mod}(t)$ und die sehr breiten Konfidenzintervalle für $t > 5$ können auf die sehr geringe Risikomenge zurückgeführt werden. Bei Verwendung der 60%-Modus-Grenze werden weniger Personen als arm eingestuft und so verwundert es nicht, dass die Risikomenge nach fünf Armutsjahren weniger als 100 Armutsfälle umfasst. Etwas deutlicher fallen die Unterschiede aus, wenn man Re-Entry Rates bei Verwendung von Median und Modus miteinander vergleicht. Über den gesamten Verweildauerprozess hinweg liegen die Rückfallwahrscheinlichkeiten, die man bei Verwendung der 60%-Modus-Grenze erhält, mehr oder weniger deutlich unter den entsprechenden Wahrscheinlichkeiten, die sich bei Armutsmessung an der 60%-Median-Grenze ergeben. Aber auch hier können die Differenzen höchstens zu Beginn des Verweildauerprozesses als signifikant bezeichnet werden. Ähnlich wie in Kap. 3.2.4 könnte man darüber hinaus der Frage nachgehen, ob sich die geringfügig höheren Exit und niedrigeren Re-Entry Rates gleichmäßig in jeder Teilpopulation beobachten lassen, oder ob es bestimmte Personengruppen gibt, deren Mitgliedern es vergleichsweise häufiger gelingt, die (niedrigere) Armutsgrenze zu überwinden bzw. die relativ seltener in Armut zurückfallen. Da die oben festgestellten Differenzen aber sehr gering ausfallen und nur für ganz wenige Verweildauern als statistisch signifikant angesehen werden können, sind von einer solchen teilgruppenspezifischen Sensitivitätsanalyse keine aussagekräftigen Erkenntnisse zu erwarten. Im Anschluss an die multivariaten Analysen wird in Sensitivitätsanalysen untersucht, wie sich die Übergangswahrscheinlichkeiten in verschiedenen Teilpopulationen entwickeln, wenn man Armut anhand der 60%-Modus-Grenze misst.

Um zu verhindern, dass geringfügige Einkommensschwankungen oder Messfehler bei der Einkommensmessung einen Zustandswechsel begründen, wird u.a. von JENKINS (2000) vorgeschlagen, eine Armutsphase erst dann als beendet anzusehen, wenn die Einkommensgrenze um mehr als 10% überschritten wird. Entsprechend wird ein Rückfall in Armut erst registriert, wenn die Armuts-

Abbildung 4.10: Vergleich von Exit und Re-Entry Rates bei Episodenkonstruktion mit und ohne Korrektur



Quelle: Eigene Berechnungen, gewichtete Ergebnisse, Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala.

grenze um mehr als 10% unterschritten wird. Da in anderen Arbeiten ein maßgeblicher Einfluss eines solchen Korrekturverfahrens nicht ausgemacht werden konnte, wurde bislang darauf verzichtet. Wenn eine Armutsphase (Nichtarmutphase) erst durch einen signifikanten Einkommensanstieg (Einkommensrückgang) beendet wird, sollten bei gleicher Risikomenge geringere Exit und Re-Entry Rates die Folge sein. Abb. 4.10 zeigt, dass diese Erwartung vor allem für Verweildauern von bis zu zwei Jahren signifikant bestätigt wird. Aber auch für höhere Verweildauern fallen die korrigierten Ausstiegs- und Rückfallwahrscheinlichkeiten kleiner aus als bei der Episodendefinition ohne Korrektur. Die Differenzen können allerdings für $t > 2$ nicht mehr als signifikant angesehen werden, da sich die Konfidenzintervalle der Hazardraten überschneiden.

Auch hier ließe sich untersuchen, ob die geänderte Episodenkonstruktion bei allen Personen gleichmäßig niedrigere Übergangswahrscheinlichkeiten bewirkt,

oder ob es Teilgruppen gibt, die über besonders mobile Einkommen verfügen und denen es daher häufiger gelingt, die Armutgrenze zuzüglich des 10%-Aufschlags zu überwinden. Von solchen teilgruppenspezifischen Sensitivitätsbetrachtungen wird in diesem Abschnitt abgesehen. In Kap. 4.3.3 wird mit Hilfe multivariater Analysemodelle überprüft, wie sich die Übergangswahrscheinlichkeiten in verschiedenen Untergruppen verändern, wenn bei der Episodenkonstruktion das oben beschriebene Korrekturverfahren verwendet wird.

Univariate, teilgruppenspezifische Analysen der Dauer von Armuts- und Nichtarmutsphasen sind vergleichsweise einfach und schnell durchzuführen und können wichtige Hinweise über Problemgruppen mit besonders langen Armutsdauern liefern. Viele interessante Fragen lassen sich in diesem univariaten Rahmen aber nicht klären. Es kann beispielsweise nicht mit Bestimmtheit gesagt werden, ob die großen Differenzen in der Armutsdauer zwischen zwei bestimmten Personengruppen (Deutsche vs. Ausländer) auch dann bestehen bleiben, wenn die übrigen Einflussfaktoren konstant gehalten werden. Nur mit Hilfe multivariater Ansätze lassen sich solche Fragen abschließend beantworten. Unklar ist weiterhin, ob Exit und Re-Entry Rates tatsächlich mit zunehmender Verweildauer zurückgehen, oder ob die in Kap. 4.2.2.1 festgestellte Verweildauerabhängigkeit ausschließlich das Ergebnis eines dynamischen Ausleseprozesses ist. Die im folgenden Kapitel vorgestellten multivariaten Verfahren bieten die Möglichkeit, neben beobachteten Einflussfaktoren auch unbeobachtete Heterogenität bei der Schätzung der Hazardfunktion zu berücksichtigen.

4.3 Multivariate Analysen

4.3.1 Verwendete Methoden

Sowohl die klassischen parametrischen Verweildauermodelle als auch das von COX (1972) vorgestellte semiparametrische „Proportional-Hazards (PH)“-Modell setzen voraus, dass die Zeit bis zum Eintritt eines Ereignisses stetig gemessen werden kann. Gerade aber in wirtschafts- und sozialwissenschaftlichen Anwendungen lässt sich die Verweildauer in einem bestimmten Zustand häufig nur in diskreten Zeitintervallen erfassen. Bei der jährlichen Messung von Armut liegt dieser Fall vor¹⁷. In den folgenden Abschnitten werden zeitdiskrete Verweildauermodelle für Mehr-Episoden-Daten vorgestellt, mit denen einige der bislang ungeklärten Fragestellungen beantwortet werden können. Die besondere Eignung von Hazardratenmodellen für den vorliegenden Anwendungszusammenhang hat im Wesentlichen drei Gründe:

- Die Information aus rechtszensierten Episoden lässt sich in Hazardratenmodellen auf einfache Art und Weise berücksichtigen.
- Hazardratenmodelle ermöglichen die Schätzung von Übergangswahrscheinlichkeiten in Abhängigkeit verschiedener, *zeitveränderlicher* Einflussfaktoren.
- In Hazardratenmodellen kann neben beobachteten individuellen und haushaltsspezifischen Unterschieden auch nicht beobachtete Heterogenität der Untersuchungseinheiten berücksichtigt werden. Erst dadurch kann zuverlässig zwischen echter und scheinbarer Verweildauerabhängigkeit von Armut und Nichtarmut unterschieden werden.

Im ersten Abschnitt 4.3.1.1 werden die Grundlagen zeitdiskreter Verweildauermodelle dargestellt, die im Weiteren für eine separate Analyse bedingter Exit und Re-Entry Rates verwendet werden. Dazu werden die für single-spell

¹⁷Denkbar sind auch Verweildauern, die überhaupt nur diskret auftreten können. JENKINS (2005) bezeichnet derartige Verweildauern als „intrinsicly discrete“. Ein klassisches Beispiel hierfür ist die Dauer, während der eine Partei den US-Präsidenten stellt. Diese Variable kennt nur eine geringe Anzahl möglicher Ausprägungen und ist in den meisten Fällen durch vier teilbar.

Daten formulierten gruppierten Hazardratenmodelle für den Fall mehrerer Episoden pro Person erweitert. Da bei einer Analyse der Dauer von Armut nicht davon auszugehen ist, dass die individuelle Variation der Hazardraten vollständig auf beobachtete Einflussfaktoren zurückgeführt werden kann, werden in Kap. 4.3.1.2 verschiedene Möglichkeiten diskutiert, wie unbeobachtete Heterogenität in die Verweildauermodelle integriert werden kann. Abschließend wird in Kap. 4.3.1.3 ein Verfahren zur simultanen Schätzung von Austritts- und Wiedereintrittswahrscheinlichkeiten vorgestellt. Dieses bereits in einigen Arbeiten verwendete Modell bietet nicht nur die Möglichkeit, individuelle Heterogenität in Mehr-Episoden-Daten zu berücksichtigen, sondern lässt auch Korrelation zwischen Armuts- und Nichtarmutsspielen zu.

4.3.1.1 Verweildauermodelle für Mehr-Episoden-Daten in diskreter Zeit

Während Verfahren zur Schätzung diskreter Hazardratenmodelle im Ein-Episoden-Fall sehr detailliert und in zahlreichen Arbeiten behandelt werden (siehe u.a. PRENTICE und GLOECKLER 1978, ALLISON 1982, HAMERLE und TUTZ 1989, MEYER 1990, JENKINS 1995, BECK ET AL. 1997), werden entsprechende Modelle für Mehr-Episoden-Daten nur in wenigen Arbeiten thematisiert (siehe u.a. WILLET und SINGER 1995). Aufgabe der folgenden Darstellungen ist es, die gängigen Verfahren zur Schätzung diskreter Hazardratenmodelle auf den Mehr-Episoden-Fall zu übertragen.

Für jede Person i werden in den vorliegenden Daten $j = 1, \dots, J_i$ Episoden eines Typs (Armut oder Nichtarmut) beobachtet. Die Zufallsvariable T_j bezeichne dabei die Dauer der j -ten Episode. Ausgangspunkt der Überlegungen bildet die diskrete Hazardfunktion. Über diese Funktion werden im Unterschied zu Darstellung in (4.1) zwei zusätzlich Annahmen getroffen. Zum einen geht man davon aus, dass die Hazardraten der Personen nicht identisch sind, sondern von Person zu Person variieren. Zum anderen wird unterstellt, dass die bedingten Übergangswahrscheinlichkeiten nicht nur von der Verweildau-

er, sondern auch von exogenen, erklärenden Variablen beeinflusst werden. Die diskrete Hazardfunktion wird unter diesen Annahmen wie folgt bezeichnet:

$$\theta_{ij}(t, \mathbf{x}_{ijt}) = P(T_j = t | T_j \geq t, \mathbf{x}_{ijt}). \quad (4.8)$$

In einem nächsten Schritt muss spezifiziert werden, wie die Hazardrate von den erklärenden Variablen \mathbf{x}_{ijt} und der Verweildauer t abhängt. Dazu werden verschiedene funktionale Formen für die Hazardfunktion vorgeschlagen. Man kann beispielsweise zeigen, dass man das diskrete Pendant eines stetigen Proportional-Hazards-Modells erhält, wenn man für $\theta_{ij}(t, \mathbf{x}_{ijt})$ die folgende funktionale Form wählt (vgl. PRENTICE und GLOECKLER 1978: 59)¹⁸:

$$\theta_{ij}(t) = 1 - \exp[-\exp(\alpha_t + \mathbf{x}_{ijt}\boldsymbol{\beta})]. \quad (4.9)$$

Mit \mathbf{x}_{ijt} wird ein Zeilenvektor erklärender Variablen bezeichnet, deren Ausprägungen sich nicht nur von Person zu Person und von Episode zu Episode unterscheiden, sondern auch innerhalb einer Episode variieren können. Mit α_t wird die Form der Verweildauerabhängigkeit der Hazardfunktion beschrieben. In zeitstetigen Modellen bezeichnet man diesen Teil der Hazardfunktion auch als „Grundhazardrate“ oder „Baseline-Hazardrate“. Diese auch als *complementary log-log* bekannte Spezifikation der Hazardrate hat den Vorteil, dass sich Ergebnisse problemlos mit Resultaten aus stetigen PH-Modellen vergleichen lassen und exponierte Koeffizienten als Hazardratenverhältnisse interpretieren werden können. Die trotz dieser Vorzüge am häufigsten verwendete Form für die Hazardrate ist die sog. *Logit*-Spezifikation

$$\theta_{ij}(t) = \frac{\exp(\alpha_t + \mathbf{x}_{ijt}\boldsymbol{\beta})}{1 + \exp(\alpha_t + \mathbf{x}_{ijt}\boldsymbol{\beta})}. \quad (4.10)$$

Seine besondere Beliebtheit verdankt dieser auch als „Proportional Odds Modell“ bezeichnete Ansatz sicherlich der Tatsache, dass zur Schätzung der Parameter die bekannten Methoden der logistischen Regression verwendet werden können. Bei der *cloglog*-Spezifikation wird unterstellt, dass die Hazardratenverhältnisse über den gesamten Verweildauerprozess konstant sind. Da im vorliegenden Anwendungsfall wenig dafür spricht, dass die Proportional-Hazards-

¹⁸Aus Gründen einer übersichtlicheren Darstellung gilt in den folgenden Formeln stets $\theta_{ij}(t) \equiv \theta_{ij}(t, \mathbf{x}_{ijt})$.

Annahme zutreffend ist, wird im Weiteren die *Logit*-Spezifikation (4.10) für die Hazardfunktion verwendet. Bei der Darstellung der Funktionen in (4.9) und (4.10) wird implizit unterstellt, dass sowohl die Grundhazardrate α_t als auch der Einfluss der erklärenden Variablen β in allen Episoden identisch ist, d.h.

$$\alpha_{jt} = \alpha_t \quad \beta_j = \beta \quad \forall j. \quad (4.11)$$

Auf eine Schätzung episodenspezifischer Grundhazardraten bzw. episodenspezifischer Regressionsparameter wird in dieser Arbeit verzichtet. Die Grundhazardrate α_t wird als eine Funktion der Verweildauer t modelliert. Eine flexible Spezifikation erhält man, indem man für jedes Jahr im betreffenden Zustand eine Dummy-Variable generiert und die Funktion α_t als eine Linearkombination dieser Verweildauer-Dummies darstellt¹⁹.

$$\alpha_t = \gamma_1 D_1 + \gamma_2 D_2 + \dots + \gamma_l D_l \quad (4.12)$$

Dabei nimmt D_l im Jahr $t = l$ den Wert eins an, während γ_l angibt, wie sich die Hazardrate c.p. im Jahr l im Vergleich zur Referenzperiode unterscheidet. Die besondere Vorteilhaftigkeit dieser nichtparametrischen Spezifikation liegt darin, dass keinerlei a priori Annahmen über Verlauf oder Monotonie der Verweildauerabhängigkeit getroffen werden müssen. Diese Variante zur Modellierung der Baseline-Hazardrate wird in vorliegender Arbeit vornehmlich verwendet. In manchen Fällen, auf die im weiteren Verlauf noch eingegangen wird, führt die nichtparametrische Spezifikation der Grundhazardrate zu numerischen Problemen bei der ML-Schätzung. In diesem Fall wird eine alternative Form für die Baseline-Hazardrate benötigt. Liegt hinreichende Evidenz für einen monotonen Verlauf der Grundhazardrate vor, dann bietet sich die folgende logarithmische Funktion an:

$$\alpha_t = \lambda \log(t). \quad (4.13)$$

Für $\lambda > 0$ erhält man einen monoton steigenden und für $\lambda < 0$ einen monoton fallenden Verlauf der Hazardfunktion²⁰.

¹⁹Diese flexible Modellierung der Grundhazardrate wird auch als „nichtparametrische“ oder „piecewise constant“ Spezifikation bezeichnet.

²⁰Man bezeichnet diese Spezifikation als diskretes Gegenstück zu einem parametrischen Weibull-Modell, da für die Hazardrate in jedem Fall ein monotoner Verlauf vorausgesetzt wird (vgl. JENKINS 2005: 44).

Die unbekannt Parameter β und γ_l bzw. λ lassen sich mit der Maximum-Likelihood-Methode schätzen. Um bei der ML-Schätzung die Information aus vollendeten und zensierten Episoden nutzen zu können, wird ein Zensierungsindikator δ_{ij} eingeführt, der für zensierte Spells den Wert null und für vollständige Spells mit beobachtetem Zustandswechsel den Wert eins realisiert. Der Likelihood-Beitrag der j-ten Episode einer Person i lässt sich darstellen als

$$L_{ij} = f_{ij}(t)^{\delta_{ij}} \cdot S_{ij}(t)^{1-\delta_{ij}}. \quad (4.14)$$

Da für die diskrete Survivorfunktion $S_{ij}(t)$ und die diskrete Wahrscheinlichkeitsfunktion $f_{ij}(t)$ die folgenden Ausdrücke gelten

$$f_{ij}(t) = \frac{\theta_{ij}(t)}{1 - \theta_{ij}(t)} \prod_{k=1}^t (1 - \theta_{ij}(k)) \quad (4.15)$$

$$S_{ij}(t) = \prod_{k=1}^t (1 - \theta_{ij}(k)), \quad (4.16)$$

ergibt sich der Likelihood-Beitrag aus (4.14) zu

$$L_{ij} = \left(\frac{\theta_{ij}(t)}{1 - \theta_{ij}(t)} \right)^{\delta_{ij}} \prod_{k=1}^t (1 - \theta_{ij}(k)). \quad (4.17)$$

Um zu einer Form für die Likelihood-Funktion zu gelangen, die sich mit gewöhnlichen Verfahren für binäre abhängige Variablen maximieren lässt, wird eine weitere Indikatorvariable y_{ijk} eingeführt, die für den j-ten Spell der Person i im Jahr k immer dann den Wert eins annimmt, wenn in diesem Jahr ein Zustandswechsel beobachtet werden kann²¹.

$$\begin{aligned} \delta_{ij} = 0 &\rightarrow y_{ijk} = 0 \quad \text{für } k = 1, \dots, t \\ \delta_{ij} = 1 &\rightarrow y_{ijk} = 0 \quad \text{für } k = 1, \dots, t - 1, \\ & y_{ijk} = 1 \quad \text{für } k = t \end{aligned} \quad (4.18)$$

²¹Bei diesem Vorgehen wird jede Episode der Dauer t in genau t Episoden-Jahr-Beobachtungen aufgespaltet. JENKINS (2005) spricht daher auch von „episode-splitting“. Die zeitveränderliche Indikatorvariable y_{ijk} nimmt für alle Episoden-Jahr-Beobachtungen, in denen kein Zustandswechsel stattfindet, den Wert null an. Handelt es sich bei einer Episoden-Jahr-Beobachtung um das letzte Jahr einer Episode mit beobachtetem Zustandswechsel realisiert y_{ijk} den Wert eins.

Ersetzt man den zeitinvarianten Zensierungsindikator δ_{ij} in (4.17) durch den zeitabhängigen Indikator y_{ijk} , erhält man

$$\begin{aligned} L_{ij} &= \prod_{k=1}^t \left(\frac{\theta_{ij}(k)}{1 - \theta_{ij}(k)} \right)^{y_{ijk}} (1 - \theta_{ij}(k)) \\ &= \prod_{k=1}^t \theta_{ij}(k)^{y_{ijk}} (1 - \theta_{ij}(k))^{1-y_{ijk}}. \end{aligned} \quad (4.19)$$

Unter der Annahme bedingter Unabhängigkeit der einzelnen Episoden einer Person erhält man den individuellen Likelihood-Beitrag als Produkt der Likelihood-Beiträge der Episoden. Diese sehr restriktive Annahme dürfte jedoch in vielen Anwendung nicht erfüllt sein. VAN DEN BERG (2001) nennt *lagged state dependence* und *unbeobachtete Heterogenität* als zwei mögliche Ursachen einer Korrelation zwischen zwei Spells einer Person. Beim erstgenannten Fall ist davon auszugehen, dass Anzahl (lagged occurrence dependence) und Dauer (lagged duration dependence) vorangegangener Episoden einen Einfluss auf die Übergangswahrscheinlichkeit der „laufenden“ Episode ausüben. Dieses Problem lässt sich vergleichsweise einfach dadurch lösen, dass man Anzahl und Dauer vorangegangener Spells als zusätzliche Regressoren in die Schätzgleichung aufnimmt. Ein solches Vorgehen wird zwar von vielen Autoren vorgeschlagen (siehe u.a. ALLISON 1982, BECK ET AL. 1997), kann aber nur dann empfohlen werden, wenn keine unbeobachtete Heterogenität vorliegt. Wenn es aber nicht beobachtete individuelle Eigenschaften gibt, die Einfluss auf die Übergangswahrscheinlichkeiten ausüben und die über die Zeit konstant sind, dann begründet unbeobachtete Heterogenität nicht nur einen Zusammenhang zwischen den Episoden einer Person, sondern wird auch mit der Anzahl und Dauer früherer Episoden korreliert sein. Die ML-Methode führt dann zu inkonsistenten Schätzern für die Parameter. Bevor im nächsten Kapitel näher auf Möglichkeiten eingegangen wird, wie das Problem unbeobachteter Heterogenität behandelt werden kann, wird im Weiteren unterstellt, dass keine unbeobachtete individuelle Heterogenität vorliegt.

Wenn der Einfluss von Anzahl bzw. Dauer vorangegangener Episoden wie oben beschrieben modelliert wird und man folglich von bedingter Unabhängig-

keit der Likelihood-Beiträge der Episoden ausgehen kann, erhält man den Likelihood-Beitrag einer Person als

$$L_i = \prod_{j=1}^{J_i} \prod_{k=1}^t \theta_{ij}(k)^{y_{ijk}} (1 - \theta_{ij}(k))^{1-y_{ijk}}. \quad (4.20)$$

Die Likelihood-Funktion der gesamten Stichprobe erhält man, indem man die individuellen Likelihood-Beiträge miteinander multipliziert. Einer solchen Vorgehensweise liegt die Annahme zu Grunde, dass die Episoden von Personen aus demselben Haushalt als bedingt unabhängig betrachtet werden können. Es ist aber zu vermuten, dass diese Annahme bei Armutsmessung auf Haushaltsebene unzutreffend ist. In diesem Fall können die Episoden verschiedener Personen eines Haushalts erst dann als bedingt unabhängig betrachtet werden, wenn neben den exogenen, haushaltsspezifischen Variablen auch für unbeobachtete Heterogenität auf Haushaltsebene kontrolliert wird. Die Frage, ob unbeobachtete Heterogenität auf Ebene der Personen und Haushalte vorliegt bzw. wie diese in diskreten Hazardratenmodellen berücksichtigt werden kann, ist Gegenstand des folgenden Kapitels.

Setzt man im Weiteren voraus, dass keine unbeobachteten Effekte auf Haushaltsebene vorliegen, erhält man den Likelihood-Beitrag eines Haushalts durch Multiplikation der Likelihood-Beiträge der Haushaltsmitglieder und die gesamte Likelihood-Funktion als Produkt der Beiträge der verschiedenen Haushalte. Für die Darstellung der vollständigen Likelihood-Funktion wird dieselbe Notation wie in Kap. 3.3.2 verwendet. Dabei bezeichnet der Index g die $g = 1, \dots, G$ Haushalte und i die $i = 1, \dots, N_g$ Personen des Haushalts g

$$L = \prod_{g=1}^G \prod_{i=1}^{N_g} \prod_{j=1}^{J_i} \prod_{k=1}^t \theta_{gij}(k)^{y_{gijk}} (1 - \theta_{gij}(k))^{1-y_{gijk}}. \quad (4.21)$$

Die Funktion (4.21) entspricht einer Likelihood-Funktion für H unabhängige Bernoulli-Experimente mit Erfolgswahrscheinlichkeit $\pi = \theta_{gij}(k)$, wobei H die Gesamtzahl aller beobachteten Jahre in allen Episoden aller Personen aus allen Haushalten angibt. Wird für $\theta_{gij}(k)$ die *Logit*-Spezifikation in (4.10) gewählt, stellt der Ausdruck in (4.21) nichts anderes dar, als die Likelihood-Funktion eines „gepoolten“ Logit-Modells. Darüber hinaus kann man zeigen,

dass (4.21) exakt einem diskreten Gegenstück der Likelihood-Funktion entspricht, die für zeitstetige Verweildauermodelle in Mehr-Episoden-Daten abgeleitet werden kann (vgl. HAMERLE 1989: 131).

4.3.1.2 Zur Modellierung unbeobachteter Heterogenität

Es ist bekannt, dass eine gepoolte Schätzung nichtlinearer Modelle nur dann zu konsistenten Schätzern für die Parameter führt, wenn keine unbeobachtete Heterogenität vorliegt. Falls dies aber doch der Fall ist, sind die geschätzten Parameter systematisch Richtung Null verzerrt (siehe (3.7) in Kap. 3.3.2.1)²². Zur Schätzung der Standardfehler sollte ein cluster-robustes Verfahren verwendet werden, da die gewöhnlichen Standardfehler bei gepoolter Logit-Schätzung inkonsistent sind. Tatsächlich sind die Folgen nicht berücksichtigter Heterogenität in Hazardratenmodellen noch gravierender als in einfachen Logit-Modellen. Denn neben der inkonsistenten Schätzung der strukturellen Parameter wird auch die Schätzung der Grundhazardrate in Richtung negativer Verweildauerabhängigkeit verzerrt²³. Da es u.a. Aufgabe der folgenden Analysen sein soll, Erkenntnisse über die Verweildauerabhängigkeit von Armut und Nichtarmut zu gewinnen, ist es unerlässlich, bei einer Schätzung der Baseline-Hazardrate für beobachtete und unbeobachtete Heterogenität zu kontrollieren. Nur so kann sichergestellt werden, dass der beobachtete Verlauf der geschätzten Hazardfunktion tatsächlich „wahre“ Zustandsabhängigkeit zum Ausdruck bringt und nicht das Ergebnis eines in Kap. 4.2.2.1 beschriebenen Ausleseprozesses ist.

Zur Modellierung unbeobachteter Heterogenität wird eine reellwertige Zufallsvariable ξ_g mit Erwartungswert null und endlicher Varianz in die Hazardfunktion eingebracht, die die unbeobachtete haushaltsspezifische Heterogenität re-

²²Der Parameterschätzer eines gepoolten Logit-Modells konvergiert in großen Stichproben stochastisch gegen den „population-averaged“ Parameter $\beta^* = \beta(\frac{\pi^2}{6} + \sigma_\xi^2)^{-\frac{1}{2}}$.

²³Einen formalen Beweis für die Verzerrung bei der Schätzung der Verweildauerabhängigkeit findet man u.a. bei HECKMAN und SINGER (1984a). VAUPEL und YASHIN (1985) erläutern anhand grafischer Beispiele, wie sich die Grundhazardrate einer Population darstellt, die sich als eine Mischung der Hazardfunktionen aus zwei unterschiedlichen Teilpopulationen ergibt.

präsentiert. Unter Verwendung der Logit-Spezifikation erhält man die Hazardfunktion als

$$\theta_{gij}(t) = \frac{\exp(\alpha_t + \mathbf{x}_{gijt}\boldsymbol{\beta} + \xi_g)}{1 + \exp(\alpha_t + \mathbf{x}_{gijt}\boldsymbol{\beta} + \xi_g)}. \quad (4.22)$$

Im vorigen Abschnitt wurde diskutiert, dass aufgrund der hierarchischen Datenstruktur unbeobachtete Heterogenität nicht nur auf Haushalts- sondern auch auf Personenebene zu berücksichtigen ist. In diesem Fall muss ein Three-Level-RE-Logit-Modell geschätzt werden, bei dem zwei Random-Effects $\xi_{gi}^{(2)}$ und $\xi_g^{(3)}$ in die Hazardfunktion eingehen. Die Konstruktion der Likelihood-Funktion eines solchen hierarchischen Verweildauermodells erfolgt analog zum Vorgehen in (3.13) - (3.16). Ohne den empirischen Ergebnissen im Einzelnen vorgreifen zu wollen sei hier dennoch erwähnt, dass bei der Schätzung eines diskreten Verweildauermodells mit Random-Effects auf zwei Ebenen dasselbe Phänomen zu beobachten ist wie bei der Schätzung des hierarchischen Probit-Modells in Kap. 3.3.3.3. Die Varianz des individuellen Effekts $\xi_{gi}^{(2)}$ konvergiert im Zuge der Maximierung der Likelihood-Funktion gegen null. Daraus kann geschlossen werden, dass die Variabilität der Hazardrate vollständig auf beobachtete Einflussfaktoren und unbeobachtete haushaltsspezifische Heterogenität zurückgeführt werden kann und folglich die Episoden einer Person, gegeben \mathbf{x}_{gijt} und $\xi_g^{(3)}$, als unabhängig betrachtet werden können²⁴. Um die Parameter des RE-Logit-Modells schätzen zu können, muss eine Annahme über die Verteilung des Random-Effects ξ_g getroffen werden. Bei dem in der Verweildaueranalyse gängigen Vorgehen wird eine stetige parametrische Verteilung gewählt. Man erhält den marginalen Likelihood-Beitrag eines Haushalts, indem man den unbeobachteten haushaltsspezifischen Effekt mit Hilfe der stetigen Verteilung $f(\xi_g)$ herausintegriert.

$$L_g = \int_{-\infty}^{\infty} \prod_{i=1}^{N_g} \prod_{j=1}^{J_i} \prod_{k=1}^t \theta_{gij}(k | \xi_g)^{y_{gijk}} (1 - \theta_{gij}(k | \xi_g))^{1-y_{gijk}} f(\xi_g) d\xi_g \quad (4.23)$$

In den meisten empirischen Anwendungen für single-spell Daten wird die flexible Gamma-Verteilung als Mischverteilung verwendet. Diese Wahl für $f(\xi_g)$ hat den Vorteil, dass sich für das Integral in (4.23) eine Lösung in geschloss-

²⁴Da im Weiteren lediglich ein Random-Effect für unbeobachtete Haushaltseffekte in die Schätzgleichung eingeht, wird auf das Superskript (3) für die Zufallsvariable ξ_g in den folgenden Darstellungen verzichtet.

sener Form ergibt. Allerdings zeigen ONDRICH und RHODY (1999), dass eine Übertragung des von PRENTICE und GLOECKLER (1978) vorgeschlagenen diskreten Verweildauermodells mit gammaverteilter Heterogenitätskomponente auf den Mehr-Episoden-Fall nicht ohne weiteres möglich ist. Aus diesem Grund wird in dieser Arbeit die weniger flexible Normalverteilung als parametrische Verteilung für ξ_g spezifiziert, d.h. $f(\xi_g) = (1/\sigma_\xi)\phi(\xi_g/\sigma_\xi)$. Das Integral in (4.23) muss mit Hilfe der adaptiven Gauss-Hermite-Quadratur numerisch approximiert werden, da bei Verwendung der Normalverteilung eine Lösung in geschlossener Form nicht möglich ist.

HECKMAN und SINGER (1984b) zeigen, dass die Schätzung der Grundhazardrate sowie die Schätzung der strukturellen Parameter sensibel auf die Wahl der Mischverteilung reagiert und es deshalb zu irreführenden Schlussfolgerungen über die Wirkung der beobachteten Einflussfaktoren bzw. über die Art der Verweildauerabhängigkeit kommen kann. Da die ökonomische oder sozialwissenschaftliche Theorie nur in seltenen Fällen Hinweise über die Verteilung nicht beobachtbarer Heterogenität liefert, stehen empirischen Forschern kaum Anhaltspunkte zur Wahl einer bestimmten parametrischen Form zur Verfügung. Aus diesem Grund schlagen HECKMAN und SINGER (1984b) vor, eine diskrete Verteilung mit endlicher Anzahl an Realisationen für die Zufallsvariablen ξ_g zu spezifizieren. Die Realisationen dieser Verteilung $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_R$ sowie die zugehörigen Wahrscheinlichkeiten p_1, p_2, \dots, p_R werden simultan mit den übrigen Modellparametern geschätzt²⁵. Ersetzt man in (4.23) das Integral durch ein Summenzeichen und die stetige Dichte $f(\xi)$ durch die diskreten Wahrscheinlichkeiten p_r erhält man

$$L_g = \sum_{r=1}^R p_r \left(\prod_{i=1}^{N_g} \prod_{j=1}^{J_i} \prod_{k=1}^t \theta_{gij}(k | \xi_r)^{y_{gijk}} (1 - \theta_{gij}(k | \xi_r))^{1-y_{gijk}} \right) \quad (4.24)$$

mit

$$p_r \geq 0, \quad \sum_{r=1}^R p_r = 1. \quad (4.25)$$

²⁵Da bei diesem Verfahren keine parametrische Verteilungsannahme für die Random-Effects benötigt wird, spricht man auch von *nichtparametrischer* Modellierung der unbeobachteten Heterogenität. Die Methode zur Schätzung der Modellparameter wird daher auch als NPMLE (NonParametric Maximum Likelihood Estimation) bezeichnet.

Die Log-Likelihood-Funktion der gesamten Stichprobe

$$\ln L = \sum_{g=1}^G \ln(L_g) \quad (4.26)$$

wird bezüglich der Parameter $(\beta, \alpha_t, \xi_1, \dots, \xi_R, p_1, \dots, p_R)$ maximiert. Die Anzahl der Realisationen der diskreten Mischverteilung wird entweder iterativ im Zuge der Maximierung der Likelihood-Funktion ermittelt oder exogen vorgegeben. Da in aller Regel ein Wert für R zwischen zwei und vier ausreicht, wird in vorliegender Arbeit auf die sehr rechenintensive iterative Ermittlung verzichtet und stattdessen die Anzahl der Realisationen explorativ bestimmt.

Die wohl größte Schwäche der NPML-Schätzung ist die numerische Instabilität des Verfahrens sowie die ausgeprägte Sensitivität hinsichtlich der Spezifikation der Grundhazardrate. In zahlreichen empirischen Anwendungen zeigt sich, dass die Maximierung der Likelihood-Funktion immer dann mit numerischen Schwierigkeiten verbunden ist, wenn sowohl für die Verteilung der Heterogenitätskomponente als auch für die Grundhazardrate eine nichtparametrische Spezifikation gewählt wird (siehe u.a. BAKER und REA 1998, MEYER 1990, HAM und REA 1987, TRUSSEL und RICHARDS 1985). Diese Probleme lassen sich jedoch dadurch lösen, dass entweder bei der Modellierung der unbeobachteten Heterogenität oder der Spezifikation der Grundhazardrate parametrische Restriktionen formuliert werden. Eine Möglichkeit zur Stabilisierung des Verfahrens ist die Verwendung der logarithmischen Spezifikation (4.13) für die Grundhazardrate. Manchmal genügt es aber auch, bei der nichtparametrischen Spezifikation der Baseline-Hazardrate nicht Dummies für einzelne Jahre zu verwenden, sondern mehrere Jahre zu Gruppen zusammenzufassen. Innerhalb dieser Gruppe ist die Hazardfunktion als konstant zu betrachten, was faktisch der Annahme exponentialverteilter Verweildauern in den einzelnen Intervallen entspricht (vgl. BAKER und MELINO 2000: 3). Auch CAMPOLIETI (2003) behält die flexible Form der Grundhazardrate grundsätzlich bei, empfiehlt jedoch, die Parameter γ_l geeignet zu restringieren. In vorliegender Arbeit wird, wann immer dies möglich ist, die flexible Form der Grundhazardrate verwendet. Wenn bei Verwendung des NPML-Ansatzes numerische Probleme auftauchen, kommt die logarithmische Spezifikation zur Anwendung. Die da-

mit verbundene Annahme eines monotonen Verlaufs der Hazardfunktion kann auf Basis der Erkenntnisse in Tab. 4.2 als plausibel angesehen werden.

Sowohl bei parametrischer als auch bei nichtparametrischer Modellierung der unbeobachteten Heterogenität muss die Annahme der Unabhängigkeit zwischen dem Random-Effect und den beobachteten Regressoren erfüllt sein. Wenn dies nicht der Fall ist, sind die ML-Schätzer inkonsistent. Die Tatsache, dass diese Annahme sehr restriktiv ist und in vielen Anwendungsfällen verletzt sein kann, macht den Random-Effects-Ansatz grundsätzlich angreifbar. Ein Fixed-Effects-Logit Modell, bei dem keine einschränkende Annahme über den Zusammenhang zwischen ξ_g und \mathbf{x} benötigt wird, ist grundsätzlich zur Schätzung der Parameter eines diskreten Verweildauermodells bei Kontrolle für haushaltsspezifische Heterogenität geeignet. Während die Conditional-Logit Schätzung im Ein-Episoden-Fall mit viel zu hohem Datenverlust verbunden ist, kann dieses Verfahren mit Mehr-Episoden-Daten eine reelle Alternative zum RE-Logit-Modell bieten²⁶. Allerdings sollte man bedenken, dass bei der Bildung der Conditional-Likelihood-Funktion nicht nur die haushaltsspezifischen Inzidenzparameter eliminiert werden, sondern auch alle anderen Merkmale, die keine „Within-Haushalt“-Variation aufweisen. Da es in der vorliegenden Anwendung einige wichtige Variablen wie den Haushaltstyp oder die Anzahl an Kindern gibt, die in vielen Haushalten über die Zeit konstant bleiben und somit bei der Schätzung ausgeschlossen würden, kommt der Fixed-Effects-Ansatz in dieser Arbeit nicht zur Anwendung.

4.3.1.3 Simultane Hazardratenmodelle

Die in den vorangegangenen Abschnitten vorgestellten Verfahren können verwendet werden, um einen bestimmten Verweildauerprozess, z.B. die Verweildauer in Armut, unabhängig von der Zeit zwischen zwei Armutphasen zu analysieren. Einer separaten Schätzung liegt implizit die Annahme zu Grunde,

²⁶Zum Abschluss von Kap. 3.3.2.1 wurde angemerkt, dass nur solche Beobachtungen in die Conditional-Likelihood-Funktion eingehen, bei denen die binäre abhängige Variable über die Zeit variiert. Übertragen auf das hier zu schätzende diskrete Verweildauermodell bedeutet diese Einschränkung, dass nur Episoden mit beobachtetem Zustandswechsel in die Likelihood-Funktion eingehen.

dass Armuts- und Nichtarmutsdauern unabhängig verteilt sind. Liegt in beiden Gleichungen keine unbeobachtete Heterogenität vor, ist diese Annahme durchaus plausibel und die Likelihood-Funktionen der beiden Verweildauermodelle können separat maximiert werden. Die Annahme unabhängiger Verweildauern ist jedoch unangemessen, falls unbeobachtete Faktoren existieren, die beispielsweise mit kürzeren Armutsdauern verbunden sind und gleichzeitig mit jenen unbeobachteten Merkmalen korreliert sind, die für längere Nichtarmutsphasen sorgen. Liegt eine solche Korrelation zwischen den Verweildauerprozessen „Armut“ und „Nichtarmut“ vor, führt dies zu sog. dynamischer Selektionsverzerrung²⁷. Personen, die nach überstandener Armut eine Nichtarmutsphase erleben, stellen eine endogene Auswahl aus der Menge derjenigen Personen dar, die zuvor eine gewisse Zeit in Armut verbracht haben. Wenn also die Heterogenitätskomponenten in Exit- und Re-Entry-Gleichung miteinander korreliert sind, dann erfolgt die Selektion in die Menge der Nichtarmutsepisoden (auch) anhand unbeobachteter Effekte, die wiederum mit jenen nicht beobachteten Einflussfaktoren zusammenhängen, die die Dauer der nachfolgenden Nichtarmutsphase beeinflussen. Um in diesem Fall eine konsistente Schätzung der Parameter zu ermöglichen, müssen die beiden Verweildauerprozesse simultan geschätzt werden (vgl. MEGHIR und WHITEHOUSE 1997: 338). Für eine simultane Schätzung der Verweildauerprozesse werden die beiden Hazardfunktionen wie folgt spezifiziert:

$$\text{logit}[\theta_{gij}^P(\alpha_t^P, \mathbf{x}_{gijk}, \xi_g^P)] = \alpha_t^P + \mathbf{x}_{gijk}\boldsymbol{\beta}^P + \xi_g^P \quad (4.27)$$

bzw.

$$\text{logit}[\theta_{gij}^N(\alpha_t^N, \mathbf{x}_{gijk}, \xi_g^N)] = \alpha_t^N + \mathbf{x}_{gijk}\boldsymbol{\beta}^N + \xi_g^N. \quad (4.28)$$

Die Superskripte P und N kennzeichnen Armuts-(P) und Nichtarmutsspells (N). Des Weiteren wird unterstellt, dass die Random-Effects eine gemeinsame Verteilung $F(\xi_g^P, \xi_g^N)$ besitzen. Die verschiedenen Schätzverfahren unterscheiden sich im Wesentlichen dadurch, wie die Funktion $F(\xi_g^P, \xi_g^N)$ spezifiziert wird. In Analogie zur parametrischen Random-Effects-Modellierung in (4.23) besteht eine Möglichkeit darin, eine bivariate parametrische Verteilung zu wählen und die Random-Effects mit Hilfe der zweidimensionalen Verteilung aus der

²⁷Dieses Problem wird unter anderem von CHESHER und LANCASTER (1983) eingehender diskutiert.

Likelihood-Funktion herauszuintegrieren. Dieses Verfahren wird nur relativ selten verwendet, da für eine empirische Umsetzung numerische Verfahren zur Approximation mehrdimensionaler Integrale benötigt werden, die in den meisten Softwarepaketen nicht implementiert sind²⁸.

Einen anderen Ansatz verfolgen MEGHIR und WHITEHOUSE (1997), die die Verteilung $F(\xi_g^P, \xi_g^N)$ unspezifiziert lassen und stattdessen die Realisationen und Wahrscheinlichkeiten einer zweidimensionalen diskreten Verteilung nach der Methode von HECKMAN und SINGER (1984b) simultan mit den strukturellen Parametern schätzen. Die resultierende Likelihood-Funktion ist zwar wesentlich leichter zu handhaben als bei Spezifikation einer mehrdimensionalen parametrischen Verteilung, allerdings ist auch diese nichtparametrische Variante in gängiger ökonomischer Software nicht implementiert. Dennoch findet diese Methode gerade auch bei der Analyse der Übergangsprozesse in und aus Armut einige Beachtung. STEVENS (1999) verwendet den beschriebenen Ansatz erstmals zur simultanen Schätzung bedingter Hazardraten für Armuts- und Nichtarmutsepisoden mit US-amerikanischen Daten. Der dort entwickelte Analyseansatz wird von JENKINS und RIGG (2001) und DEVICIENTI (2002) auf Daten aus Großbritannien, von HANSEN und WAHLBERG (2004) auf Daten aus Schweden und von LAROCHE (1998) auf kanadische Daten übertragen. Eine Analyse mit deutschen Daten aus dem SOEP wird von BIEWEN (2003) vorgelegt. Für eine ausführliche Ableitung der Likelihood-Funktion siehe MEGHIR und WHITEHOUSE (1997).

In beiden bislang diskutierten Ansätzen wird eine bivariate Verteilung für die Random-Effects zu Grunde gelegt, was in beiden Ansätzen zu komplexen Likelihood-Funktionen führt. Die Verwendung einer sog. einfaktoriellen Fehler-spezifikation verspricht eine signifikante Vereinfachung des Schätzverfahrens, da mit diesem Ansatz die Dimension der gemeinsamen Verteilung der Heterogenitätskomponenten ξ_g^P und ξ_g^N von zwei auf eins reduziert werden kann. Dazu muss unterstellt werden, dass die Random-Effects in den beiden Hazard-

²⁸Eine Ausnahme ist das Programm **aML** (applied ML), das insbesondere zur simultanen Schätzung von Multilevelmodellen entwickelt wurde und das u.a. eine Verallgemeinerung der Gauss-Hermite-Quadratur für multidimensionale Verteilungen enthält. Die Entwickler der Software verwenden die Methode zur Schätzung simultaner Hazardratenmodelle mit mehrdimensional normalverteilten Random-Effects (vgl. LILLARD und PANIS 1996: 326).

funktionen von einem gemeinsamen Faktor ψ_g abhängen, der jeweils mit einem spezifischen Parameter multipliziert wird.

$$\xi_g^P = \lambda_P \cdot \psi_g \quad \text{und} \quad \xi_g^N = \lambda_N \cdot \psi_g \quad (4.29)$$

λ_P und λ_N bezeichnen zu schätzende Parameter und ψ_g ist eine eindimensionale Zufallsvariable mit Erwartungswert null und endlicher Varianz $Var(\psi_g) = \sigma_\psi^2$. In vorliegender Arbeit wird der Parameter λ_P auf eins normiert, so dass sich für die beiden Random-Effects, ihre Varianzen und Kovarianzen Folgendes ergibt:

$$\begin{aligned} \xi_g^P &= \psi_g & Var(\xi_g^P) &= \sigma_\psi^2 \\ \xi_g^N &= \lambda_N \psi_g & Var(\xi_g^N) &= \lambda_N^2 \sigma_\psi^2 & Cov(\xi_g^P, \xi_g^N) &= \lambda_N \sigma_\psi^2. \end{aligned} \quad (4.30)$$

Trifft man für den gemeinsamen Faktor ψ_g die Annahme der Normalverteilung, d.h. $\psi_g \sim N(0, \sigma_\psi^2)$, dann lässt sich der marginale Likelihood-Beitrag eines Haushalts darstellen als²⁹

$$\begin{aligned} L_g &= \int_{-\infty}^{\infty} \prod_{i=1}^{N_g} \prod_{j=1}^{J_i} \prod_{k=1}^t \left[\theta_g^P(k | \psi_g)^{y_g} (1 - \theta_g^P(k | \psi_g))^{1-y_g} \right]^{a_g} \cdot \\ &\quad \left[\theta_g^N(k | \lambda_N \psi_g)^{y_g} (1 - \theta_g^N(k | \lambda_N \psi_g))^{1-y_g} \right]^{1-a_g} f(\psi_g) d\psi_g. \end{aligned} \quad (4.31)$$

Die Indikatorvariable a realisiert den Wert eins, wenn die Beobachtung zu einer Armutsepisode gehört und $a = 0$, falls es sich bei der Beobachtung um ein Jahr aus einer Nichtarmutsphase handelt. Das eindimensionale Integral in (4.31) lässt sich numerisch mit Hilfe der adaptiven Gauss-Hermite-Quadratur approximieren³⁰. Von HAM und LALONDE (1996) wird vorgeschlagen für ψ_g eine diskrete Verteilung mit zwei Realisationen zu unterstellen und diese simultan mit den zugehörigen Wahrscheinlichkeiten sowie den strukturellen Parametern zu schätzen. Man erhält die entsprechende Likelihood-Funktion, indem man in

²⁹Um die Notation übersichtlich zu halten, wird in folgender Darstellung auf die Indizes i, j und k verzichtet.

³⁰FLINN und HECKMAN (1982) sowie BONNAL ET AL. (1997) schätzen Modelle mit einfaktorierter Fehlerspezifikation unter Verwendung der Annahme der Normalverteilung für den gemeinsamen Faktor ψ_g .

(4.31) das Integral durch ein Summenzeichen und die stetige Dichte durch die Wahrscheinlichkeiten p_r ersetzt³¹.

$$L_g = \sum_{r=1}^R p_r \left[\prod_{i=1}^{N_g} \prod_{j=1}^{J_i} \prod_{k=1}^t \left(\theta_g^P(k | \psi_r)^{y_g} (1 - \theta_g^P(k | \psi_r))^{1-y_g} \right)^{a_g} \cdot \left(\theta_g^N(k | \lambda_N \psi_r)^{y_g} (1 - \theta_g^N(k | \lambda_N \psi_r))^{1-y_g} \right)^{1-a_g} \right] \quad (4.32)$$

Die einfaktorielle Fehlerspezifikation hat den großen Vorteil, dass dadurch die Komplexität, die durch die Spezifikation einer mehrdimensionalen Mischverteilung entsteht, reduziert werden kann. Die resultierende Likelihood-Funktion lässt sich jetzt mit Hilfe bekannter Verfahren für eindimensionale Random-Effects maximieren. VAN DEN BERG und LINDEBOOM (1994) geben jedoch zu bedenken, dass diese Vereinfachung die Korrelationsstruktur zwischen Armuts- und Nichtarmutsspeils erheblich einschränkt. Aus (4.30) wird ersichtlich, dass Armuts- und Nichtarmutsspeils nur dann unkorreliert sein können, wenn in mindestens einer Gleichungen keine unbeobachtete Heterogenität vorliegt, d.h. $Var(\xi_g^P) = 0$ oder $Var(\xi_g^N) = 0$. Gleichzeitig ist es aber ausgeschlossen, dass unbeobachtete Effekte in beiden Gleichungen vorliegen, die Übergangsprozesse aus Armut und Nichtarmut aber unkorreliert sind. VAN DEN BERG (2001) zeigt im Detail wie die Korrelationsstruktur zwischen zwei Verweildauern bei Verwendung einer einfaktoriellen Fehlerspezifikation restringiert wird und welche Konsequenzen diese Einschränkung bei der Schätzung nach sich ziehen kann. Trotz der unbestreitbar vorhandenen Nachteile sprechen zwei Argumente für die Verwendung dieses Ansatzes in vorliegender Arbeit. Erstens ist aufgrund inhaltlicher Überlegungen zu erwarten, dass es unbeobachtete haushaltsspezifische Eigenschaften gibt, die sowohl die Dauer von Armut als auch von Nichtarmut beeinflussen und in ξ_g^P bzw. ξ_g^N enthalten sind. Zweitens zeigt BIEWEN (2003) mit Hilfe eines etwas flexibleren Ansatzes, dass anhand deutscher Daten ein signifikanter Einfluss nicht beobachteter Heterogenität auf die Dauer von Armuts- und Nichtarmutsepisoden ausgemacht werden kann und gleichzeitig die beiden Verweildauern miteinander korreliert sind.

³¹HAM und LALONDE (1996) sowie EBERWEIN ET AL. (1997) schätzen bivariate Verweildauermodelle mit einfaktorieller Fehlerspezifikation. Beide Arbeiten unterstellen eine diskrete Verteilung für den Faktor ψ_g .

In einigen empirischen Studien (darunter DEVICIENTI (2002), BIEWEN (2003) sowie HANSEN und WAHLBERG (2004)) wird darauf hingewiesen, dass bei simultaner Analyse von Armuts- und Nichtarmutsepisoden ein „initial conditions“ Problem auftreten kann, wenn die Selektion einer Person in Armut oder Nichtarmut zu Beginn des Beobachtungszeitraums nicht rein zufällig erfolgt, sondern von unbeobachteten Eigenschaften abhängt. Falls diese mit den Random-Effects in der Exit- oder Re-Entry-Gleichung korreliert sind, führt dies zu verzerrten Schätzern. HECKMAN (1981) schlägt für diesen Fall vor, die Wahrscheinlichkeit, dass die erste beobachtete Episode einer Person eine Armutsepisode ist, in Abhängigkeit beobachteter und unbeobachteter Faktoren zu modellieren. Das Problem kann durch simultane Schätzung der drei Gleichungen (Exit-Hazard, Re-Entry-Hazard, initial condition) behoben werden, wobei für die Random-Effects eine trivariate Verteilung spezifiziert wird. Da in der Studie von BIEWEN (2003) mit Daten des SOEP ein signifikanter Einfluss der Anfangsbedingung nicht nachgewiesen werden konnte und auch DEVICIENTI (2002) zum selben Ergebnis kommt, wird in dieser Arbeit auf die Korrektur eines möglicherweise vorhandenen „initial conditions bias“ verzichtet.

4.3.2 Ergebnisse

4.3.2.1 Separate Schätzung der Verweildauerprozesse

In den nachfolgenden Abschnitten werden die Ergebnisse separater und simultaner Schätzungen der Übergangsprozesse präsentiert. Für die Interpretation der geschätzten Koeffizienten sind weniger die absoluten Zahlenwerte als vielmehr die Vorzeichen und die statistische Signifikanz von Bedeutung. Jeder Regressor wird also hauptsächlich dahingehend untersucht, in welche Richtung er einerseits die Chance Armut zu überwinden und andererseits das Risiko in Armut zurückzufallen beeinflusst. In Tab. 4.5 sind die möglichen Vorzeichen der Parameter eines Einflussfaktors in Exit- und Re-Entry-Gleichung in einem Vier-Felder-Schema zusammengestellt.

Tabelle 4.5: Kombinierte Interpretation der Vorzeichen geschätzter Koeffizienten in Exit- und Re-Entry-Gleichung

		RE-ENTRY	
		+	-
EXIT	+	kurze Armuts- und kurze Nichtarmutsepisoden Mover	kurze Armuts- und lange Nichtarmutsepisoden Kurzfristig Arme
	-	lange Armuts- und kurze Nichtarmutsepisoden Problemfälle	lange Armuts- und lange Nichtarmutsepisoden Stayer

Personelle oder haushaltsstrukturelle Eigenschaften, die sich positiv auf Austritts- und Wiedereintrittswahrscheinlichkeiten auswirken, kennzeichnen Personen mit hoher Einkommensmobilität. Solche Personen wechseln häufig zwischen Armut und Nichtarmut, ohne dabei längere Zeit in einem Zustand zu verbleiben. Sie werden in dieser Arbeit kurz als „Mover“ bezeichnet. Die sog. „Stayer“, deren Eigenschaften in beiden Übergangsprozessen ein negatives Vorzeichen besitzen, bilden das Gegenstück zur Gruppe der Mover. Dieser Personenkreis muss zum einen mit längeren Armutsphasen rechnen, verfügt aber gleichzeitig über ein geringes Rückfallrisiko. Die Einkommensmobilität dürfte in dieser Gruppe am geringsten ausfallen. Ist in der Exit-Gleichung ein positives und in der Re-Entry-Gleichung ein negatives Vorzeichen festzustellen, dann handelt sich bei dem betreffenden Einflussfaktor um ein Merkmal, das solche Personen auszeichnet, die allenfalls kurze Armutsphasen aufweisen. Dieser besonders begünstigte Personenkreis ist nur selten von langdauernder Armut betroffen und auch wiederkehrende Armutsphasen sind aufgrund des geringen Rückfallrisikos eher unwahrscheinlich. Das Gegenstück bilden die hier als Problemfälle bezeichneten Personen. Sie verfügen über Eigenschaften mit negativen Vorzeichen in der Exit- und positiven Vorzeichen in der Re-Entry-Gleichung. Lange Armutsepisoden, die nur von kurzen Nichtarmutsepisoden unterbrochen werden, sind in diesem Personenkreis keine Seltenheit. Solchen Personen sollte seitens der Sozialpolitik besondere Aufmerksamkeit

entgegengebracht werden, da für sie die größte Gesamtarmutsdauer zu erwarten ist. Durch kombinierte Interpretation der Regressionsparameter in beiden Gleichungen soll versucht werden, die verschiedenen Faktoren einer der vier beschriebenen Gruppen zuzuordnen.

In den folgenden Verweildauermodellen werden im Wesentlichen dieselben erklärenden Variablen verwendet wie in den multivariaten Analysemodellen chronischer Armut. Lediglich das individuelle Lebensalter wird anders operationalisiert. Während in Kap. 3.3.3 Altersklassen gebildet wurden, wird im Folgenden das Alter als metrische Variable in die Schätzgleichungen aufgenommen. In manchen Arbeiten (z.B. BIEWEN 2003) wird ein quadratischer Zusammenhang zwischen den Hazardraten und dem Lebensalter unterstellt. Im vorliegenden Fall unterstützen die Daten eine solche Spezifikation aber nicht hinreichend³². Ergänzend zu den bekannten Einflussfaktoren wird versucht, Effekte der gesamtwirtschaftlichen Konjunktur auf die Übergangswahrscheinlichkeiten durch Aufnahme eines weiteren Regressors „BIP-Wachstum“ zu erfassen. Des Weiteren zeigt sich, dass auch die Zufriedenheit mit der eigenen Gesundheit einen bedeutsamen Einfluss auf Exit- und Re-Entry Rates ausübt. Im SOEP machen die befragten Personen Angaben über diese Zufriedenheit, wobei Antworten auf einer Skala von null (niedrig) bis zehn (hoch) möglich sind. Um die Anzahl der Kategorien zu reduzieren, werden die Kategorien der Ausgangsvariablen in drei Ausprägungen gruppiert. In den folgenden Modellen wird stets die Gruppe eins (sehr zufrieden) als Referenzkategorie verwendet.

Tabelle 4.6: Ausprägungen der Variable „Zufriedenheit mit der eigenen Gesundheit“

Kodierung	Gesundheit	Zufriedenheit
1	sehr zufrieden	8 - 10
2	zufrieden	4 - 7
3	nicht zufrieden	0 - 3

³²In Vergleichsberechnungen hat sich gezeigt, dass sich für die Variablen Alter und Alter im Quadrat insignifikante Koeffizienten ergeben. Auch Akaikes Informationskriterium (AIC) zeigt eine „Verschlechterung“ des Modellfits an.

Die geschätzten Koeffizienten einer separaten Logit-Schätzung bedingter Exit und Re-Entry Rates unter Vernachlässigung unbeobachteter haushaltsspezifischer Heterogenität sind in Tab. 4.7 zusammengefasst. Die erste Zeile enthält Koeffizienten und P-Werte für die Dummy-Variable „Region“. Während sich die Ausstiegswahrscheinlichkeiten von ost- und westdeutschen Personen c.p. nicht signifikant voneinander unterscheiden, sind für Personen aus Westdeutschland bei Verwendung verteilungsorientierter Einkommensgrenzen signifikant geringere Rückfallwahrscheinlichkeiten festzustellen. Dieses Ergebnis widerspricht den Erkenntnissen aus einem univariaten Vergleich der Survivorfunktionen in Ost und West. Dort wurden signifikant höhere Exit Rates festgestellt, während hinsichtlich des Rückfallrisikos keine Unterschiede ausgemacht werden konnten. Die Kontrolle der übrigen Einflussfaktoren bewirkt offensichtlich, dass für Westdeutsche zwar keine höheren Ausstiegchancen wohl aber geringere Rückfallwahrscheinlichkeiten zu beobachten sind. Bei Armutsmessung anhand der simulierten Sozialhilfeschwelle ergeben sich weder für die Exit noch für die Re-Entry Rates signifikante Unterschiede zwischen den Regionen. Ferner zeigen die Vorzeichen der Koeffizienten für das individuelle Alter an, dass die Wahrscheinlichkeit, Armut zu verlassen, tendenziell mit zunehmendem Alter zurückgeht. In der Re-Entry-Gleichung weisen die Koeffizienten dieses Einflussfaktors bei Verwendung verteilungsorientierter Armutsgrenzen ein positives Vorzeichen auf, was für höhere Rückfallwahrscheinlichkeiten mit zunehmendem Lebensalter spricht. Dieses Ergebnis ist jedoch nicht eindeutig, denn bei Armutsmessung anhand der simulierten Sozialhilfeschwelle stellt sich die Bedeutung des Alters für die Hazardraten genau umgekehrt dar.

Die Nationalität einer Person übt weder in der Exit- noch in der Re-Entry-Gleichung einen signifikanten Einfluss auf die Übergangsraten aus. Dieses Ergebnis zeigt, dass die signifikanten Unterschiede zwischen Deutschen und Ausländern bei univariater Betrachtung (vgl. Abb. 4.4) nicht mehr festzustellen sind, wenn für weitere Einflussgrößen wie Schulbildung, Erwerbsstatus, Haushaltstyp und Kinderzahl kontrolliert wird. Völlig eindeutig sind indes die Ergebnisse für den Faktor Bildung. Unabhängig von der Bestimmung der Armutsgrenze steigt die Chance, Armut zu überwinden, mit zunehmender Anzahl an Bildungsjahren signifikant an, während die Rückfallwahrscheinlichkeiten umso geringer ausfallen, je mehr an Bildungszeit in den individuellen Humanka-

Tabelle 4.7: Ergebnisse separater Schätzungen von Exit- und Re-Entry-Gleichung ohne unbeobachtete Heterogenität

Separate Schätzung Pooled Logit	Exit			Re-Entry		
	OECD	BSHG	Sozialhilfe	OECD	BSHG	Sozialhilfe
Region (<i>West=1</i>)	-0,0210 (0,7841)	-0,0213 (0,7801)	0,0313 (0,7613)	-0,2145 (0,0062)	-0,3423 (0,0000)	0,0500 (0,6592)
Alter	-0,0049 (0,0254)	-0,0045 (0,0440)	0,0025 (0,4175)	0,0048 (0,0547)	0,0040 (0,0892)	-0,0080 (0,0288)
Nationalität (<i>Deutsch=1</i>)	0,1367 (0,1746)	0,0326 (0,7185)	-0,0328 (0,7830)	0,0812 (0,3929)	-0,0633 (0,4561)	-0,1099 (0,3812)
Anzahl Bildungsjahre	0,0525 (0,0007)	0,0556 (0,0001)	0,0609 (0,0003)	-0,1112 (0,0000)	-0,1144 (0,0000)	-0,1027 (0,0000)
Vollzeit (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,3687 (0,0058)	0,3801 (0,0058)	0,3860 (0,0294)	-0,0376 (0,7729)	-0,1150 (0,3763)	-0,4945 (0,0124)
Teilzeit (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,1750 (0,2245)	0,1990 (0,1660)	0,1138 (0,5485)	0,0288 (0,8386)	-0,0052 (0,9704)	-0,2779 (0,1889)
Arbeitslos (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,0223 (0,8700)	0,1051 (0,4719)	-0,1890 (0,2916)	0,5389 (0,0002)	0,4480 (0,0022)	0,3554 (0,0728)
Sonst. nicht Erwerbstätige (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,0529 (0,6816)	0,1470 (0,2749)	-0,0434 (0,8018)	0,2305 (0,0650)	0,1488 (0,2510)	-0,1509 (0,4204)
Single-Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,3688 (0,0065)	-0,1521 (0,3247)	-0,4196 (0,0055)	0,3436 (0,0226)	0,4474 (0,0052)	0,2148 (0,2731)
Single-Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,3819 (0,0016)	-0,1344 (0,3426)	-0,3219 (0,0201)	0,3540 (0,0095)	0,0740 (0,6578)	0,3545 (0,0266)
Paar m. Ki. (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,1924 (0,0800)	0,2551 (0,0222)	-0,0212 (0,8812)	0,4822 (0,0000)	0,6474 (0,0000)	0,0105 (0,9458)
Allein erziehend Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,2141 (0,4572)	0,4254 (0,1202)	0,1566 (0,5693)	0,1462 (0,5730)	0,0702 (0,7806)	0,4581 (0,1103)
Allein erziehend Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,0709 (0,5882)	0,0576 (0,6765)	-0,2011 (0,1687)	0,5476 (0,0001)	0,7365 (0,0000)	0,6388 (0,0002)
Sonstige (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,1841 (0,2837)	0,3718 (0,0260)	0,3792 (0,1713)	0,5261 (0,0033)	0,5130 (0,0039)	0,1195 (0,6575)
Anzahl Ki. unter 16	-0,0853 (0,0144)	-0,2825 (0,0000)	-0,0574 (0,2273)	0,1547 (0,0000)	0,2773 (0,0000)	0,1647 (0,0017)
Gesundheit zufr. (<i>Referenz: Gesund. sehr zufr.</i>)	-0,1015 (0,0948)	-0,1578 (0,0055)	-0,0622 (0,4055)	-0,0310 (0,5940)	-0,0935 (0,0878)	0,1678 (0,0416)
Gesundheit nicht zufr. (<i>Referenz: Gesund. sehr zufr.</i>)	-0,2282 (0,0094)	-0,2616 (0,0020)	-0,1030 (0,3242)	0,0093 (0,9201)	0,1633 (0,0596)	0,2508 (0,0503)
BIP-Wachstum	0,1946 (0,0000)	0,2333 (0,0000)	0,1206 (0,0000)	0,0178 (0,2365)	0,0196 (0,1699)	0,0599 (0,0052)
t=2 (<i>Referenz: t=1</i>)	-0,5169 (0,0000)	-0,5408 (0,0000)	-0,6508 (0,0000)	-0,6500 (0,0000)	-0,5132 (0,0000)	-0,3613 (0,0033)
t=3 (<i>Referenz: t=1</i>)	-0,8489 (0,0000)	-0,9454 (0,0000)	-0,7184 (0,0000)	-1,0617 (0,0000)	-0,8676 (0,0000)	-0,8353 (0,0000)
t=4 (<i>Referenz: t=1</i>)	-1,1118 (0,0000)	-0,9655 (0,0000)	-1,3301 (0,0000)	-1,2959 (0,0000)	-1,1671 (0,0000)	-1,3691 (0,0000)
t=5 (<i>Referenz: t=1</i>)	-1,1430 (0,0000)	-1,2733 (0,0000)	-1,4721 (0,0000)	-1,3336 (0,0000)	-1,2273 (0,0000)	-1,3090 (0,0000)
t > 5 (<i>Referenz: t=1</i>)	-1,6666 (0,0000)	-1,6354 (0,0000)	-1,5456 (0,0000)	-1,8233 (0,0000)	-1,7952 (0,0000)	-1,7997 (0,0000)
Konstante	-0,4120 (0,1075)	-0,4594 (0,0626)	-0,4109 (0,2013)	-1,6333 (0,0000)	-1,5376 (0,0000)	-1,1628 (0,0007)
AIC	9653,80	10398,43	5527,88	11915,03	13041,81	5758,11
Beobachtungen	7682	8421	4360	19313	20822	11498

Quelle: Eigene Berechnungen, ungewichtete Ergebnisse, cluster-robuste Schätzung der Standardfehler.

pitalstock investiert wurde. Für hochqualifizierte Personen sind daher lange Nichtarmutsphasen zu erwarten, die lediglich durch kürzere Armutsepisoden unterbrochen werden. Im Gegenzug können Personen mit sehr geringer Qualifikation der Gruppe der Problemfälle zugerechnet werden.

Wie erwartet weisen vollzeiterwerbstätige Personen signifikant höhere Ausstiegswahrscheinlichkeiten auf als Rentner über 65 Jahre (Referenzgruppe). Allerdings zeigen sich bei der Untersuchung der Rückfallwahrscheinlichkeiten keine statistisch signifikanten Unterschiede zwischen beiden Gruppen. Personen, die einer Teilzeitbeschäftigung nachgehen, können aufgrund der Vorzeichen der Koeffizienten in Exit- und Re-Entry-Gleichung zwar ebenfalls bessere Ausstiegchancen und ein geringeres Wiedereinstiegsrisiko erwarten als Personen aus der Referenzgruppe, doch ist dieser Unterschied in keiner Modellschätzung statistisch signifikant. Die schwach ausgeprägte Einkommensmobilität von Rentnern sorgt offensichtlich einerseits für geringere Ausstiegchancen und ist andererseits für ein vergleichsweise geringes Rückfallrisiko verantwortlich. Die Koeffizienten für Teilzeiterwerbstätige, Arbeitslose und sonstige nicht Erwerbstätige weisen in der Exit-Gleichung (meist) ein positives Vorzeichen auf, sind jedoch in allen Fällen nicht signifikant von null verschieden. In der Re-Entry-Gleichung zeigt sich, dass Arbeitslose und die sonstigen nicht erwerbstätigen Personen signifikant höheren Rückfallrisiken ausgesetzt sind als die Gruppe der Rentner. Zusammenfassend lässt sich sagen, dass Rentner der Gruppe der Stayer zugeordnet werden können, während Vollzeiterwerbstätige mit kurzen Armutsphasen und vergleichsweise langen Nichtarmutsepisoden rechnen dürfen. Teilzeiterwerbstätige scheinen ebenfalls eher kurzzeitig arm zu sein, wohingegen registrierte und nicht registrierte Nichterwerbstätige aufgrund ihres hohen Rückfallrisikos eher zu den Problemfällen zu zählen sind.

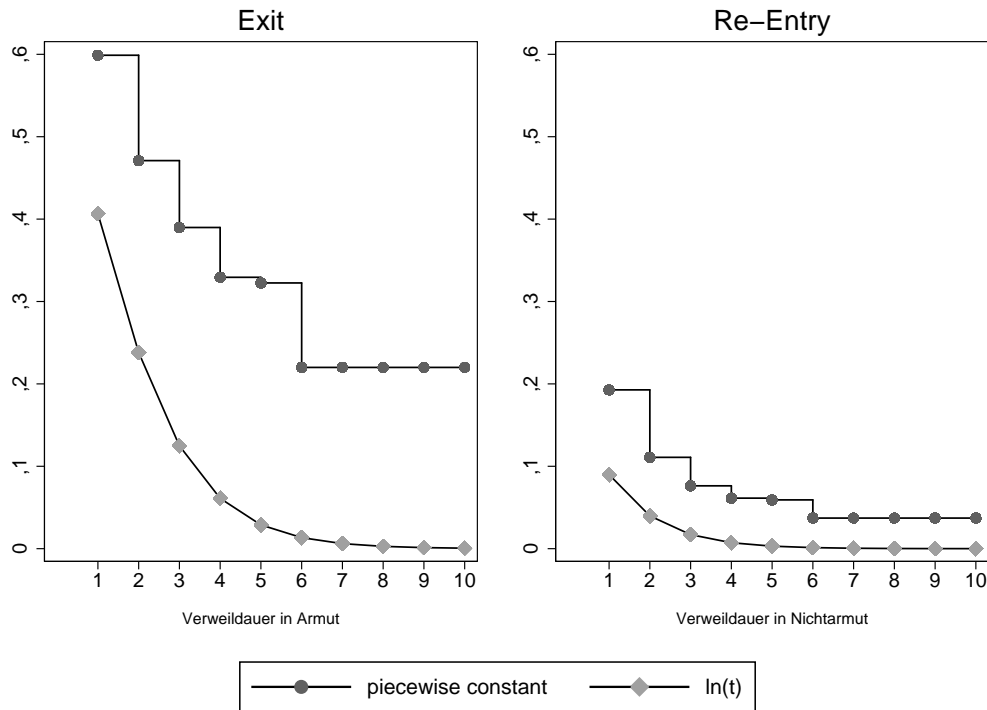
Neben individuellen Eigenschaften übt auch die Haushaltszusammensetzung einen Einfluss auf die Übergangswahrscheinlichkeiten aus. Allein stehende Frauen und Männer tun sich im Vergleich zu Paaren ohne Kinder (Referenzkategorie) gleichermaßen schwer, eine einmal begonnene Armutsphase zu beenden. Da sie darüber hinaus auch signifikant höhere Rückfallwahrscheinlichkeiten besitzen, können Personen aus Ein-Personen-Haushalten zu den Problemfällen gezählt werden. Der in den vorangegangenen Analysen mehrfach

festgestellte Einfluss der Äquivalenzskala lässt sich auch hier an den geschätzten Koeffizienten für männliche und weibliche Singles ablesen. Während sich bei Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala für allein stehende Frauen und Männer signifikant geringere Ausstiegchancen ergeben, kann der Unterschied zu Paaren ohne Kinder bei Verwendung der BSHG-Skala als statistisch insignifikant bezeichnet werden. Die besonderen Probleme von Menschen aus Ein-Personen-Haushalten lassen sich vor allem durch fehlende Möglichkeiten zur Kompensation individueller Einkommensrückgänge erklären. Paare mit Kindern besitzen c.p. höhere Ausstiegchancen, sind aber auch höheren Wiedereintrittsrisiken ausgesetzt als Personen aus der Referenzgruppe. Diese Unterschiede können jedoch nur bei Verwendung verteilungsorientierter Einkommensgrenzen als statistisch signifikant angesehen werden. Paare mit Kindern werden nach obiger Systematik eindeutig der Gruppe der Mover zugeordnet. Personen aus Ein-Eltern-Haushalten unterscheiden sich bezüglich ihrer Ausstiegchancen nicht signifikant von Paaren ohne Kinder und zwar sowohl für männliche als auch für weibliche Elternteile. Dieses Ergebnis ist vor allem für allein erziehende Frauen überraschend, bestätigt aber die Erkenntnisse aus den univariaten Analysen. Betrachtet man die Dauer von Nichtarmutsphasen, dann zeigt sich, dass Menschen aus Ein-Eltern-Haushalten mit weiblichem Haushaltsvorstand signifikant höhere Rückfallwahrscheinlichkeiten aufweisen als Paare ohne Kinder. Im Hinblick auf die Erkenntnisse aus Kap. 3 bedeutet dies, dass allein Erziehende einerseits sehr häufig von Armut betroffen sind und daher auch ein überdurchschnittlich hohes Ausmaß chronischer Armut aufweisen. Andererseits ist die Einkommensmobilität von *armen* allein Erziehenden nicht unbedingt geringer einzuschätzen als die der Paare ohne Kinder. Wenn es den betroffenen allein Erziehenden gelungen ist, Armut zu überwinden, müssen vor allem allein erziehende Frauen mit einem deutlich höheren Rückfallrisiko rechnen. Bleiben noch die Personen aus sonstigen Haushalten (Mehr-Generationen-Haushalte, Wohngemeinschaften etc.), deren Parameter sowohl in der Exit- als auch in der Re-Entry-Gleichung ein positives Vorzeichen aufweisen. Allerdings sind die Koeffizienten nur bei Verwendung der BSHG-Skala signifikant von null verschieden. Da es sich bei den sonstigen Haushalten um eine äußerst heterogene Gruppe handelt, ist eine inhaltliche Interpretation der resultierenden Koeffizienten jedoch nicht möglich.

Des Weiteren zeigt sich, dass mit steigender Anzahl an Kindern unter 16 Jahren einerseits die Chance Armut zu überwinden zurückgeht und andererseits das Rückfallrisiko zunimmt. Dies gilt besonders dann, wenn die Bedarfsgewichtung mit der BSHG-Skala vorgenommen wird. Personen aus kinderreichen Familien sind daher besonders häufig langandauernder Armut ausgesetzt, die höchstens durch kurze Nichtarmutsphasen unterbrochen wird. Sie gehören folglich zur Gruppe der Problemfälle. Ferner verfügen Menschen, die mit ihrer gesundheitlichen Lage sehr zufrieden sind (Referenzgruppe), c.p. über signifikant höhere Ausstiegswahrscheinlichkeiten als Menschen, die mit der eigenen Gesundheit nicht zufrieden sind. Dieser Personenkreis weist aber nicht nur geringere Exit Rates auf, sondern muss auch höhere Re-Entry Rates in Kauf nehmen. Bei Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala erweisen sich die Unterschiede in den Rückfallwahrscheinlichkeiten zwischen Personen, die mit ihrer Gesundheit sehr zufrieden sind, und Personen, die sich nur eingeschränkt oder nicht zufrieden geäußert haben, als nicht signifikant.

Wie erwartet wirkt sich ein hohes gesamtwirtschaftliches Wachstum c.p. positiv auf die Wahrscheinlichkeit aus, eine einmal begonnene Armutsphase schnell zu überwinden. Diese Aussage gilt unabhängig von der Art der Grenzbestimmung. Ein überraschendes Ergebnis zeigt sich bei der Schätzung der Re-Entry-Gleichung. Für alle drei Armutsgrenzen weisen die geschätzten Parameter für den Regressor „BIP-Wachstum“ ein positives Vorzeichen auf. Allerdings ist der Koeffizient nur bei Verwendung der politisch-administrativen Armutsgrenze signifikant. Das positive Vorzeichen deutet aber darauf hin, dass in Zeiten starker Konjunktur nicht nur die Ausstiegs-, sondern auch die Rückfallwahrscheinlichkeiten höher sind als in Jahren mit schwachem wirtschaftlichen Wachstum. Eine mögliche Erklärung für diesen Befund könnte darin liegen, dass wirtschaftliches Wachstum stets auch mit strukturellen Veränderungen einhergeht, die sich im regionalen oder sektoralen Wandel oder veränderten Anforderungen an die Qualifikation der Arbeitnehmer niederschlagen. Bei solchen Veränderungen gibt es natürlich immer auch Verlierer, die gezwungen werden, durch Umschulung oder regionale Mobilität auf die veränderte Struktur zu reagieren. Diese Gruppe ist natürlich gerade in Phasen mit hohem Wachstum stark gefährdet, in Armut zurückzufallen.

Abbildung 4.11: Prognostizierte Exit und Re-Entry Rates auf Basis einer gepoolten Logit-Schätzung mit unterschiedlicher Spezifikation der Grundhazardrate



Quelle: Eigene Berechnungen, ungewichtete Ergebnisse, Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala.

Die abschließenden Anmerkungen beziehen sich auf die Form der Verweildauer-abhängigkeit der Hazardraten. Die signifikant negativen Vorzeichen der Koeffizienten für die Verweildauer-Dummies in Exit- und Re-Entry-Gleichung machen deutlich, dass die Wahrscheinlichkeit, Armut zu verlassen bzw. in Armut zurückzufallen, nach zwei, drei, vier, fünf und mehr als fünf Jahren signifikant kleiner ausfällt als nach einem Jahr. Wenn man bei der Interpretation auch die Größenordnung der geschätzten Koeffizienten berücksichtigt, erkennt man, dass die Übergangswahrscheinlichkeiten mit zunehmender Verweildauer immer kleiner werden. Um die Zeitabhängigkeit der Hazardraten zu veranschaulichen, werden auf Basis der Schätzergebnisse in Tab. 4.7 bedingte Ausstiegs- und Rückfallwahrscheinlichkeiten für eine „durchschnittliche“ Person prognosti-

ziert³³. Abb. 4.11 zeigt zusätzlich, wie die geschätzte Grundhazardrate verläuft, wenn für α_t die logarithmische Spezifikation aus (4.13) anstelle der flexiblen Baseline-Hazardrate (4.12) gewählt wird. Die in Abb. 4.11 dargestellten bedingten Hazardfunktionen sollten mit einiger Vorsicht interpretiert werden. Zwar wird in obigen Modellschätzungen der Einfluss beobachteter Heterogenität in Form verschiedener Regressoren kontrolliert, doch sollte man nicht davon ausgehen, dass die Variabilität der Hazardraten vollständig auf diese beobachteten Determinanten zurückgeführt werden kann³⁴. Wenn aber darüber hinaus unbeobachtete Heterogenität vorliegt, kann der Befund negativer Verweildauerabhängigkeit auch das Ergebnis eines dynamischen Ausleseprozesses sein. Um zuverlässig zwischen „echter“ Zeitabhängigkeit und unbeobachteter Heterogenität unterscheiden zu können, werden im Weiteren die Ergebnisse separater Schätzungen von Exit- und Re-Entry-Gleichung betrachtet, bei denen neben beobachteten Regressoren auch unbeobachtete Heterogenität berücksichtigt wird.

Wie bereits im vorangegangenen Kapitel angedeutet, wird in einem ersten Schritt das Vorliegen unbeobachteter Heterogenität auf Personen- und Haushaltsebene unterstellt und ein hierarchisches Verweildauermodell mit Random-Effects auf zwei Ebenen geschätzt. Dabei zeigt sich im Zuge der Maximierung der Likelihood-Funktion, dass die Varianz der individuellen Effekte gegen null konvergiert, was schließlich zum Abbruch des Maximierungsverfahrens führt. Aus diesem Ergebnis wird gefolgert, dass individuelle Heterogenität offenbar nicht von Bedeutung ist und dass lediglich haushaltsspezifische Heterogenität Berücksichtigung finden sollte. In Tab. 4.8 werden die Koeffizienten einer separaten Schätzung von Ausstiegs- und Wiedereintrittswahrscheinlichkeiten bei Berücksichtigung unbeobachteter haushaltsspezifischer Heterogenität präsentiert. Aus Gründen einer übersichtlichen Darstellung werden zunächst nur die Resultate für eine Armutsgrenze (60%-Median - mod. OECD-Skala) behan-

³³Dabei handelt es sich um eine vollzeiterwerbstätige Person mit deutscher Nationalität aus Westdeutschland, die in einer Familie mit Kindern lebt und für die übrigen Variablen Alter, Bildungsjahre und Anzahl Kinder u. 16 Durchschnittswerte aufweist. Des Weiteren wird bei der Prognose ein durchschnittliches BIP-Wachstum zu Grunde gelegt.

³⁴In den Studien von ANTOLIN ET AL. (1997), LEEUWEN und PANNEKOEK (2002), in denen ebenfalls zeitdiskrete Verweildauermodelle für die Ausstiegswahrscheinlichkeiten unter Vernachlässigung unbeobachteter Heterogenität geschätzt werden, zeigt sich ein ähnliches Bild.

delt. Um untersuchen zu können, wie sensibel die Parameterschätzung auf die Wahl der Mischverteilung reagiert, wird für die Random-Effects in Exit- und Re-Entry-Gleichung eine stetige Normalverteilung spezifiziert. Die Ergebnisse dieser parametrischen RE-Schätzung in Spalte zwei und drei werden schließlich mit den Ergebnissen einer nichtparametrischen ML-Schätzung in Spalte vier und fünf verglichen.

Die im unteren Tabellenblock präsentierten Ergebnisse zeigen deutlich, dass unbeobachtete Haushaltseffekte eine wichtige Rolle bei der Schätzung der Übergangswahrscheinlichkeiten spielen. Bei Spezifikation einer parametrischen Normalverteilung für ξ_g liefert ein Test der Nullhypothese $\rho = 0$ hinreichende Evidenz für die Ablehnung dieser Hypothese, was wiederum stark für das Vorliegen haushaltsspezifischer Heterogenität spricht. Die NPML-Schätzung zeigt ein ganz ähnliches Resultat. Man erkennt, dass sich die Bevölkerung hinsichtlich ihrer Ausstiegchancen aus Armut in zwei Gruppen unterteilt. Die eine Gruppe ξ_1 , der ca. 60,4% der Bevölkerung angehören, weist geringere Exit Rates auf, während die restlichen 39,6% aus Gruppe ξ_2 über höhere Ausstiegchancen verfügen. Bei der Schätzung der Re-Entry-Gleichung ergibt sich ein vergleichbares Ergebnis. In beiden Gleichungen unterscheiden sich die geschätzten Wahrscheinlichkeiten p_1 und p_2 signifikant von null. Ergänzend sei erwähnt, dass bei der NPML-Schätzung auch versucht wurde, für den Random-Effect ξ_g eine diskrete Verteilung mit drei Realisationen zu spezifizieren. Dabei ergab sich für die dritte Realisation ξ^3 eine Wahrscheinlichkeit p_3 , die in allen Modellschätzungen nicht signifikant von null verschieden war. Das Gütemaß AIC zeigte darüber hinaus keine wesentliche Verbesserung des Modellfits an, so dass einer Spezifikation mit zwei Realisationen der Vorzug gegeben wurde.

Den starken Einfluss unbeobachteter Heterogenität erkennt man auch bei genauerer Betrachtung der geschätzten Regressionskoeffizienten in Tab. 4.8. Die Schätzwerte, die man unter Berücksichtigung unbeobachteter Heterogenität erhält, sind betragsmäßig größer als die Koeffizienten einer gepoolten Schätzung. In Kap. 3.3.3 wurden die Koeffizienten der RE-Schätzung zur besseren Vergleichbarkeit mit einem Faktor $(1 + \hat{\sigma}_\xi^2)^{-\frac{1}{2}}$ skaliert. Auf eine solche Umrechnung (angepasst für Logit-Modelle) wird in diesem Fall aber verzichtet, da ansonsten die Koeffizienten bei parametrischer und nichtparametrischer Spezifikation der

Tabelle 4.8: Ergebnisse separater Schätzungen von Exit- und Re-Entry-Gleichung unter Berücksichtigung unbeobachteter Heterogenität

Separate Schätzung Random-Effects-Logit	mod. OECD Skala			
	parametrische RE-Schätzung		NPML	
	Exit	Re-Entry	Exit	Re-Entry
Region (<i>West=1</i>)	-0,1110 (0,3324)	-0,4049 (0,0001)	0,0789 (0,3864)	-0,3765 (0,0000)
Alter	-0,0077 (0,0168)	0,0008 (0,7988)	-0,0060 (0,0409)	0,0035 (0,2137)
Nationalität (<i>Deutsch=1</i>)	0,3516 (0,0194)	-0,1014 (0,4370)	0,3338 (0,0012)	-0,1821 (0,1481)
Anzahl Bildungsjahre	0,0703 (0,0010)	-0,1234 (0,0000)	0,0631 (0,0008)	-0,1263 (0,0000)
Vollzeit (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,4250 (0,0100)	0,0277 (0,8524)	0,5771 (0,0002)	-0,0087 (0,9498)
Teilzeit (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,2256 (0,2096)	0,1245 (0,4479)	0,3994 (0,0203)	0,0736 (0,6307)
Arbeitslos (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,0631 (0,7071)	0,5886 (0,0004)	0,1249 (0,4362)	0,5713 (0,0003)
Sonst. nicht Erwerbstätige (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,1071 (0,4847)	0,3628 (0,0115)	0,2375 (0,1067)	0,3352 (0,0121)
Single-Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,6643 (0,0012)	0,3081 (0,1166)	-0,4315 (0,0291)	0,3058 (0,0791)
Single-Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,6840 (0,0001)	0,6330 (0,0001)	-0,3877 (0,0117)	0,5375 (0,0001)
Paar m. Ki. (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,3966 (0,0046)	0,5240 (0,0000)	0,3983 (0,0011)	0,4939 (0,0000)
Allein Erziehend Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,5656 (0,1018)	0,2563 (0,4033)	0,3490 (0,2392)	0,2357 (0,4048)
Allein Erziehend Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,1027 (0,5918)	0,7625 (0,0000)	0,0546 (0,7433)	0,6681 (0,0001)
Sonstige (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,4282 (0,0450)	0,8841 (0,0000)	0,2863 (0,1306)	0,7860 (0,0000)
Anzahl Ki. unter 16	-0,0997 (0,0253)	0,1709 (0,0000)	-0,0869 (0,0195)	0,1578 (0,0000)
Gesundheit zufr. (<i>Referenz: Gesund. sehr zufr.</i>)	-0,1907 (0,0102)	-0,0198 (0,7614)	-0,1495 (0,0306)	-0,0404 (0,5260)
Gesundheit nicht zufr. (<i>Referenz: Gesund. sehr zufr.</i>)	-0,2978 (0,0077)	-0,0518 (0,6259)	-0,2452 (0,0179)	-0,0550 (0,5899)
BIP-Wachstum	0,2195 (0,0000)	0,0256 (0,0555)	0,1966 (0,0000)	0,0242 (0,0618)
t=2 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,1914 (0,0164)	-0,4036 (0,0000)	0,2557 (0,0018)	-0,4897 (0,0000)
t=3 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,2389 (0,0332)	-0,6444 (0,0000)	0,1430 (0,1804)	-0,7746 (0,0000)
t=4 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,2162 (0,1546)	-0,7331 (0,0000)	-0,0671 (0,6339)	-0,8994 (0,0000)
t=5 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,4632 (0,0190)	-0,6502 (0,0000)	-0,0338 (0,8512)	-0,8491 (0,0000)
t > 5 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,3614 (0,0583)	-0,8390 (0,0000)	-0,5485 (0,0007)	-1,1057 (0,0000)
Konstante	-0,5833 (0,0792)	-2,1233 (0,0000)	-0,7846 (0,0068)	-1,7854 (0,0000)
AIC	9105,7813	11425,3125	9189,6455	11517,9156
Beobachtungen	7682	19313	7682	19313
$\hat{\sigma}_\xi$	1,6028	1,3993	$\xi^1 = -1,1781$	$\xi^1 = -0,6058$
$\hat{\rho}$	0,4385***	0,37311***	$\xi^2 = 1,7937$	$\xi^2 = 1,3943$
			$p_1 = 0,6036$	$p_1 = 0,6971$
			$p_2 = 0,3964$	$p_2 = 0,3029$

Quelle: Eigene Berechnungen, ungewichtete Ergebnisse, Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala.
*** signifikant von null verschieden auf dem 1% Signifikanzniveau

Heterogenitätskomponente nicht mehr vergleichbar sind³⁵. Insgesamt stellt sich heraus, dass die inhaltlichen Erkenntnisse über den Einfluss einzelner Faktoren auf die Übergangswahrscheinlichkeiten auch bei Berücksichtigung unbeobachteter Haushaltsheterogenität weitgehend erhalten bleiben, d.h. grundsätzliche Änderungen der Vorzeichen der geschätzten Parameter sind nicht auszumachen. Für manche Variablen ändert sich lediglich die statistische Signifikanz. So ist beispielsweise festzustellen, dass ein signifikanter Einfluss des Lebensalters auf das Rückfallrisiko nicht mehr gemessen werden kann. Der signifikant negative Einfluss des Alters auf die Exit Rates bleibt aber auch bei Berücksichtigung unbeobachteter Effekte bestehen. Dieses Ergebnis stellt sich im Übrigen auch bei Verwendung der BSHG-Skala ein. Überraschenderweise zeigt sich bei der RE-Schätzung für deutsche Staatsbürger c.p. eine signifikant höhere Ausstiegchance als für ausländische Personen. Dieser signifikante Einfluss bleibt allerdings nicht bestehen, wenn die für große Haushalte ungünstige BSHG-Skala zur Bedarfsgewichtung herangezogen wird. Für die Merkmale Bildung, Erwerbsstatus, Haushaltstyp, Anzahl Kinder unter 16 sowie Gesundheit ergeben sich keine relevanten Veränderungen. Erwähnenswert hingegen ist die Tatsache, dass der bereits bei gepoolter Schätzung festgestellte positive Effekt eines hohen Wirtschaftswachstums auf die Rückfallwahrscheinlichkeiten bei Berücksichtigung unbeobachteter Heterogenität durchweg signifikant bestätigt wird.

Die interessantesten Ergebnisse zeigen sich bezüglich der Verweildauerabhängigkeit der beiden Übergangsprozesse. Wenn man bei der Schätzung der Ausstiegswahrscheinlichkeiten aus Armut neben beobachteten Einflussfaktoren auch unbeobachtete Heterogenität kontrolliert, ergeben sich für die Verweildauer-Dummy-Variablen teils positive, teils negative Koeffizientenwerte, die jedoch nur in wenigen Fällen signifikant von null verschieden sind. Die Exit Rates weisen also - anders als bei der gepoolten Schätzung - keine hinreichende Evidenz für „negative duration dependence“ auf, sondern bringen eher konstante Hazardraten zum Ausdruck. Diesen Befund erhält man auch bei Verwendung

³⁵Es ist zwar problemlos möglich, aus der geschätzten diskreten Verteilung die Varianz der Zufallsvariable ξ_g zu berechnen, dennoch sollte aus methodischen Gründen davon abgesehen werden. Denn HECKMAN und SINGER (1984a) zeigen in Simulationsstudien, dass das NPML-Verfahren zwar einerseits „gute“ Schätzer für die strukturellen Parameter liefert, aber andererseits die Verteilung der unbeobachteten Heterogenität nur sehr schlecht schätzt.

der BSHG-Skala und bei Armutsmessung anhand der simulierten Sozialhilfeschwelle³⁶. Diese „neue“ Erkenntnis über die Verweildauerabhängigkeit der Ausstiegsschancen ist nicht zuletzt deshalb überraschend, da die Hypothese negativer Zeitabhängigkeit u.a. in der Arbeit von BIEWEN (2003) mit Daten aus dem SOEP signifikant bestätigt werden konnte. Die verschiedenen Ergebnisse der beiden Studien lassen sich aber durch die unterschiedliche Modellierung unbeobachteter Heterogenität erklären. Anders als in vorliegender Arbeit berücksichtigt BIEWEN (2003) bei der Schätzung multivariater Verweildauermodelle neben beobachteten Einflussfaktoren auch unbeobachtete *individuelle* Heterogenität. Er unterstellt somit, dass die Variation der Hazardraten vollständig durch beobachtete Variablen und unbeobachtete individuelle Unterschiede zu erklären ist. Wenn darüber hinaus aber auch unbeobachtete haushaltsspezifische Heterogenität vorliegt und über diese bei der Schätzung aggregiert wird, kann der Befund negativer Verweildauerabhängigkeit auch das Ergebnis nicht berücksichtigter Heterogenität sein.

Anders sieht die Zeitabhängigkeit der Rückfallwahrscheinlichkeiten aus. Es zeigt sich unabhängig von der Wahl der Armutsgrenze und der Mischverteilung, dass das Risiko, in Armut zurückzufallen, über die Zeit hochsignifikant zurückgeht. Re-Entry Rates weisen also auch bei Berücksichtigung beobachtbarer und unbeobachtbarer Heterogenität negative Verweildauerabhängigkeit auf. Diese Form der Verweildauerabhängigkeit der Rückfallwahrscheinlichkeiten wird auch in den empirischen Studien von BIEWEN (2003) für deutsche, von JENKINS und RIGG (2001) für britische, von STEVENS (1999) für US-amerikanische sowie von HANSEN und WAHLBERG (2004) für schwedische Daten bestätigt³⁷. Wenn man die geschätzten Baseline-Hazardraten bei parametrischer und nichtparametrischer Random-Effects Spezifikation miteinander vergleicht, findet man in der Exit-Gleichung die größten Unterschiede zwischen den beiden Verfahren, während sich die Koeffizienten für die verschiedenen Regressoren kaum voneinander unterscheiden. Bei parametrischer Modellierung

³⁶Wenn man für die Grundhazardrate die logarithmische Spezifikation wählt, erhält man bei der Schätzung der Exit-Gleichung einen geschätzten Koeffizienten $\hat{\lambda}$, der sich in allen Modellvarianten nicht signifikant von null unterscheidet.

³⁷In den genannten Arbeiten wird unbeobachtete Heterogenität stets auf Ebene der Individuen und nicht auf Haushaltsebene berücksichtigt. Es verwundert daher nicht, dass in diesen Studien sowohl für Exit als auch für Re-Entry Rates negative Verweildauerabhängigkeit gefunden wird.

ergeben sich für die Verweildauer-Dummies durchweg positive Koeffizienten, die in einigen Fällen sogar signifikant von null verschieden sind. Die Vorzeichen dieser Variablen sind bei NPML-Schätzung nur für $t = 2$ und $t = 3$ positiv und für längere Verweildauern ($t > 3$) negativ.

Neben der oben präsentierten Spezifikation der Hazardratenmodelle wird auch mit verschiedenen alternativen Modellvarianten experimentiert. Unter anderem wird versucht, den Einfluss des Bezugs von Sozialtransfers auf die Übergangswahrscheinlichkeiten durch Aufnahme eines entsprechenden Regressors zu schätzen. Aufgrund der Erkenntnisse aus Kap. 3.3.3.2 muss aber davon ausgegangen werden, dass die Höhe des Transferanteils am gesamten Haushaltseinkommen auch bei der Schätzung von Hazardratenmodellen ein endogener Regressor ist. Da der Bezug von Sozialtransfers außerdem sehr stark mit den Regressoren Erwerbsstatus und Anzahl an Bildungsjahren korreliert ist, wird von einer Aufnahme von Sozialtransfervariablen in die Schätzgleichungen abgesehen.³⁸ Um den Einfluss vorangegangener Episoden („lagged state dependence“) zu kontrollieren, verwenden einige Autoren die Anzahl und/oder Dauer früherer Armuts- bzw. Nichtarmutsepisoden als zusätzliche erklärende Variablen (siehe u.a. ANTOLIN ET AL. 1997). Wenn aber, wie im vorliegenden Fall, zeitinvariante unbeobachtete Heterogenität existiert, sind Anzahl und Dauer vorangegangener Episoden mit diesen unbeobachteten Eigenschaften korreliert, was schließlich zur Inkonsistenz der ML-Schätzer führt.

CANTO (2002) untersucht in Verweildaueranalysen die Übergangswahrscheinlichkeiten zwischen Armut und Nichtarmut auf Basis von Daten einer spanischen Bevölkerungsumfrage. Sie widmet sich u.a. der Hypothese, dass die Übergangswahrscheinlichkeiten zwischen den Zuständen umso geringer ausfallen, je größer der Abstand zwischen dem Äquivalenzeinkommen und der Armutsgrenze ist. Für die empirische Analyse werden die individuellen Armutslücken berechnet und als Vielfaches der Armutsgrenze des jeweiligen Jahres ausgedrückt. Diese Variable geht schließlich als zusätzlicher Regressor in die Verweildauermodelle ein. Tatsächlich ergibt sich sowohl in der Exit- als auch in der Re-Entry-Gleichung ein signifikant negativer Einfluss der Armutslücke auf

³⁸Exogenitätstests nach IV-Probit-Schätzungen (mit denselben Instrumentvariablen wie in Kap. 3.3.3.2) führen teilweise zu einer Ablehnung der Nullhypothese der Exogenität. Insgesamt erweisen sich die Ergebnisse aber als sehr instabil.

die Hazardraten. Dieses Vorgehen muss jedoch kritisch hinterfragt werden, da zu erwarten ist, dass sowohl die Höhe der Armutslücke als auch ein Zustandswechsel zwischen „arm“ und „nicht arm“ simultan von der Höhe des Äquivalenzeinkommens determiniert wird. In vorliegender Arbeit wurden deshalb IV-Probit-Schätzungen mit verschiedenen Instrumentvariablen (z.B. Schulbildung des Vaters und der Mutter) durchgeführt, die sehr unterschiedliche Ergebnisse hinsichtlich des Einflusses bzw. der Exogenität des Regressors „Armutslücke“ liefern. Allen durchgeführten IV-Schätzungen ist jedoch gemeinsam, dass sie zu sehr hohen Standardfehlern für die geschätzten Koeffizienten und damit zu äußerst instabilen Ergebnissen führen. Der Koeffizient der Variable „Armutslücke“ unterscheidet sich in keiner Spezifikation signifikant von null. Auf eine gesonderte Darstellung der Schätzergebnisse wird daher verzichtet.

In den bislang durchgeführten Analysen wird stets unterstellt, dass die Verweildauern in Armut und Nichtarmut unabhängig verteilt sind. Es ist aber durchaus plausibel zu vermuten, dass diejenigen unbeobachteten haushaltspezifischen Eigenschaften, die die Dauer von Armutphasen beeinflussen, mit jenen unbeobachteten Eigenschaften zusammenhängen, die für kürzere Nichtarmutsdauern sorgen. Wenn eine solche Korrelation zwischen Armut- und Nichtarmutsdauern vorliegt, sollten die Verweildauerprozesse simultan mit den in Kap. 4.3.1.3 diskutierten Verfahren geschätzt werden.

4.3.2.2 Simultane Schätzung der Verweildauerprozesse

Tab. 4.9 zeigt die Ergebnisse simultaner Schätzungen von Exit- und Re-Entry-Gleichung unter Berücksichtigung der Korrelation zwischen den Random-Effects in beiden Gleichungen. Zur Armutsmessung wird die 60% Median-Grenze und für die Äquivalenzgewichtung die mod. OECD-Skala verwendet. Zunächst wird versucht, bei parametrischer und nichtparametrischer Modellierung der unbeobachteten Heterogenität die flexible Form für die Grundhazardrate zu verwenden. Dies erweist sich allerdings bei der NPML-Schätzung als äußerst problematisch. Die bei der numerischen Maximierung auftretenden Probleme, auf die bereits in Kap. 4.3.1.2 hingewiesen wird, lassen eine nichtparametrische Spezifikation für die unbeobachtete Heterogenität und die Grundhazardrate nicht

zu. Bei der NPML-Schätzung wird daher auf die logarithmische Form für die Grundhazardrate zurückgegriffen³⁹

Auch bei simultaner Schätzung der Verweildauerprozesse zeigt sich, dass es sowohl in der Exit- als auch in der Re-Entry-Gleichung unbeobachtete haushaltsspezifische Effekte gibt, die die Übergangswahrscheinlichkeiten signifikant beeinflussen. Bei parametrischer Modellierung des latenten Faktors ψ_g erhält man eine Schätzung der Varianz $\hat{\sigma}_\psi^2$ von 3,9, die bei einfaktorierter Fehlerspezifikation der Varianz des Random-Effects in der Exit-Gleichung entspricht. Unterstellt man für ψ_g eine diskrete Verteilung, werden ähnlich wie bei separater Schätzung zwei latente Gruppen identifiziert. Besonders interessant ist das Ergebnis der Schätzung des Parameters λ_N , da das Vorzeichen dieses Parameters die Richtung der Korrelation zwischen den Random-Effects in den Gleichungen maßgeblich bestimmt. Unabhängig von der Verteilung von ψ_g erhält man einen Wert $\hat{\lambda}_N = -0,63$. Das negative Vorzeichen bringt dabei zum Ausdruck, dass es unbeobachtete Eigenschaften gibt, die einerseits für längere (kürzere) Armutsphasen sorgen und andererseits mit kürzeren (längeren) Nichtarmutsphasen verbunden sind. Dieses Ergebnis lässt sich anhand der Ergebnisse der NPML-Schätzung gut verdeutlichen. Aus den Daten können zwei Realisationen ψ_1, ψ_2 für die Zufallsvariable ψ_g identifiziert werden. Anhand dieser beiden Realisationen lässt sich die Bevölkerung in zwei Gruppen einteilen, von denen eine geringere (ψ_1) und die andere größere (ψ_2) Ausstiegchancen hat. Die Personen aus Gruppe eins mit schlechteren Ausstiegchancen weisen in der Re-Entry-Gleichung einen Wert für den Random-Effect von $\xi_1^N = -0,63 \cdot -1,33 = 0,84$ und somit höhere Rückfallwahrscheinlichkeiten auf. Für Menschen aus Gruppe zwei, die über höhere Exit Rates verfügen, ergibt sich in der Re-Entry-Gleichung ein Wert von $\xi_2^N = -0,73$, der ein geringeres Rückfallrisiko zum Ausdruck bringt.

Vergleicht man die Koeffizienten bei simultaner Schätzung von Exit- und Re-Entry-Gleichung mit den Ergebnissen einer separater Schätzung der Verweildauerprozesse, ergibt sich für die meisten Variablen keine andere Beurteilung

³⁹Im Folgenden werden ausschließlich Schätzergebnisse präsentiert, die bei Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala gewonnen werden. Ergebnisse simultaner Schätzungen von Exit- und Re-Entry-Gleichung bei Verwendung der BSHG-Skala (Tab. A.2) bzw. bei Armutsmessung mit der sim. Sozialhilfeschwelle (Tab. A.3) findet man im Anhang.

Tabelle 4.9: Ergebnisse simultaner Schätzungen von Exit- und Re-Entry-Gleichung unter Berücksichtigung unbeobachteter Heterogenität

Logit Simultane Schätzung Random-Effects-Logit	mod. OECD - Skala			
	Parametrische RE-Schätzung		NPML	
	Exit	Re-Entry	Exit	Re-Entry
Region (<i>West=1</i>)	-0,1088 (0,3863)	-0,2778 (0,0017)	0,0431 (0,6112)	-0,3287 (0,0000)
Alter	-0,0033 (0,3049)	0,0048 (0,0768)	-0,0035 (0,2286)	0,0057 (0,0249)
Nationalität (<i>Deutsch=1</i>)	0,5029 (0,0013)	0,0502 (0,6475)	0,4060 (0,0002)	-0,0193 (0,8298)
Anzahl Bildungsjahre	0,0612 (0,0046)	-0,1086 (0,0000)	0,0602 (0,0008)	-0,1076 (0,0000)
Vollzeit (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,3739 (0,0231)	-0,0093 (0,9442)	0,4284 (0,0036)	-0,0136 (0,9153)
Teilzeit (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,1571 (0,3820)	0,0364 (0,8047)	0,2562 (0,1121)	0,0480 (0,7354)
Arbeitslos (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	-0,0324 (0,8469)	0,4953 (0,0010)	0,0373 (0,8023)	0,4993 (0,0006)
Sonst. nicht Erwerbstätige (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	-0,0397 (0,7952)	0,2554 (0,0468)	0,0545 (0,6924)	0,2500 (0,0439)
Single-Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,7014 (0,0013)	0,1737 (0,3162)	-0,5473 (0,0033)	0,1955 (0,2242)
Single-Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,8557 (0,0000)	0,4149 (0,0024)	-0,6154 (0,0000)	0,3505 (0,0055)
Paar m. Ki. (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,4602 (0,0010)	0,3762 (0,0002)	0,4230 (0,0002)	0,3629 (0,0001)
Allein Erziehend Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,6302 (0,0819)	0,1521 (0,5817)	0,2955 (0,3079)	0,1565 (0,5491)
Allein Erziehend Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,1743 (0,3695)	0,4932 (0,0012)	0,0009 (0,9956)	0,4291 (0,0025)
Sonstige (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,3027 (0,1515)	0,5604 (0,0002)	0,3484 (0,0334)	0,5290 (0,0001)
Anzahl Ki. unter 16	-0,0566 (0,1883)	0,1386 (0,0000)	-0,0870 (0,0086)	0,1591 (0,0000)
Gesundheit zufr. (<i>Referenz: Gesund. sehr zufr.</i>)	-0,1580 (0,0337)	-0,0038 (0,9498)	-0,1170 (0,0819)	-0,0380 (0,5118)
Gesundheit nicht zufr. (<i>Referenz: Gesund. sehr zufr.</i>)	-0,2491 (0,0255)	-0,0162 (0,8666)	-0,1847 (0,0663)	-0,0541 (0,5615)
BIP-Wachstum	0,2090 (0,0000)	0,0184 (0,1449)	0,2016 (0,0000)	0,0142 (0,2449)
t=2 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,2053 (0,0199)	-0,5148 (0,0000)	-	-
t=3 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,2426 (0,0522)	-0,8352 (0,0000)	-	-
t=4 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,2360 (0,1533)	-0,9982 (0,0000)	-	-
t=5 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,4516 (0,0347)	-0,9706 (0,0000)	-	-
t > 5 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,4037 (0,0607)	-1,2940 (0,0000)	-	-
ln(t)	-	-	-0,1637 (0,0053)	-0,7149 (0,0000)
Konstante	-0,2930 (0,3851)	-1,7863 (0,0000)	-0,5324 (0,0585)	-1,6383 (0,0000)
AIC	20521,29		20751,53	
$\hat{\lambda}_P$	1,0000		1,0000	
$\hat{\lambda}_N$	-0,6347		-0,6319	
	$\hat{\sigma}_\psi^2 = 3,9002$		$\psi^1 = -1,3305$	
	$\hat{Var}(\xi_g^P) = 3,9002$		$\psi^2 = 1,1589$	
	$\hat{Var}(\xi_g^N) = 1,5714$		$p_1 = 0,4655$	
	$\hat{Cov}(\xi_g^P, \xi_g^N) = -2,4756$		$p_2 = 0,5345$	

Quelle: Eigene Berechnungen, ungewichtete Ergebnisse, Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala.

des Einflusses auf die Übergangswahrscheinlichkeiten. Besonders wenig gefährdet sind weiterhin Personen, die über ein hohes Bildungsniveau, eine Vollzeitberufstätigkeit, die deutsche Staatsbürgerschaft und eine gute Gesundheit verfügen oder aus Familien mit wenigen minderjährigen Kindern stammen. Eine Änderung der statistischen Signifikanz ergibt sich für die Variable „Alter“. Interessanterweise verlieren die Koeffizienten in der Exit-Gleichung, die in den bislang vorgestellten Modellschätzungen fast durchgängig statistisch signifikant waren, ihre Signifikanz, während die Rückfallwahrscheinlichkeiten (schwach) signifikant positiv beeinflusst werden. Die Instabilität der Koeffizienten lässt sich möglicherweise auf die Korrelation des Lebensalters mit anderen Variablen wie z.B. dem Erwerbsstatus oder der gesundheitlichen Zufriedenheit zurückführen.

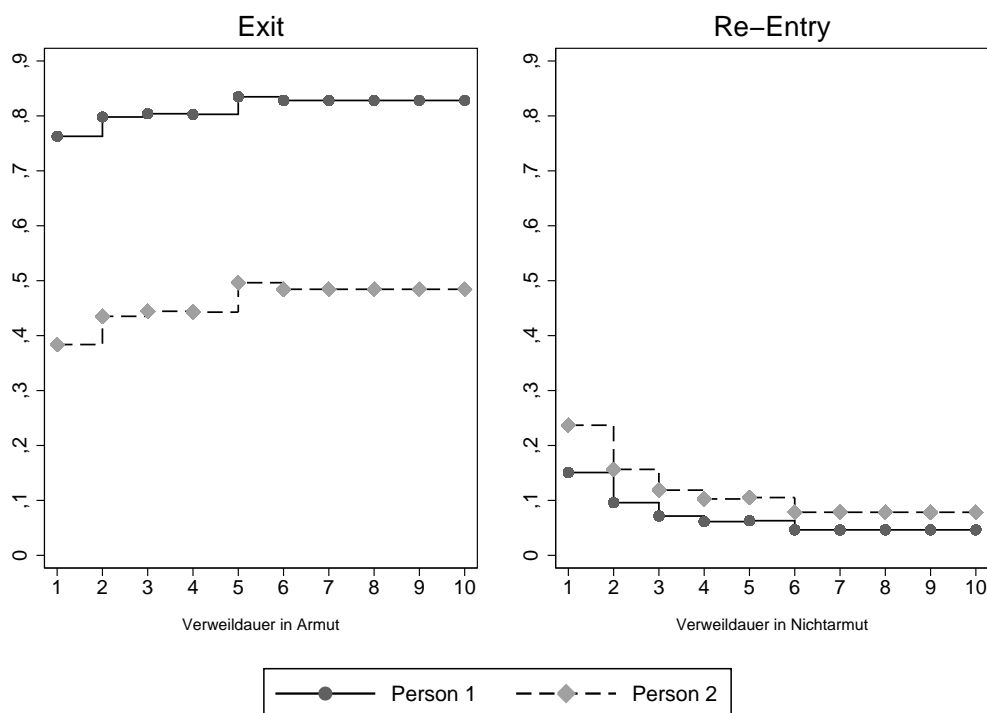
Bei simultaner Schätzung der Verweildauerprozesse und parametrischer Modellierung der unbeobachteten Heterogenität findet man in der Exit-Gleichung keine Bestätigung der Hypothese negativer Verweildauerabhängigkeit von Armut. Die schwach signifikant positiven Koeffizienten für die Verweildauer-Dummies deuten sogar eher auf positive Zeitabhängigkeit hin. Ein fallender Verlauf der Ausstiegswahrscheinlichkeiten zeichnet sich bei der NPML-Schätzung ab. Der Koeffizient der logarithmierten Verweildauer $\ln(t)$ ist negativ und signifikant von null verschieden. Dieser Befund spricht für negative Zeitabhängigkeit. Vergleichsweise unstrittig ist der Verlauf der Rückfallwahrscheinlichkeiten. Sowohl bei parametrischer als auch bei nichtparametrischer RE-Schätzung erhält man hinreichende Evidenz für das Vorliegen negativer Verweildauerabhängigkeit. Man darf also mit gutem Grund davon ausgehen, dass die Wahrscheinlichkeit, in Armut zurückzufallen, umso kleiner ausfällt, je länger eine Person bereits über ein Einkommen oberhalb der Armutsgrenze verfügt. Um die Verweildauerabhängigkeit der Prozesse zu veranschaulichen, werden auf Basis der simultanen parametrischen Random-Effects-Schätzung Übergangswahrscheinlichkeiten für zwei synthetische Personen mit unterschiedlichen Eigenschaften prognostiziert. Person 1 zeichnet sich durch dieselben Eigenschaften aus wie die Person, deren Übergangswahrscheinlichkeiten im vorangegangenen Kapitel prognostiziert wurden: wohnhaft in Westdeutschland, deutsche Nationalität, durchschnittliches Alter, durchschnittliche Bildung, vollzeiterwerbstätig, lebt in einer Familie mit durchschnittlicher

Anzahl Kindern unter 16, zufrieden mit der eigenen Gesundheit. Für das gesamtwirtschaftliche Wachstum wird ebenso ein Durchschnittswert angesetzt wie für die unbeobachtete Heterogenität, was im letztgenannten Fall einem Wert von $E(\psi_g) = 0$ entspricht⁴⁰. Zum Vergleich werden Exit und Re-Entry Rates einer Person 2 prognostiziert, die aufgrund der folgenden Eigenschaften längere Armuts- und kürzere Nichtarmutsdauern zu erwarten hat: wohnhaft in Westdeutschland, Ausländer, durchschnittliches Alter, durchschnittliche Bildung, arbeitslos gemeldet, weiblicher Allein-Erziehenden-Haushalt mit durchschnittlicher Kinderzahl, unzufrieden mit der eigenen Gesundheit. Auch bei Berechnung der Übergangswahrscheinlichkeiten von Person 2 werden für das BIP-Wachstum und die unbeobachtete Heterogenität Durchschnittswerte angesetzt. Es sei darauf hingewiesen, dass bei der Prognose der Übergangswahrscheinlichkeiten unterstellt wird, dass die Eigenschaften der Personen über die Zeit konstant bleiben.

Wie erwartet, besitzt die deutsche, vollzeiterwerbstätige Person 1 deutlich bessere Ausstiegchancen sowie geringere Rückfallwahrscheinlichkeiten als die arbeitslose, allein erziehende Person 2. Auch die unterschiedliche Art der Zeitabhängigkeit in Exit- und Re-Entry-Gleichung kommt in Abb. 4.12 zum Ausdruck. Wenn man die Übergangswahrscheinlichkeiten auf Basis der NPML-Schätzung prognostiziert, kann für die beiden oben beschriebenen Personen jeweils noch unterschieden werden, ob sie der Gruppe 1 (mit Realisation ψ_1) oder der Gruppe 2 (mit Realisation ψ_2) angehören. Abb. 4.13 zeigt, dass eine Person, die aufgrund ihrer unbeobachteten haushaltsspezifischen Eigenschaften der Gruppe 1 zuzuordnen ist, einerseits sehr viel geringere Ausstiegswahrscheinlichkeiten und andererseits höhere Rückfallwahrscheinlichkeiten aufweist als eine Person aus Gruppe 2 mit denselben Werten für die beobachtbaren Eigenschaften. Diese Differenz fällt sogar bedeutender aus als der Unterschied zwischen den Hazardraten der Personen 1 und 2, wenn man Zugehörigkeit zur selben latenten Gruppe voraussetzt. Auch BIEWEN (2003) hebt die besondere Bedeutung nicht beobachtbarer Heterogenität hervor, wenn er feststellt „[...] that the influence of unobserved differences was even bigger than that of observed ones.“ (BIEWEN 2003: 17)

⁴⁰Gegen dieses übliche Vorgehen kann man einwenden, dass bei Spezifikation einer stetigen Verteilung für ψ_g die Wahrscheinlichkeit, dass eine Person genau den Wert $\psi_g = 0$ aufweist, gleich null ist.

Abbildung 4.12: Prognostizierte Exit und Re-Entry Rates auf Basis einer simultanen, parametrischen RE-Schätzung für zwei verschiedene Personen

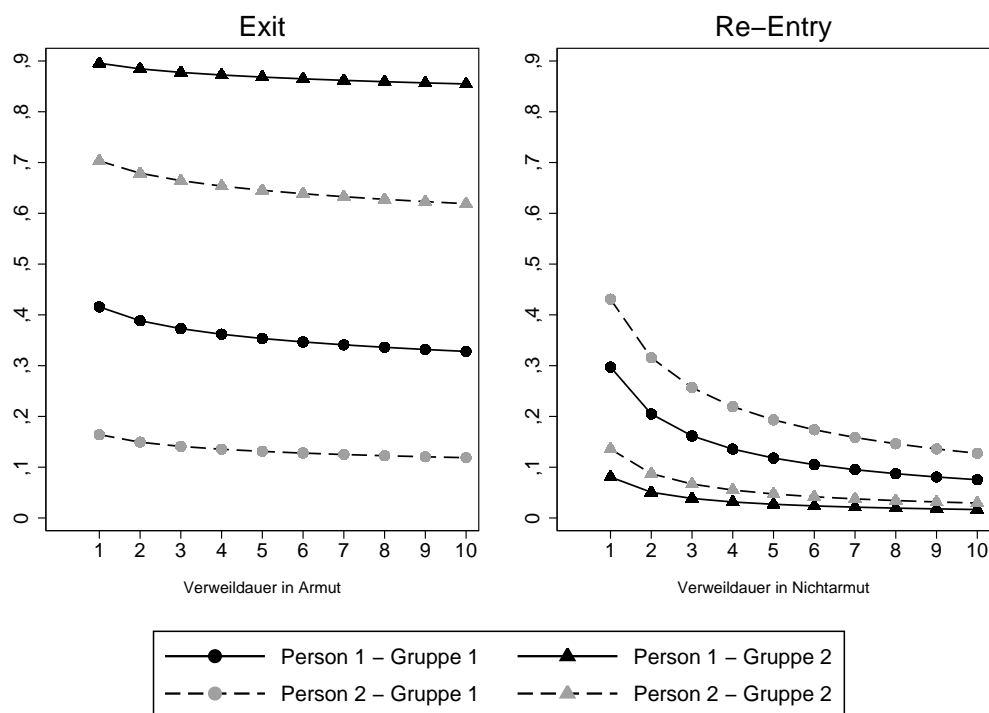


Quelle: Eigene Berechnungen, parametrische RE-Schätzung, Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala.

Als eine Alternative zur Illustration der Schätzergebnisse wird u.a. von DEVICENTI (2002) und BIEWEN (2003) vorgeschlagen, auf Basis der geschätzten Exit- und Re-Entry Rates die Anzahl an Armutsjahren für verschiedene Personen zu simulieren. Die Grundidee dieser Mikrosimulation ist vom Prinzip dieselbe, die auch in Kap. 4.2.2.1 zur Anwendung kommt. Da von einer solchen Simulation im vorliegenden Fall keine grundsätzlich neuen Erkenntnisse zu erwarten sind, wird im Weiteren auf diese Art der Veranschaulichung der Schätzergebnisse verzichtet⁴¹. Im folgenden Kapitel wird abschließend geprüft, ob sich an den hier gewonnenen Erkenntnissen grundsätzliche Änderungen ergeben, wenn die Art der Grenzbestimmung oder die Episodendefinition variiert wird.

⁴¹Mit einer solchen Simulation ist es zwar möglich, aus den geschätzten Übergangswahrscheinlichkeiten die Gesamtarmutsdauer verschiedener Personen innerhalb eines bestimmten Zeitraums zu simulieren, doch muss dazu unterstellt werden, dass die Eigenschaften der Personen über die gesamte Zeit konstant bleiben.

Abbildung 4.13: Prognostizierte Exit und Re-Entry Rates auf Basis einer simultanen NPML-Schätzung für zwei verschiedene Personen



Quelle: Eigene Berechnungen, nichtparametrische RE-Schätzung, Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala.

4.3.3 Sensitivitätsanalysen

Einige Sensitivitätsbetrachtungen wurden bereits in den vorangegangenen Kapiteln angestellt. So wurde bei den Modellschätzungen in Tab. 4.7 durch Vergleichsberechnungen der Einfluss der Äquivalenzskala untersucht. Wie erwartet fällt der Einfluss der Bedarfsgewichtung für allein Stehende, allein Erziehende und Personen aus Haushalten mit vielen minderjährigen Kindern besonders stark aus. Auf eine weitere Untersuchung der Auswirkungen unterschiedlicher Äquivalenzskalen wird in diesem Abschnitt verzichtet. Weiter wird bei den RE-Schätzungen in Tab. 4.8 und Tab. 4.9 zwischen parametrischer und nicht-parametrischer Modellierung der unbeobachteten Heterogenität differenziert. Es wird deutlich, dass sich die Wahl der Mischverteilung (stetig vs. diskret) nur geringfügig auf die Schätzung der strukturellen Parameter auswirkt. Hin-

gegen reagiert die Schätzung der Grundhazardrate vergleichsweise sensitiv auf die Wahl der Mischverteilung.

In diesem Abschnitt wird geprüft, wie sich die bedingten Übergangswahrscheinlichkeiten entwickeln, wenn a) die Armutsgrenze als 60% des Modus der Äquivalenzeinkommensverteilung fixiert wird oder b) zur Episodenkonstruktion das in Kap. 4.1 beschriebene Korrekturverfahren verwendet wird. Tab. 4.10 zeigt die Parameter einer separaten Schätzung von Exit- und Re-Entry-Gleichung unter Berücksichtigung (parametrischer) unbeobachteter Heterogenität. Den bekannten Schätzergebnissen bei Armutsmessung mit der 60%-Median-Grenze werden die geschätzten Koeffizienten gegenübergestellt, die man erhält, wenn anstelle des Median der Modus zur Bestimmung der Armutsgrenze gewählt wird. Die niedrigere 60%-Modus-Grenze führt dazu, dass deutlich weniger Personen als arm eingestuft werden und somit die Anzahl verfügbarer Armutsepisoden zurückgeht. Eine kleinere Risikomenge führt schließlich zu größeren Standardfehlern bei der Schätzung, was sich indirekt auf die Signifikanz der Koeffizienten auswirkt. Aus den Sensitivitätsberechnungen in Kap. 4.2.3 ist bekannt, dass die niedrigere Armutsgrenze zwar einerseits zu einer kleineren Risikomenge führt, es aber gleichzeitig relativ mehr Personen gelingt, die niedrigere Armutsgrenze zu überwinden, was letztlich zu geringfügig höheren Aus- und niedrigeren Wiedereintrittswahrscheinlichkeiten führt. Unter der Annahme, dass alle Personen gleichermaßen von der niedrigeren Armutsgrenze profitieren, sollten die bedingten Exit Rates gleichmäßig zunehmen, während die bedingten Re-Entry Rates gleichmäßig zurückgehen. Für die meisten Einflussfaktoren ist weder in der Exit- noch in der Re-Entry-Gleichung eine wesentliche Veränderung der geschätzten Koeffizienten festzustellen. Ein Vergleich der Konfidenzintervalle in beiden Schätzungen zeigt, dass selbst der starke Rückgang des Einflusses der Nationalität auf die Ausstiegswahrscheinlichkeit nicht als statistisch signifikant angesehen werden kann⁴². Insgesamt kann man festhalten, dass der Übergang von der 60%-Median- zur 60%-Modus-Grenze zu geringfügig höheren Exit und niedrigeren Re-Entry Rates führt. Die Erkenntnisse über den Einfluss verschiedener erklärender Variablen bleiben im Wesentlichen unberührt.

⁴²Die Signifikanzaussage wird aus dem beobachteten Schnitt der 95%-Konfidenzintervalle für den Koeffizienten der Variable Nationalität abgeleitet.

Tabelle 4.10: Ergebnisse separater Schätzungen von Exit- und Re-Entry-Gleichung unter Berücksichtigung unbeobachteter Heterogenität bei Verwendung der 60%-Modus-Grenze

Separate Schätzung Random-Effects-Logit	Exit		Re-Entry	
	Median	Modus	Median	Modus
Region (<i>West=1</i>)	-0,1110 (0,3324)	-0,1510 (0,2744)	-0,4049 (0,0001)	-0,3435 (0,0063)
Alter	-0,0077 (0,0168)	-0,0060 (0,1284)	0,0008 (0,7988)	0,0037 (0,3037)
Nationalität (<i>Deutsch=1</i>)	0,3516 (0,0194)	0,0198 (0,9132)	-0,1014 (0,4370)	-0,1652 (0,2946)
Anzahl Bildungsjahre	0,0703 (0,0010)	0,0420 (0,1017)	-0,1234 (0,0000)	-0,1291 (0,0000)
Vollzeit (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,4250 (0,0100)	0,5573 (0,0080)	0,0277 (0,8524)	0,1021 (0,5725)
Teilzeit (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,2256 (0,2096)	0,3689 (0,1003)	0,1245 (0,4479)	0,4426 (0,0246)
Arbeitslos (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,0631 (0,7071)	0,1414 (0,4983)	0,5886 (0,0004)	0,6181 (0,0015)
Sonst. nicht Erwerbstätige (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,1071 (0,4847)	0,2391 (0,2123)	0,3628 (0,0115)	0,3967 (0,0216)
Single-Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,6643 (0,0012)	-0,5542 (0,0184)	0,3081 (0,1166)	0,6031 (0,0079)
Single-Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,6840 (0,0001)	-0,2445 (0,2328)	0,6330 (0,0001)	0,5368 (0,0043)
Paar m. Ki. (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,3966 (0,0046)	0,5329 (0,0020)	0,5240 (0,0000)	0,4108 (0,0048)
Allein Erziehend Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,5656 (0,1018)	0,3348 (0,4033)	0,2563 (0,4033)	0,7414 (0,0307)
Allein Erziehend Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,1027 (0,5918)	-0,3008 (0,1808)	0,7625 (0,0000)	0,6206 (0,0028)
Sonstige (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,4282 (0,0450)	0,5914 (0,0198)	0,8841 (0,0000)	0,4246 (0,0569)
Anzahl Kinder u. 16	-0,0997 (0,0253)	-0,0298 (0,5917)	0,1709 (0,0000)	0,1491 (0,0010)
Gesundheit zufr. (<i>Referenz: Gesund. sehr zufr.</i>)	-0,1907 (0,0102)	-0,1496 (0,1095)	-0,0198 (0,7614)	0,0830 (0,3118)
Gesundheit nicht zufr. (<i>Referenz: Gesund. sehr zufr.</i>)	-0,2978 (0,0077)	-0,4053 (0,0033)	-0,0518 (0,6259)	0,1109 (0,3831)
BIP-Wachstum	0,2195 (0,0000)	0,2553 (0,0000)	0,0256 (0,0555)	0,0365 (0,0271)
t=2 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,1914 (0,0164)	0,0728 (0,4684)	-0,4036 (0,0000)	-0,5504 (0,0000)
t=3 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,2389 (0,0332)	0,1526 (0,2900)	-0,6444 (0,0000)	-0,5273 (0,0000)
t=4 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,2162 (0,1546)	0,2686 (0,1762)	-0,7331 (0,0000)	-0,8184 (0,0000)
t=5 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,4632 (0,0190)	0,2957 (0,2641)	-0,6502 (0,0000)	-0,6875 (0,0000)
t > 5 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,3614 (0,0583)	0,5821 (0,0201)	-0,8390 (0,0000)	-0,7499 (0,0000)
Konstante	-0,5833 (0,0792)	-0,2005 (0,6240)	-2,1233 (0,0000)	-2,6074 (0,0000)
AIC	9105,8	5971,4	11425,3	7589,3
$\hat{\sigma}_\xi$	1,6028	1,6168	1,3993	1,4439
$\hat{\rho}$	0,4385***	0,4428***	0,3731***	0,3879***

Quelle: Eigene Berechnungen, Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala.

*** signifikant von null verschieden auf dem 1% Signifikanzniveau

Um zu vermeiden, dass geringe Einkommensschwankungen das Ende oder den Beginn einer Armutsphase begründen, wird vorgeschlagen, einen Armutsfall erst dann als beendet anzusehen, wenn das Äquivalenzeinkommen die Armutsgrenze um mehr als 10% übersteigt. Analog dazu endet eine Nichtarmutsphase erst, wenn das bedarfsgewichtete Pro-Kopf-Einkommen kleiner ausfällt als 90% der Einkommensgrenze. Eine solche Korrektur führt aufgrund der strengeren Anforderungen an einen Zustandswechsel zu geringeren Exit und Re-Entry Rates. Um zu analysieren, ob sich die veränderte Episodendefinition nachhaltig auf die Ergebnisse der multivariaten Analysen der vorangegangenen Kapitel auswirkt, werden in Tab. 4.11 die Ergebnisse einer separaten Schätzung von Exit- und Re-Entry-Gleichung unter Berücksichtigung unbeobachteter haushaltsspezifischer Heterogenität präsentiert.

Es zeigt sich, dass auch eine geänderte Episodendefinition keine bedeutsame Veränderung der geschätzten Koeffizienten hervorruft. Die meisten Koeffizienten reagieren nur marginal auf die strengeren Anforderungen für einen Zustandswechsel. Für die Variablen „Region“ und „weibl. allein Erziehend“ ändert sich in der Exit-Gleichung und für die Variable „Zufriedenheit mit der Gesundheit“ in der Re-Entry-Gleichung das Vorzeichen des geschätzten Koeffizienten. Die hohen P-Werte signalisieren jedoch in allen Fällen, dass sich die Koeffizienten auch bei veränderter Episodenkonstruktion nicht signifikant von null unterscheiden. Der beobachtete Vorzeichenwechsel kann somit nicht als signifikante Änderung der ökonomischen Ergebnisse interpretiert werden. Die vorliegende Schätzung bestätigt die Erkenntnis von JENKINS und RIGG (2001), die anhand britischer Daten ebenfalls keinen signifikanten Einfluss einer „strengeren“ Episodendefinition ausmachen können.

Insgesamt erweisen sich die Schätzergebnisse der multivariaten Verweildauermodelle als robust gegenüber der Variation verschiedener Annahmen. Weder die Festlegung der Armutsgrenze (60%-Median vs. 60%-Modus) noch eine strengere Episodendefinition (mit vs. ohne Korrektur) bewirken eine signifikante Veränderung der inhaltlichen Ergebnisse. Auch die Wahl der Mischverteilung (Normalverteilung vs. Zwei-Punkt-Verteilung) übt keinen maßgeblichen Einfluss auf die geschätzte Bedeutung der einzelnen Einflussfaktoren aus. Lediglich bei der Schätzung der Grundhazardrate ist eine gewisse Sensi-

Tabelle 4.11: Ergebnisse separater Schätzungen von Exit- und Re-Entry-Gleichung unter Berücksichtigung unbeobachteter Heterogenität bei Verwendung verschiedener Episodendefinitionen

Separate Schätzung Random-Effects-Logit	Exit		Re-Entry	
	ohne	mit	ohne	mit
Region (<i>West=1</i>)	-0,1110 (0,3324)	0,0770 (0,5398)	-0,4049 (0,0001)	-0,3966 (0,0008)
Alter	-0,0077 (0,0168)	-0,0089 (0,0085)	0,0008 (0,7988)	-0,0019 (0,5809)
Nationalität (<i>Deutsch=1</i>)	0,3516 (0,0194)	0,4134 (0,0104)	-0,1014 (0,4370)	-0,0587 (0,6914)
Anzahl Bildungsjahre	0,0703 (0,0010)	0,0818 (0,0003)	-0,1234 (0,0000)	-0,1358 (0,0000)
Vollzeit (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,4250 (0,0100)	0,5131 (0,0037)	0,0277 (0,8524)	0,0898 (0,6081)
Teilzeit (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,2256 (0,2096)	0,2794 (0,1447)	0,1245 (0,4479)	0,3486 (0,0685)
Arbeitslos (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,0631 (0,7071)	0,1073 (0,5551)	0,5886 (0,0004)	0,6383 (0,0010)
Sonst. nicht Erwerbstätige (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,1071 (0,4847)	0,2367 (0,1521)	0,3628 (0,0115)	0,3742 (0,0264)
Single-Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,6643 (0,0012)	-0,3393 (0,1245)	0,3081 (0,1166)	0,6387 (0,0041)
Single-Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,6840 (0,0001)	-0,5499 (0,0033)	0,6330 (0,0001)	0,7144 (0,0001)
Paar m. Ki. (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,3966 (0,0046)	0,5024 (0,0007)	0,5240 (0,0000)	0,5176 (0,0002)
Allein Erziehend Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,5656 (0,1018)	0,8245 (0,0276)	0,2563 (0,4033)	0,7255 (0,0262)
Allein Erziehend Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,1027 (0,5918)	0,1099 (0,5925)	0,7625 (0,0000)	0,8141 (0,0001)
Sonstige (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,4282 (0,0450)	0,8235 (0,0002)	0,8841 (0,0000)	0,9251 (0,0000)
Anzahl Kinder u. 16	-0,0997 (0,0253)	-0,1653 (0,0006)	0,1709 (0,0000)	0,1554 (0,0003)
Gesundheit zufr. (<i>Referenz: Gesund. sehr zufr.</i>)	-0,1907 (0,0102)	-0,1407 (0,0685)	-0,0198 (0,7614)	-0,0069 (0,9288)
Gesundheit nicht zufr. (<i>Referenz: Gesund. sehr zufr.</i>)	-0,2978 (0,0077)	-0,2680 (0,0237)	-0,0518 (0,6259)	0,1990 (0,0954)
BIP-Wachstum	0,2195 (0,0000)	0,2165 (0,0000)	0,0256 (0,0555)	0,0220 (0,1657)
t=2 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,1914 (0,0164)	0,2241 (0,0074)	-0,4036 (0,0000)	-0,2793 (0,0022)
t=3 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,2389 (0,0332)	0,5100 (0,0000)	-0,6444 (0,0000)	-0,4740 (0,0000)
t=4 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,2162 (0,1546)	0,6074 (0,0000)	-0,7331 (0,0000)	-0,5392 (0,0000)
t=5 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,4632 (0,0190)	0,7024 (0,0001)	-0,6502 (0,0000)	-0,5656 (0,0001)
t > 5 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,3614 (0,0583)	0,8444 (0,0000)	-0,8390 (0,0000)	-0,4259 (0,0001)
Konstante	-0,5833 (0,0792)	-1,5233 (0,0000)	-2,1233 (0,0000)	-2,9392 (0,0000)
AIC	9105,7813	8874,2031	11425,3125	8826,5996
$\hat{\sigma}_\xi$	1,6028	1,8051	1,3993	1,5003
$\hat{\rho}$	0,4385***	0,4976***	0,3731***	0,4062***

Quelle: Eigene Berechnungen, Bedarfsgewichtung mit der mod. OECD-Skala.

*** signifikant von null verschieden auf dem 1% Signifikanzniveau

vität hinsichtlich der verwendeten Mischverteilung festzustellen. Von der Wahl der Äquivalenzskala (mod. OECD-Skala vs. BSHG-Skala) geht der erwartete Einfluss auf die verschiedenen Einflussfaktoren aus. Die Ausstiegswahrscheinlichkeiten von Menschen aus kleinen Haushalten (männliche und weibliche Singles, Haushalte ohne Kinder) fallen bei Verwendung der mod. OECD-Skala deutlicher kleiner aus als bei der für kleine Haushalte günstigen BSHG-Skala. Gleichzeitig fallen die Rückfallwahrscheinlichkeiten großer Haushalte (Paare mit Kindern) bei Verwendung der BSHG-Skala systematisch größer aus.

4.4 Zusammenfassung

Im Mittelpunkt von Kap. 4 steht die Analyse von Armutsverläufen. Mit Hilfe verschiedener Methoden wird versucht, Erkenntnisse über die Dauer von Armut sowie die Übergangswahrscheinlichkeiten zwischen den Zuständen Armut und Nichtarmut zu gewinnen. Es wird untersucht, welche personellen bzw. haushaltsstrukturellen Eigenschaften und gesamtwirtschaftlichen Rahmenbedingungen mit niedrigen Ausstiegs- und hohen Rückfallwahrscheinlichkeiten verbunden sind. In Tab. 4.12 werden die Ergebnisse der Analyse in dem aus Tab. 4.5 bekannten Vier-Felder-Schema zusammengefasst.

Als zentrale Zielgruppe sozialpolitischer Armutsbekämpfung werden diejenigen Personen identifiziert, die aufgrund geringer Ausstiegs- und hoher Rückfallrisiken am längsten in Armut leben. Nichterwerbstätige (registrierte Arbeitslose und sonstige Nichterwerbstätige), Personen mit geringem Bildungsstand und Personen aus Familien mit vielen Kindern zählen besonders häufig zu den Problemfällen. Auch allein Stehende und allein erziehende Frauen müssen überdurchschnittlich häufig mit langen Armutsphasen rechnen, die höchstens durch kurze Nichtarmutsepisoden unterbrochen werden. Im Gegensatz dazu zeigt sich, dass vollzeiterwerbstätige Personen mit hohem Bildungsstand, die zudem wenige minderjährige Kinder zu versorgen haben, über die besten Arbeitsmarktchancen verfügen. Diese Personen fallen höchstens kurzfristig unter die Armutsgrenze. Neben den besonderen Problemfällen ist auch die Gruppe der Stayer von einigem Interesse für die Sozialpolitik. Alte Menschen (Rentner, Pensionäre, etc.), sind zwar aufgrund ihrer immobilen Alterseinkommen kaum

Tabelle 4.12: Zusammenfassung der Schätzergebnisse von Exit- und Re-Entry-Gleichung

		RE-ENTRY	
		+	-
EXIT	+	Mover: Paare mit Kindern, [starkes Wirtschaftswachstum]	Kurzfristig Arme: Vollzeiterwerbstätige, Hochqualifizierte, (deutsche Staatsbürger)
	-	Problemgruppe: Geringqualifizierte, Arbeitslose, sonst. nicht Erwerbstätige, allein Stehende (Frauen), kinderreiche Familien, allein erziehende Frauen	Stayer: Rentner, alte Menschen, (Westdeutsche)

gefährdet in Armut abzurutschen. Sollte das (bedarfsgewichtete) Haushaltseinkommen älterer Menschen aber doch unter eine Einkommensgrenze fallen, bieten sich meist nur geringe Chancen, diesen Zustand wieder zu überwinden. Obwohl nur vergleichsweise wenige alte Menschen von Armut betroffen sind, benötigen die Betroffenen dennoch sozialstaatliche Unterstützung, da für sie ansonsten lange Armutsphasen zu erwarten sind. Anders stellt sich die Lage für Paare mit Kindern dar. Die bedarfsgewichteten Pro-Kopf-Einkommen von Personen aus solchen Haushalten weisen Mobilität nach oben und nach unten auf, so dass weder Armuts- noch Nichtarmutsphasen von langer Dauer sein sollten. Diese Mobilität kann darauf zurückgeführt werden, dass in solchen Gemeinschaften besonders häufig Veränderungen der Haushaltsstruktur oder der Erwerbsbeteiligung der Mitglieder eintreten können, die das Äquivalenzeinkommen beträchtlich nach unten (z.B. durch Geburt eines Kindes, Aufgabe der Erwerbstätigkeit eines Erwachsenen) oder nach oben (z.B. durch den Auszug eines Kindes, Aufnahme einer Erwerbstätigkeit durch einen Erwachsenen oder ein Kind) bewegen. In Jahren mit starkem Wirtschaftswachstum ist ebenfalls mit hohen Exit und hohen Re-Entry Rates zu rechnen. Da es sich beim BIP-Wachstum nicht um eine personelle oder haushaltsspezifische Eigenschaft

handelt, passt diese Größe eigentlich nicht in die Systematik von Tab. 4.12. Sie steht daher in eckigen Klammern.

Mit Hilfe von Random-Effects-Schätzungen kann nachgewiesen werden, dass die Übergangswahrscheinlichkeiten nicht nur von beobachteten, sondern auch von unbeobachteten Faktoren beeinflusst werden. Der Effekt unbeobachteter haushaltsspezifischer Heterogenität ist dabei in allen Gleichungen hoch signifikant und fällt teils sogar stärker aus als der Effekt beobachteter Variablen. Diese Erkenntnis, dass ein nicht unbeträchtlicher Teil der Variation der Hazardraten auf nicht beobachtete haushaltsspezifische Heterogenität zurückzuführen ist, bietet einen interessanten Ansatzpunkt für weitere Forschung. Man könnte beispielsweise versuchen, durch Aufnahme entsprechender Fragen in den Fragenkatalog des SOEP, „weiche“ Informationen über Familientraditionen oder Wertvorstellungen der Haushalte zu gewinnen. Diese Informationen können dann evt. dazu beitragen, die Gruppe der Personen mit langen Armuts- und kurzen Nichtarmutsepisoden präziser zu identifizieren und die Bekämpfung von Langzeitarmut effizienter zu gestalten.

Die Frage, ob Exit und Re-Entry Rates mit zunehmender Verweildauer im betreffenden Zustand zu- oder abnehmen, stellt einen wichtigen Forschungsaspekt dieser Arbeit dar. Univariate Analysen, bei denen über jegliche Heterogenität aggregiert wird, liefern starke Evidenz für negative Verweildauerabhängigkeit der Übergangswahrscheinlichkeiten. Aufgrund der nicht berücksichtigten Heterogenität ist jedoch davon auszugehen, dass der empirische Befund keine echte, sondern vielmehr scheinbare Zeitabhängigkeit zum Ausdruck bringt. Wenn im Rahmen multivariater Analysen für beobachtete und nicht beobachtete Heterogenität kontrolliert wird, weisen zumindest die Ausstiegswahrscheinlichkeiten aus Armut keine negative Zeitabhängigkeit mehr auf. Bei Betrachtung der Rückfallwahrscheinlichkeiten zeigt sich jedoch selbst dann noch hinreichende Evidenz für negative Verweildauerabhängigkeit. Dieses Ergebnis ist vor allem deshalb interessant, da sich daraus unterschiedliche Handlungsempfehlungen für die sozialpolitische Behandlung von Armutsfällen ableiten lassen. Für schlechtere Ausstiegchancen sind in erster Linie die besonderen Eigenschaften der armen Personen verantwortlich. Maßnahmen, die darauf zielen, den Betroffenen möglichst schnell durch pauschale finanzielle Unterstützung

über die Armutsgrenze zu verhelfen, dürften daher langfristig nicht erfolgreich sein, da bei Wegfall der Unterstützung aufgrund der risikoe erhöhenden Eigenschaften der Betroffenen eine schnelle Rückkehr in Armut zu befürchten ist. Hingegen ist von Maßnahmen, die direkt an den „Problemfaktoren“ ansetzen, auf lange Sicht eine Reduzierung langer Armutphasen zu erwarten. Zu solchen Maßnahmen zählen z.B. die Weiterbildung geringqualifizierter Arbeitsloser, die Verbesserung der Vereinbarkeit von Beruf und Familie sowie allgemein eine stärkere Familienförderung. Die Ergebnisse obiger Schätzungen belegen deutlich, dass die Wahrscheinlichkeit, in Armut zurückzufallen, c.p. mit zunehmender Verweildauer jenseits der Armutsgrenze abnimmt. Nach überstandener Armut könnte es daher aus sozialpolitischer Sicht durchaus sinnvoll sein, die betroffenen Personen für ein oder zwei Jahre weiter zu begleiten, um einen Rückfall in Armut zu verhindern.

Kapitel 5

Fazit und Ausblick auf weitere Forschung

Seit in den USA zu Beginn der 80er Jahre die ersten empirischen Analysen zur Dynamik von Armut vorgelegt wurden, gilt es als unbestritten, dass die dynamische Perspektive einen zentralen Aspekt von Armut in einer Gesellschaft darstellt. Ausgehend von der Pionierarbeit von BANE und ELLWOOD (1986) tragen immer mehr empirische Arbeiten, die sich dem Thema aus verschiedenen Richtungen nähern, zu einem besseren Verständnis der Dynamik von Armut bei. Die bisher durchgeführten Studien zur Dynamik von Armut weisen verschiedene Schwächen oder Einschränkungen auf. So wird in den meisten empirischen Studien nur ein bestimmter Aspekt der Dynamik von Armut betrachtet. Viele Arbeiten konzentrieren sich ausschließlich auf die Analyse der Dauer zusammenhängender Armutsphasen, während wieder andere das Ausmaß chronischer Armut messen, indem sie die Anzahl an Jahren in Armut oder die Höhe des Durchschnittseinkommens innerhalb eines vorgegebenen Analysezeitraums erfassen. Selten werden hingegen beide Aspekte der Dynamik von Armut vergleichend analysiert. Gerade dies stellt ein Hauptanliegen der vorgelegten Studie dar. Neben der einseitigen Konzentration auf einen bestimmten Aspekt der zeitlichen Dimension von Armut weisen die bestehenden Arbeiten zu diesem Thema noch weitere Schwachstellen auf. So wird in den meisten Studien genau eine Armutsgrenze verwendet und zur Be-

darfsgewichtung der Haushaltseinkommen nur eine bestimmte Äquivalenzskala herangezogen. Da aber sowohl die Festlegung der Armutsgrenze als auch die Wahl der Äquivalenzskala eine normative Setzung darstellt, deren Richtigkeit nicht abschließend beurteilt werden kann, entsteht für empirische Arbeiten die Notwendigkeit, durch Vergleichsberechnungen ein breites Spektrum an möglichen Werthaltungen über die Höhe der Armutsgrenze bzw. die Höhe des Bedarfs weiterer Haushaltsmitglieder abzudecken. Daher kommen in den empirischen Untersuchungen in dieser Arbeit stets drei verschiedene Armutsgrenzen zur Anwendung. Neben zwei verteilungsorientierten Grenzen, die sich bezüglich der verwendeten Äquivalenzskalen unterscheiden, wird mit der simulierten Sozialhilfeschwelle auch eine politisch-administrative Armutsgrenze bestimmt. Vergleichsberechnungen zeigen, wie sensitiv verschiedene Analyseergebnisse reagieren, wenn die Äquivalenzskala variiert wird oder wenn anstelle der „klassischen“ 60%-Median-Grenzen die simulierte Sozialhilfeschwelle zur Armutsmessung verwendet wird. Da es bislang noch keine empirischen Studien zur Dynamik von Sozialhilfebedürftigkeit in Deutschland gibt, liefern die Analysen mit dieser Armutsgrenze insbesondere Erkenntnisse darüber, wie lange Sozialhilfebedürftigkeit durchschnittlich andauert und welche Personen über mehrere Jahre hinweg berechtigt sind, Hilfe zum Lebensunterhalt zu beziehen. Ein weiterer Kritikpunkt an früheren Studien besteht darin, dass die auf Basis von Stichprobendaten gewonnenen Erkenntnisse über chronische Armut oder die Dauer von Armutsepisoden häufig rein deskriptiv interpretiert werden und somit Stichprobenfehler unberücksichtigt bleiben. Auch beschränken sich viele Studien auf eine undifferenzierte Analyse der Gesamtbevölkerung, bei der die Unterschiedlichkeit der individuellen Armutsverläufe verborgen bleibt.

In dieser Arbeit werden univariate Vergleiche der Armutsdynamik in verschiedenen Teilpopulationen durchgeführt. Diese Gruppenvergleiche werden systematisch durch differenziertere multivariate Analysen ergänzt. Die dazu verwendeten Methoden aus dem Bereich der Mikroökonomie bieten die Möglichkeit, den Einfluss einzelner Faktoren unter Konstanthaltung der übrigen beobachtbaren Determinanten zu untersuchen. Für die einzelnen Koeffizienten werden Konfidenzintervalle berechnet und Hypothesentests durchgeführt, so dass inferenzstatistische Aussagen über die Dynamik von Armut gemacht werden können. Es ist zu erwarten, dass Faktoren existieren, die die individuelle Dyna-

mik von Armut beeinflussen, aber in den vorliegenden Daten nicht erfasst oder überhaupt nicht beobachtbar sind. Im Vergleich zu bisherigen Studien stellt vor allem die Art, wie mit dieser unbeobachteten Heterogenität der Untersuchungseinheiten umgegangen wird, eine wesentliche methodische Erweiterung dar. Durch die Ausnutzung der Information aus der hierarchischen Datenstruktur gelingt es, unbeobachtete Heterogenität auf Haushalts- und Personenebene zu identifizieren.

Das Vorgehen in dieser Arbeit gestaltet sich wie folgt: Nach einer kurzen Einführung zum Thema und einer Vorstellung der wichtigsten forschungsleitenden Fragen werden in Kap. 2 die Grundlagen für die empirischen Analysen der Folgekapitel gelegt. Es wird ausführlich erörtert, was in dieser Arbeit unter Armut verstanden wird, wie die Bedarfsgewichtung der Haushaltseinkommen vorgenommen wird und wie die Einkommensgrenzen im Einzelnen festgelegt werden. Daran anschließend wird die verwendete Datenbasis vorgestellt, bevor zum Schluss dieses Kapitels mögliche Determinanten hinsichtlich des zu erwartenden Einflusses auf Dauer und Dynamik von Armut beleuchtet werden. Kap. 3 widmet sich der empirischen Analyse chronischer Armut in Deutschland. Hierzu wird aus der Gesamtheit der verfügbaren Panelwellen des SOEP ein vier Jahre umfassender Analysezeitraum (1999-2002) ausgewählt. Es zeigt sich, dass ca. 20% der Bevölkerung innerhalb dieses Analysezeitraums in mindestens einem Jahr arm sind. Damit liegt dieser Anteil deutlich über den Armutsquoten, die in den einzelnen Jahren je nach Armutsgrenze zwischen 10% und 14% betragen. Von den 20%, die in zumindest einem Jahr ein Äquivalenzeinkommen unterhalb der Armutsgrenze aufweisen, ist ca. ein Drittel in mehr als zwei Jahren arm. Armut ist also vor allem ein temporäres Phänomen, das zwar viele Menschen betreffen kann, sich aber nur bei wenigen Personen zu einem chronischen Zustand entwickelt. Für die verschiedenen Quoten chronischer Armut erhält man im Jahr 2002 je nach verwendeter Armutsgrenze Werte zwischen 4% und 8%, die deutlich unterhalb der Werte für die statischen Armutsquoten liegen.

Die „optimistischen“ Erkenntnisse über das Ausmaß chronischer Armut müssen aber aufgrund der Resultate der disaggregierten uni- und multivariaten Analysen relativiert werden. Diese zeigen nämlich, dass sich chronische Armut nicht

homogen über die Bevölkerung verteilt, sondern in besonderem Maße Personen mit speziellen Eigenschaften betrifft, die sich hinsichtlich des Risikos, chronisch arm zu sein, als problematisch erweisen. Vor allem junge Menschen unter 25 Jahren, Ausländer, Geringqualifizierte, arbeitslos gemeldete Personen, Menschen aus Haushalten mit vielen minderjährigen Kindern und allein erziehende Frauen weisen ein signifikant erhöhtes Risiko auf, chronisch arm zu sein. Auch für allein stehende Männer und Frauen sowie Paare mit Kindern weisen die Ergebnisse auf ein überdurchschnittlich hohes Risiko chronischer Armut hin. Allerdings zeigt sich für diese Gruppen in allen Analysen ein sehr starker Einfluss der verwendeten Äquivalenzskala, der die Eindeutigkeit der festgestellten Ergebnisse in Frage stellt. Für Personen aus Ein-Personen-Haushalten wird ein signifikant höheres Ausmaß chronischer Armut festgestellt, wenn die mod. OECD-Skala zur Bedarfsgewichtung herangezogen wird. Bei Bedarfsgewichtung mit der BSHG-Skala, die die Wohlfahrtsposition kleinerer Haushaltsgemeinschaften vergleichsweise günstiger bewertet, wird für Menschen aus Ein-Personen-Haushalten ein geringeres Ausmaß chronischer Armut festgestellt. Diese stark ausgeprägte Sensitivität hinsichtlich der verwendeten Äquivalenzskala unterstreicht die Notwendigkeit, durch Vergleichsberechnungen inhaltlich begründete Unterschiede zwischen Teilpopulationen von solchen zu trennen, die auf Besonderheiten der Äquivalenzskala oder der verwendeten Armutsgrenze zurückzuführen sind.

Mit Hilfe multivariater Verfahren können differenziertere Erkenntnisse über das Risiko chronischer Armut in Deutschland gewonnen werden. Es zeigt sich beispielsweise, dass die Unterschiede im Ausmaß chronischer Armut zwischen Deutschen und Ausländern, die in einem univariaten Vergleich ganz erheblich ausfallen, spürbar zurückgehen, wenn andere Einflussfaktoren wie etwa Alter, Schulbildung oder Erwerbsstatus konstant gehalten werden. Ein weiteres interessantes Ergebnis liefert eine Instrumentvariablenschätzung, aus der hervorgeht, dass die Höhe des Transfereinkommens einer Person c.p. keinen signifikanten Einfluss auf die Wahrscheinlichkeit ausübt, chronisch arm zu sein. Ein besonderer Vorteil der hier verwendeten hierarchischen Probit-Modelle besteht darin, unbeobachtete Heterogenität auf Ebene der Personen und der Haushalte grundsätzlich berücksichtigen zu können. Durch den hier erstmals erfolgten Einsatz dieser Methode zur Analyse chronischer Armut kann verdeutlicht wer-

den, dass ein beachtlicher Teil der Variabilität des individuellen Langzeitarbeitsrisikos auf nicht beobachtete haushaltsspezifische Heterogenität zurückzuführen ist. Wird bei der Schätzung über diese nicht beobachteten Eigenschaften aggregiert, führt dies zu einer Koeffizientenschätzung, die systematisch in Richtung Null verzerrt ist.

Da sich die Analysen in Kapitel 3 nicht dazu eignen, Erkenntnisse über die Dauer von Armut oder die Häufigkeit wiederkehrender Armut zu gewinnen, konzentrieren sich die Analysen in 4 ausschließlich auf die Betrachtung kontinuierlicher Abfolgen von Armuts- und Nichtarmutsphasen. Es werden univariate und multivariate Methoden aus dem Bereich der Verweildaueranalyse eingesetzt, mit denen die Übergangswahrscheinlichkeiten zwischen Armut und Nichtarmut untersucht werden können. Auch das Problem rechtsenzierter Episoden, deren Ende außerhalb des verfügbaren Beobachtungszeitraums liegt, lässt sich mit diesen Methoden grundsätzlich lösen. Ziel der Analysen ist es aufzudecken, welche personellen und haushaltsspezifischen Eigenschaften mit langen Armuts- und kurzen Nichtarmutsphasen verbunden sind und wie sich die Übergangswahrscheinlichkeiten zwischen den beiden Zuständen Armut und Nichtarmut bei zunehmender Verweildauer entwickeln. Die univariaten Analysen zeigen die aus zahlreichen anderen Studien bekannten Ergebnisse. Sowohl das Ausstiegs- als auch das Wiedereinstiegsrisiko scheinen mit zunehmender Verweildauer systematisch abzunehmen. Die Tatsache, dass bei diesem Vorgehen weder beobachtete noch unbeobachtete Heterogenität berücksichtigt wird, erklärt den fallenden Verlauf der Übergangswahrscheinlichkeiten. Analysen mit multivariaten Verweildauermodellen für Mehr-Episoden-Daten verdeutlichen, dass die Bevölkerung der Bundesrepublik eine hinsichtlich der Übergangswahrscheinlichkeiten äußerst heterogene Gruppe darstellt. Vor allem geringqualifizierte Menschen, Erwerbslose, weibliche Singles, allein erziehende Frauen und Menschen aus kinderreichen Haushalten verfügen über geringe Ausstiegs- und hohe Rückfallwahrscheinlichkeiten und müssen folglich mit langen Armuts- und kurzen Nichtarmutsphasen rechnen. Besonders solche Personen, die gleich mehrere dieser risikoerhöhenden Eigenschaften aufweisen, haben es schwer, eine einmal begonnene Armutsepisode zu überwinden und sind meist hochgradig gefährdet, nach überstandener Einkommensschwäche wieder in Armut abzurutschen. Hingegen können vollzeiterwerbstätige und hochqualifizierte Perso-

nen davon ausgehen, dass Armut für sie höchstens eine kurzfristige Erfahrung darstellt und sie darüber hinaus nur geringe Rückfallwahrscheinlichkeiten aufweisen. Interessante Erkenntnisse ergeben sich für die Gruppe alter Menschen. Zwar fallen nur wenige alte Menschen überhaupt unter die Armutsgrenze. Diejenigen Personen, die aber von Armut betroffen sind, haben aufgrund der geringen Mobilität der Transfereinkommen nur sehr schlechte Chancen, den Zustand Armut zu überwinden. Ferner zeigt sich, dass ein starkes wirtschaftliches Wachstum zwar zu einer Verbesserung der individuellen Ausstiegswahrscheinlichkeiten führt. Die Rückfallwahrscheinlichkeiten gehen aber nicht wie erwartet in konjunkturellen Hochphasen zurück, sondern nehmen tendenziell ebenfalls zu. Diese Beobachtung lässt sich dadurch erklären, dass ein hohes Wirtschaftswachstum meist mit einem Strukturwandel einhergeht, bei dem es immer auch Verlierer gibt.

Auch in diesem Kapitel bestätigt sich die Vermutung, dass unbeobachtete haushaltsspezifische Heterogenität bei der Schätzung der Übergangswahrscheinlichkeiten eine wichtige Rolle spielt. Der Einfluss dieser nicht beobachteten Merkmale ist teilweise sogar stärker als der Einfluss beobachteter Determinanten. Weiter ist damit zu rechnen, dass die unbeobachtete Heterogenität in den beiden Verweildauerprozessen „Armut“ und „Nichtarmut“ u.a. auch solche latenten Faktoren umfasst, die sich sowohl auf die Dauer von Armutphasen als auch auf die Dauer der Nichtarmutsepisoden auswirken. In diesem Fall führt eine separate Schätzung der beiden Prozesse aufgrund des „dynamic selection bias“ zu einer inkonsistenten Schätzung. Um diese dynamische Selektionsverzerrung zu vermeiden, wird ein simultanes Hazardratenmodell geschätzt, bei dem für die unbeobachtete Heterogenität in Exit- und Re-Entry-Gleichung eine gemeinsame Verteilung spezifiziert wird. Erst wenn beobachtete und unbeobachtete Heterogenität kontrolliert wird, ist eine Schätzung der Grundhazardrate möglich, die nicht in Richtung negativer Verweildauerabhängigkeit verzerrt ist. Die bedingten Ausstiegswahrscheinlichkeiten aus Armut zeigen keine signifikante Verweildauerabhängigkeit mehr, wenn unbeobachtete Heterogenität berücksichtigt wird. Dieses Ergebnis kann für die Grundhazardrate in der Re-Entry-Gleichung nicht bestätigt werden, die auch weiterhin signifikant negative Zeitabhängigkeit signalisiert.

Vergleicht man die Einflussfaktoren, die für ein hohes Ausmaß chronischer Armut sorgen, mit jenen Faktoren, die mit langen Armuts- und kurzen Nichtarmutsphasen verbunden sind, stellt sich heraus, dass diese Faktoren nicht identisch sein müssen. Besonders auffällig ist die Tatsache, dass Ausländer zwar ein signifikant höheres Risiko aufweisen, chronisch arm zu sein. Aber nur in wenigen Modellspezifikationen sind signifikant geringere Ausstiegchancen für diese Gruppe festzustellen. Der Unterschied lässt sich durch die unterschiedliche Bezugspopulation erklären. Während bei der Messung chronischer Armut die Gesamtbevölkerung die Bezugspopulation darstellt, beziehen sich die Übergangswahrscheinlichkeiten nur auf diejenigen Personen, die eine Armutsepisode beginnen. Die große Menge der Personen, deren Einkommen nie unter der Armutsgrenze liegt, taucht in letzterer Betrachtung überhaupt nicht auf. In diesem Sinne können auch die Ergebnisse für Indikator Q_{1b} in der Gruppe der Deutschen und Ausländer gedeutet werden (siehe Tab. 3.6). Bei diesem Indikator stellt die Gesamtheit der armen Personen zu einem bestimmten Zeitpunkt die Bezugspopulation dar. Vor dem Hintergrund der Ergebnisse aus Kap. 4 überrascht es nicht mehr, dass auch für Q_{1b} keine signifikanten Differenzen zwischen Deutschen und Ausländern ausgemacht werden konnten¹. Man kann also festhalten, dass zwar überdurchschnittlich viele Personen mit ausländischer Nationalität von chronischer Armut betroffen sind. Betrachtet man aber nur jene Personen, die eine Armutsphase beginnen, zeigt sich, dass sich die Dauer dieser Episoden von Deutschen und Ausländern nicht signifikant voneinander unterscheidet. Ähnlich kann für die Gruppe allein erziehender Männer und mit Einschränkung für die Gruppe ostdeutscher Personen argumentiert werden, die überdurchschnittlich stark von chronischer Armut betroffen sind, aber keine signifikant geringeren Ausstiegchancen bzw. höheren Rückfallwahrscheinlichkeiten aufweisen.

Anknüpfend an die empirische Analyse stellt sich die Frage, welche Schlüsse für die Armutsbekämpfungspolitik aus den gewonnenen Ergebnissen gezogen werden können. Die unterschiedlichen Formen der Verweildauerabhängigkeit von Armut und Nichtarmut lassen eine differenzierte Vorgehensweise zur Bekämpfung von bestehender Armut und zum Schutz vor wiederkehrender Armut

¹D.h. das Ausmaß chronischer Armut ist unter den *armen* Deutschen nicht signifikant geringer als unter den *armen* Ausländern.

als sinnvoll erscheinen. Wenn - wie in dieser Arbeit - keine negative Verweildauerabhängigkeit von Armut festgestellt werden kann, wird jede sozialpolitische Maßnahme, die sich nur auf eine pauschale finanzielle Unterstützung beschränkt, langfristig wirkungslos bleiben, da sich durch die Transferzahlung an den „Problemfaktoren“, die die Ausstiegchancen reduzieren, nichts Grundlegendes ändert und daher für die betroffenen Personen ein schneller Rückfall unter die Armutsgrenze zu befürchten ist. Hingegen ist von Maßnahmen, die an den Ursachen der Probleme der genannten Personengruppen ansetzen, auf lange Sicht eine Reduzierung langer Armutsphasen zu erwarten. Zu solchen Maßnahmen zählen z.B. die Weiterbildung geringqualifizierter Arbeitsloser, die Verbesserung der Vereinbarkeit von Beruf und Familie sowie allgemein eine stärkere Familienförderung. Die empirischen Analysen der Verweildauerabhängigkeit von Nichtarmut belegen deutlich, dass die Wahrscheinlichkeit, in Armut zurückzufallen, c.p. mit zunehmender Verweildauer jenseits der Armutsgrenze signifikant abnimmt. Nach überstandener Armut könnte es aus sozialpolitischer Sicht durchaus sinnvoll sein, die betroffenen Personen für ein oder zwei Jahre weiter zu begleiten. Durch verschiedene Betreuungs- oder Weiterqualifizierungsangebote sollte versucht werden, die Arbeitsmarktchancen der Personen nachhaltig zu verbessern um so einen Rückfall in Armut zu verhindern.

Auf einige Anknüpfungspunkte für weitere Forschung wurde an verschiedenen Stellen dieser Arbeit bereits hingewiesen. Die Tatsache, dass unbeobachteter haushaltsspezifischer Heterogenität eine bedeutende Rolle bei der Analyse der zeitlichen Dimension von Armut zukommt, kann einen Ansatzpunkt für weitere Forschung liefern. Beispielsweise könnte durch eine entsprechende Erweiterung des Fragenkatalogs des SOEP versucht werden, gezielt „weiche“ Informationen über die Haushalte, ihre Werte und sonstigen Einstellungen hinsichtlich Haushaltsformation und Erwerbsbeteiligung zu sammeln. Wenn es gelingt einen Teil der bislang unbeobachteten Heterogenität der Haushalte aufzudecken, kann dies einerseits zu einem besseren Verständnis der Dynamik von Armut in Deutschland beitragen und andererseits weitere Ansatzpunkte für wirksame Armutsbekämpfungsmaßnahmen liefern. Ferner kann die Kritik an dem hier verwendeten Ressourcenansatz zur Armutsmessung als Anknüpfungspunkt für weitere Forschungsarbeit dienen. Die Anhänger der direkten Armutsmessung

schlagen vor, Armut nicht indirekt zu erfassen, sondern eine benachteiligte Lebenssituation unmittelbar mit Hilfe mehrdimensionaler Indices zu erfassen. Man spricht dabei meist nicht mehr von Armut, sondern von Deprivation (Benachteiligung). Man könnte untersuchen, ob sich für die Dynamik von Deprivation ein ähnliches Bild ergibt wie für die Dynamik von Einkommensarmut. Erste Ergebnisse u.a. von WHELAN ET AL. (2002), WHELAN und MAITRE (2005) oder PERÉZ-MAYO (2004) deuten darauf hin, dass auch Deprivation ein Zustand ist, der nicht zwingend von langer Dauer sein muss und für den ebenfalls erhebliche Dynamik auf der Mikroebene festgestellt werden kann. Eine methodische Erweiterung stellt die Arbeit von POGGI (2003) dar. Mit Hilfe eines dynamischen Logit-Modells wird die Zustandsabhängigkeit von Deprivation untersucht. Sie verwendet dazu ein von WOOLDRIDGE (2002b) vorgeschlagenes Verfahren zur einfachen Schätzung dynamischer nichtlinearer Paneldatenmodelle. Es zeigt sich, dass die Wahrscheinlichkeit sozial benachteiligt zu sein, auch dann signifikant vom Zustand in der Vorperiode abhängt, wenn für unbeobachtete Heterogenität kontrolliert wird.

Ein zentraler Ansatzpunkt für Kritik an den hier durchgeführten Analysen (und an allen weiteren existierenden Studien zu diesem Thema) ist die Tatsache, dass bislang ausschließlich versucht wurde, die Dynamik von Armut unter verschiedenen Aspekten und mit unterschiedlichen Methoden zu *beschreiben*. Keiner Analyse liegt dabei ein theoretisch fundiertes Modell zu Grunde, das in der Lage wäre, das Entstehen, die Dauer und das Überwinden von Armut zu *erklären*. Ein solches theoretisches Modell, aus dem sich die Ursachen dauerhafter Armut ableiten lassen, existiert bislang nicht. Erste Schritte in diese Richtung geht BIEWEN (2004), der in seiner Arbeit die Annahme strikter Exogenität der Faktoren Erwerbsstatus und Haushaltszusammensetzung fallen lässt. Er versucht die individuellen Entscheidungen über Erwerbsbeteiligung und Haushaltsformation (Ein- vs. Mehr-Personen-Haushalt) in Abhängigkeit verschiedener exogener Variablen zu modellieren, um mögliche Feedback-Effekte zwischen Armut und Erwerbsbeteiligung bzw. Haushaltszusammensetzung berücksichtigen zu können. Empirisch implementiert wird dazu ein trivariates Probit-Modell, mit dem dynamische Gleichungen für Armut, Erwerbsbeteiligung und Haushaltsformation simultan geschätzt werden können. Noch etwas weiter in Richtung eines Ansatzes zur ökonomischen Modellierung der Dynamik von Ar-

mut gehen die Arbeiten von BURGESS und PROPPER (1998), BURGESS ET AL. (2003), oder AASSVE ET AL. (2005). Die Autoren fokussieren sich bei ihrer Analyse ebenfalls auf die der Armutsdynamik zu Grunde liegenden Prozesse. Sie modellieren hierzu individuelle Entscheidungen über Erwerbsbeteiligung, Haushaltszusammensetzung und Familiengründung. Da die verschiedenen Entscheidungen nicht unabhängig voneinander getroffen werden, müssen die Parameter der Gleichungen simultan geschätzt werden. Aus den Ausgängen der verschiedenen Prozesse in Verbindung mit einer einfachen Lohngleichung leiten die Autoren Aussagen über die Dynamik von Armut und ihre Ursachen ab. Zwar müssen in den drei genannten Studien zahlreiche Vereinfachungen vorgenommen werden, doch scheint dieser Ansatz durchaus vielversprechend zu sein, um Armutsdynamik nicht nur beschreiben, sondern auch erklären zu können.

Anhang A

Tabelle A.1: Ergebnisse gewichteter und ungewichteter gepoolter Probit-Schätzungen für Daten des Jahres 2002

2002	ungewichtet			gewichtet		
	OECD	BSHG	Sozialhilfe	OECD	BSHG	Sozialhilfe
Region (<i>West=1</i>)	-0,3707 (0,0000)	-0,4717 (0,0000)	0,0240 (0,8034)	-0,4125 (0,0000)	-0,4277 (0,0000)	0,0756 (0,5129)
Alter 26-40 (<i>Referenz: Alter unter 26</i>)	-0,6179 (0,0000)	-0,5437 (0,0000)	-0,2954 (0,0992)	-0,7873 (0,0000)	-0,6168 (0,0001)	-0,0612 (0,7883)
Alter 41-60 (<i>Referenz: Alter unter 26</i>)	-0,4915 (0,0000)	-0,2830 (0,0073)	-0,2071 (0,1838)	-0,6665 (0,0000)	-0,4014 (0,0079)	-0,1784 (0,4049)
Alter über 60 (<i>Referenz: Alter unter 26</i>)	-0,5389 (0,0002)	-0,4101 (0,0061)	-0,4987 (0,0099)	-0,8807 (0,0001)	-0,6027 (0,0062)	-0,6574 (0,0197)
Nationalität (<i>Deutsch=1</i>)	-0,4206 (0,0009)	-0,3556 (0,0019)	-0,3520 (0,0191)	-0,3641 (0,0425)	-0,2117 (0,2285)	-0,3980 (0,0622)
Anzahl Bildungsjahre	-0,1350 (0,0000)	-0,1567 (0,0000)	-0,1320 (0,0000)	-0,1550 (0,0000)	-0,1735 (0,0000)	-0,1336 (0,0010)
Vollzeit (<i>Referenz: Arbeitslos</i>)	-1,1265 (0,0000)	-0,9203 (0,0000)	-1,5167 (0,0000)	-1,1488 (0,0000)	-0,9719 (0,0000)	-1,7271 (0,0000)
Teilzeit (<i>Referenz: Arbeitslos</i>)	-0,7977 (0,0000)	-0,8278 (0,0000)	-0,8185 (0,0000)	-0,8281 (0,0000)	-0,7888 (0,0000)	-0,9341 (0,0000)
Nicht verfügbar (<i>Referenz: Arbeitslos</i>)	-0,5430 (0,0001)	-0,5485 (0,0001)	-0,8127 (0,0000)	-0,4596 (0,0182)	-0,5609 (0,0045)	-0,7940 (0,0004)
Sonst. nicht Erwerbstätige (<i>Referenz: Arbeitslos</i>)	-0,5359 (0,0000)	-0,4452 (0,0000)	-0,4632 (0,0000)	-0,5132 (0,0002)	-0,4734 (0,0002)	-0,4500 (0,0031)
Single-Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,6268 (0,0000)	0,2366 (0,1129)	0,6493 (0,0000)	0,5834 (0,0001)	0,2516 (0,1691)	0,6097 (0,0019)
Single-Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,7028 (0,0000)	0,1573 (0,2374)	0,5789 (0,0000)	0,8220 (0,0000)	0,2901 (0,0951)	0,5953 (0,0001)
Paar m. Ki. (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,1108 (0,3583)	0,3971 (0,0004)	-0,2694 (0,1008)	0,1858 (0,2355)	0,4601 (0,0010)	-0,2581 (0,2834)
Allein Erziehend Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,3294 (0,1993)	0,3145 (0,2062)	0,6825 (0,0134)	0,3282 (0,3003)	0,3808 (0,2006)	0,7416 (0,0259)
Allein Erziehend Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,6409 (0,0000)	0,8242 (0,0000)	1,0493 (0,0000)	0,5507 (0,0012)	0,7289 (0,0000)	1,2108 (0,0000)
Sonstige (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,0512 (0,8421)	0,3211 (0,1499)	-0,6014 (0,1320)	0,4880 (0,1205)	0,6696 (0,0184)	-0,7254 (0,1417)
Anzahl Ki. unter 16	0,1951 (0,0002)	0,3286 (0,0000)	0,3025 (0,0000)	0,1657 (0,0201)	0,2777 (0,0000)	0,2351 (0,0034)
Konstante	0,4025 (0,0554)	0,1726 (0,3834)	-0,3205 (0,2393)	0,6265 (0,0399)	0,2087 (0,4681)	-0,2681 (0,5024)
AIC	2712,85	2941,79	1533,13	2630,61	2526,94	1459,75
Beobachtungen	8191	8191	8191	7993	7993	7993

Quelle: Eigene Berechnungen, cluster-robuste Standardfehler.

Tabelle A.2: Ergebnisse simultaner parametrischer RE-Schätzungen von Exit- und Re-Entry-Gleichung bei Verwendung alternativer Armutsgrenzen

Logit Hazard Simultane Schätzung Random-Effects-Logit	parametrische RE-Schätzung			
	BSHG		Sozialhilfe	
	Exit	Re-Entry	Exit	Re-Entry
Region (<i>West=1</i>)	-0,0648 (0,5761)	-0,4983 (0,0000)	0,0099 (0,9557)	-0,0952 (0,4651)
Alter	-0,0061 (0,0445)	0,0045 (0,0872)	0,0017 (0,7163)	-0,0041 (0,3032)
Nationalität (<i>Deutsch=1</i>)	0,1611 (0,2150)	-0,0110 (0,9186)	-0,0069 (0,9734)	-0,0829 (0,5617)
Anzahl Bildungsjahre	0,0670 (0,0005)	-0,1220 (0,0000)	0,0702 (0,0145)	-0,1144 (0,0000)
Vollzeit (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,3136 (0,0650)	-0,0672 (0,6429)	0,3685 (0,1423)	-0,3110 (0,1265)
Teilzeit (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,1014 (0,5806)	0,0169 (0,9136)	-0,0627 (0,8143)	-0,0540 (0,8021)
Arbeitslos (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,0229 (0,8973)	0,4679 (0,0040)	-0,2448 (0,3305)	0,5028 (0,0186)
Sonst. nicht Erwerbstätige (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,0147 (0,9287)	0,1939 (0,1728)	-0,2382 (0,3107)	-0,0206 (0,9160)
Single-Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,2261 (0,3398)	0,2243 (0,2497)	-0,5524 (0,0387)	0,0121 (0,9556)
Single-Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,2028 (0,3374)	-0,0106 (0,9511)	-0,4727 (0,0354)	0,2706 (0,1316)
Paar m. Ki. (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,4942 (0,0002)	0,5899 (0,0000)	0,2510 (0,1996)	0,0157 (0,9149)
Allein Erziehend Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,5515 (0,1222)	0,0768 (0,7975)	0,6590 (0,1238)	0,4489 (0,1332)
Allein Erziehend Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,1247 (0,5087)	0,8014 (0,0000)	-0,2000 (0,3960)	0,6173 (0,0009)
Sonstige (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,6219 (0,0011)	0,6362 (0,0001)	1,3440 (0,0000)	-0,1045 (0,6596)
Anzahl Ki. u. 16	-0,3882 (0,0000)	0,3878 (0,0000)	-0,0329 (0,5958)	0,1128 (0,0174)
Gesundheit zufr. (<i>Referenz: Gesund. sehr zufr.</i>)	-0,1726 (0,0111)	-0,0726 (0,2165)	0,0109 (0,9185)	0,1217 (0,1742)
Gesundheit nicht zufr. (<i>Referenz: Gesund. sehr zufr.</i>)	-0,2405 (0,0238)	0,1338 (0,1537)	0,0178 (0,9062)	0,1573 (0,2548)
BIP-Wachstum	0,2308 (0,0000)	0,0182 (0,1244)	0,0916 (0,0000)	0,0740 (0,0001)
t=2 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,0524 (0,5392)	-0,2965 (0,0000)	0,1401 (0,2500)	-0,2432 (0,0179)
t=3 (<i>Referenz: t=1</i>)	-0,0778 (0,5177)	-0,4982 (0,0000)	0,4875 (0,0039)	-0,5840 (0,0000)
t=4 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,2222 (0,1470)	-0,7580 (0,0000)	0,0816 (0,7299)	-1,1166 (0,0000)
t=5 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,0924 (0,6422)	-0,6781 (0,0000)	0,1294 (0,6560)	-0,9795 (0,0000)
t > 5 (<i>Referenz: t=1</i>)	0,0730 (0,7074)	-1,0416 (0,0000)	0,5194 (0,0497)	-1,2819 (0,0000)
Konstante	0,0063 (0,9842)	-1,9210 (0,0000)	-0,0165 (0,9726)	-1,4461 (0,0002)
AIC	22186,87		10789,01	
σ_ψ^2	3,2707		4,9002	
λ_P	1,0000		1,0000	
λ_N	-0,8044		-0,5983	
$Var(\xi_g^P)$	3,2707		4,9002	
$Var(\xi_g^N)$	2,1162		1,7538	
$Cov(\xi_g^P, \xi_g^N)$	-2,6308		-2,9315	

Quelle: Eigene Berechnungen, ungewichtete Ergebnisse, parametrische RE-Schätzungen.

Tabelle A.3: Ergebnisse simultaner NPML-Schätzungen von Exit- und Re-Entry-Gleichung bei Verwendung alternativer Armutsgrenzen

Logit Hazard Simultane Schätzung Random-Effects-Logit	NPML-Schätzung			
	BSHG		Sozialhilfe	
	Exit	Re-Entry	Exit	Re-Entry
Region (<i>West=1</i>)	0,0285 (0,7211)	-0,4713 (0,0000)	0,2162 (0,0705)	-0,1220 (0,2823)
Alter	-0,0051 (0,0670)	0,0048 (0,0541)	-0,0029 (0,4145)	-0,0042 (0,2548)
Nationalität (<i>Deutsch=1</i>)	0,0954 (0,3223)	-0,0091 (0,9166)	-0,1723 (0,1205)	-0,0436 (0,7088)
Anzahl Bildungsjahre	0,0520 (0,0014)	-0,1074 (0,0000)	0,0643 (0,0015)	-0,1150 (0,0000)
Vollzeit (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,4030 (0,0083)	-0,1052 (0,4417)	0,3543 (0,0785)	-0,3182 (0,0953)
Teilzeit (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,1850 (0,2674)	0,0136 (0,9265)	0,0513 (0,8085)	-0,0916 (0,6508)
Arbeitslos (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,0646 (0,6850)	0,4369 (0,0044)	-0,2136 (0,2870)	0,5015 (0,0126)
Sonst. nicht Erwerbstätige (<i>Referenz: Nicht verfügbar</i>)	0,1282 (0,3841)	0,1569 (0,2417)	-0,1223 (0,5127)	-0,0242 (0,8944)
Single-Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,1634 (0,4227)	0,2737 (0,1122)	-0,1284 (0,4975)	0,0545 (0,7750)
Single-Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,1614 (0,3622)	-0,0211 (0,8921)	-0,0636 (0,6990)	0,2113 (0,1922)
Paar m. Ki. (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,4497 (0,0001)	0,5458 (0,0000)	0,2599 (0,0669)	0,0476 (0,7249)
Allein Erziehend Mann (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,3931 (0,1863)	0,1019 (0,7066)	0,5079 (0,0808)	0,3360 (0,2114)
Allein Erziehend Frau (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	-0,0458 (0,7900)	0,7222 (0,0000)	0,2915 (0,0763)	0,4339 (0,0090)
Sonstige (<i>Referenz: Paar o. Ki.</i>)	0,4890 (0,0015)	0,6601 (0,0000)	0,6285 (0,0035)	0,0791 (0,7161)
Anzahl Ki. u. 16	-0,3807 (0,0000)	0,3816 (0,0000)	-0,0759 (0,0605)	0,1269 (0,0024)
Gesundheit zufr. (<i>Referenz: Gesund. sehr zufr.</i>)	-0,2036 (0,0012)	-0,0769 (0,1677)	0,0263 (0,7652)	0,1313 (0,1245)
Gesundheit nicht zufr. (<i>Referenz: Gesund. sehr zufr.</i>)	-0,2271 (0,0204)	0,1183 (0,1825)	-0,0126 (0,9201)	0,1960 (0,1335)
BIP-Wachstum	0,2277 (0,0000)	0,0158 (0,1636)	0,1111 (0,0000)	0,0660 (0,0003)
ln(t)	-0,2418 (0,0000)	-0,6179 (0,0000)	-0,2525 (0,0007)	-0,6974 (0,0000)
Konstante	-0,1569 (0,5633)	-1,7776 (0,0000)	4,4321 (0,8370)	-1,4424 (0,0000)
AIC	22467,56		10884,71	
λ_P	1,00		1,00	
λ_N	-0,74		-0,13	
ψ^1	-1,2167		-5,6069	
ψ^2	1,1215		10,173	
p_1	0,4796		0,6447	
p_2	0,5204		0,3553	

Quelle: Eigene Berechnungen, ungewichtete Ergebnisse, NPML-Schätzungen.

Literaturverzeichnis

- AASSVE, A./ ET AL. (2005): Modelling Poverty by not Modelling Poverty: An Application of a Simultaneous Hazards Approach to the UK, ISER Working Papers No. 2005-26.
- AKAIKE, H. (1973): Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle, in: PETROV, B./ CSAKE, F. (Hg.), Second International Symposium on Information Theory, S. 267–281, Akademiai Kiado, Budapest.
- ALLISON, P. (1982): Discrete-Time Methods for the Analysis of Event Histories, in: *Sociological Methodology*, S. 61–98.
- ANDRESS, H.-J. (1994): Steigende Sozialhilfezahlen - Wer bleibt, wer geht und wie sollte die Sozialverwaltung darauf reagieren?, in: ZWICK, M. (Hg.), Einmal arm - Immer arm? Neue Befunde zur Armut in Deutschland, S. 75–105, Campus, Frankfurt a. M.
- ANDRESS, H.-J. (1996): Leben in Armut - Analysen der Verhaltensweisen armer Haushalte mit Umfragedaten, Abschlussbericht des DFG-Projekts: Versorgungsstrategien privater Haushalte im unteren Einkommensbereich.
- ANDRESS, H.-J. (1999): Leben in Armut - Analysen der Verhaltensweisen armer Haushalte mit Umfragedaten, Westdeutscher Verlag, Opladen.
- ANDRESS, H.-J./ LIPSMEIER, G./ LOHMANN, H. (2001): Income, Expenditure and Standard of Living, in: *Schmollers Jahrbuch*, 121, S. 165–198.
- ANTOLIN, P./ DANG, T./ OXLEY, H. (1997): Poverty Dynamics in four OECD Countries, OECD Economics Department Working Paper Series, No. 99/4.

- ARULAMPALAM, W. (1999): A Note on Estimated Coefficients in Random Effects Probit Models, in: *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 61, S. 597–602.
- ASHWORTH, K./ HILL, M./ WALKER, R. (1994): Pattern of Childhood Poverty: New Challenges for Policy, in: *Journal of Policy Analysis and Management*, 13(4), S. 658–680.
- ASHWORTH, K./ WALKER, R. (1992): The Dynamics of Family Credit, Center for Research in Social Policy (CRSP) Working Paper No. 169.
- ATKINSON, A./ ET AL. (2002): Social Indicators - The EU and Social Inclusion, Oxford University Press, Oxford.
- BAKER, M./ MELINO, A. (2000): Duration Dependence and Nonparametric Heterogeneity: A Monte Carlo Study, in: *Journal of Econometrics*, 96(2), S. 357–393.
- BAKER, M./ REA, S. (1998): Employment Spells and Unemployment Insurance Eligibility Requirements, in: *Review of Economics and Statistics*, 80, S. 80–94.
- BANDOURIAN, R./ McDONALD, J./ TURLEY, R. (2002): A Comparison of Parametric Models of Income Distribution across Countries and over Time, LIS Working Paper No. 305.
- BANE, M./ ELLWOOD, D. (1986): Slipping into and out of Poverty: the Dynamics of Spells, in: *The Journal of Human Resources*, 21, S. 1–23.
- BECHTOLD, S./ BIHLER, W./ DEININGER, D. (1993): Einmalige Leistungen der Hilfe zum Lebensunterhalt nach § 21 BSHG im Jahr 1991, in: *Wirtschaft und Statistik*, 2/1993, S. 113–124.
- BECK, N./ KATZ, J./ TUCKER, R. (1997): Beyond Ordinary Logit: Taking Time Seriously in Binary Time-Series-Cross-Section Models, Annual Meeting of the American Political Science Association 1997.
- BECKER, G. (1962): Investment in Human Capital: A Theoretical Analysis, in: *Journal of Political Economy*, 70, S. 9–49.

- BERNTSEN, R./ RENDTEL, U. (1991): Zur Stabilität von Einkommensarmut im Längsschnitt, in: RENDTEL, U./ WAGNER, G. (Hg.), *Lebenslagen im Wandel: Zur Einkommensdynamik in Deutschland seit 1984*, S. 457–487, Campus, Frankfurt a. M.
- BERTHOUD, R. (2001): A childhood in poverty - Persistent versus transitory poverty, in: *New Economy*, 8(2), S. 77–81.
- BICKEL, D. (2003): Robust and Efficient Estimation of the Mode of Continuous Data: The Mode as a Viable Measure of Central Tendency, in: *The Journal of Statistical Computation and Simulation*, 73, S. 899–912.
- BIEWEN, M. (2002): The Covariance Structure of East and West German Incomes and its Implications for the Persistence of Poverty and Inequality, IZA Discussion Papers No. 459.
- BIEWEN, M. (2003): Who are the chronic poor? Evidence on the Extent and the Composition of Chronic Poverty in Germany, IZA Discussion Papers, No. 779.
- BIEWEN, M. (2004): Measuring state dependence in individual poverty status: are there feedback effects to employment decisions and household composition, DIW Discussion Papers No. 429.
- BLOSSFELD, H./ HAMERLE, A./ MAYER, K. (1986): Ereignisanalyse - Statistische Theorie und Anwendung in den Wirtschafts- und Sozialwissenschaften, Campus, Frankfurt a. M.
- BONNAL, L./ FOUGÈRE, D./ SÉRANDON, A. (1997): Evaluating the Impact of French Employment Policies on Individual Labour Market Histories, in: *Review of Economic Studies*, 64, S. 683–713.
- BRACHMANN, K./ STICH, A./ TREDE, M. (1996): Evaluating Parametric Income Distribution Models, in: *Allgemeines Statistisches Archiv*, 80, S. 285–298.
- BRADSHAW, J./ NOLAN, B./ MAITRE, B. (2000): The Measurement of Absolute Poverty, Abschlussbericht des Eurostat-Forschungsprojekts AC 15/99/OSCE/E2/EN.

- BREUER, W./ ENGELS, D. (2003): Grundinformation und Daten zur Sozialhilfe, Bericht im Auftrag des Bundesministeriums für Arbeit und Sozialordnung.
- BUHMANN, B./ ET AL. (1988): Equivalence Scales, Well-Being, Inequality, and Poverty: Sensitivity Estimates across Ten Countries using the Luxembourg Income Study (LIS) Database, in: *Review of Income and Wealth*, 34, S. 115–142.
- BUHR, P. (1991): Plädoyer für eine dynamische Armutsforschung, in: *Zeitschrift für Sozialreform*, 37(7), S. 415–433.
- BUHR, P. (1995): Dynamik von Armut - Dauer und biographische Bedeutung von Sozialhilfebezug, Westdeutscher Verlag, Opladen.
- BUNDESREGIERUNG (2001): Lebenslagen in Deutschland - Der erste Armuts- und Reichtumsbericht der Bundesregierung, Berlin.
- BUNDESREGIERUNG (2005): Lebenslagen in Deutschland - Der zweite Armuts- und Reichtumsbericht der Bundesregierung, Berlin.
- BURGESS, S./ PROPPER, C. (1998): An Economic Model of Household Income Dynamics, with an Application to Poverty Dynamics among American Women, CEPR Discussion Paper Series No. 1830.
- BURGESS, S./ PROPPER, C./ DICKSON, M. (2003): The Analysis of Poverty Data with Endogenous Transitions, Bristol Economics Discussion Papers No. 543.
- BUTLER, J./ MOFFITT, R. (1982): A Computationally Efficient Quadrature Procedure for the One Factor Probit Model, in: *Econometrica*, 50, S. 761–764.
- CAMERON, C./ TRIVEDI, P. (2005): Microeconometrics - Methods and Applications, Cambridge University Press, Cambridge.
- CAMPOLIETI, M. (2003): On the Estimation of Hazard Models with Flexible Baseline Hazards and Nonparametric Unobserved Heterogeneity, in: *Economics Bulletin*, 3, S. 1–10.

- CANTO, O. (2002): Climbing out of Poverty, falling back in: low income stability in Spain, in: *Applied Economics*, 34, S. 1903–1916.
- CAPPELLARI, L. (2000): The Dynamics and Inequality of Italian Men’s Earnings: Long-Term Changes or Transitory Fluctuations, in: *Journal of Human Resources*, 39(2), S. 475–499.
- CHAMBERLAIN, G. (1980): Analysis of Covariance of Qualitative Data, in: *Review of Economic Studies*, 47, S. 225–238.
- CHESHER, A./ LANCASTER, T. (1983): The Estimation of Models of Labour Market Behaviour, in: *Review of Economic Studies*, 50, S. 609–624.
- CLEVES, M./ GOULD, W./ GUTIERREZ, R. (2002): An Introduction to Survival Analysis using Stata, Stata Press, College Station, Texas.
- CLOGG, C./ PETKOVA, E./ HARITOU, A. (1995): Statistical Methods for Comparing Regression Coefficients between Models, in: *American Journal of Sociology*, 100, S. 1261–1293.
- COULTER, F./ COWELL, F./ JENKINS, S. (1992): Differences in Needs and Assesment of Income Distributions, in: *Bulletin of Economic Research*, 44(2), S. 77–124.
- COX, D. (1972): Regression Models and Life Tables, in: *Journal of the Royal Statistical Society B*, 30, S. 187–202.
- DAGUM, C. (1989): Generation and Properties of Income Distribution Functions, in: DAGUM, C./ ZENGA, M. (Hg.), *Income and Wealth Distribution, Inequality and Poverty*, S. 1–17, Springer.
- DEVICIENTI, F. (2001): Poverty Persistence in Britain: A Multivariate Analysis using the BHPS 1991-1997, ISER Working Papers, No. 2001-02.
- DEVICIENTI, F. (2002): Estimating Poverty Persistence in Britain, Working Papers LABORatorio Ricardo Rivelli, No. 2001-02.
- DICKENS, R. (2000): The Evolution of Individual Male Earnings, in: *The Economic Journal*, 110, S. 27–49.

- DUNCAN, G./ RODGERS, W. (1991): Has Children's Poverty become more persistent?, in: *American Sociological Review*, 56, S. 538–550.
- DUNCAN, G./ VOGES, W. (1993): Do generous social-assistance programs lead to dependence? A Comparative Study of lone-parent families in Germany and the United States, Zentrum für Sozialpolitik Arbeitspapier No. 11/93.
- EBERHARTER, V. (2001): Poverty Inequality and Poverty Mobility in Germany in the 1990s, in: *The Journal of Income Distribution*, 10, S. 13–25.
- EBERWEIN, C./ HAM, J./ LALONDE, R. (1997): The Impact of Being Offered and Receiving Classroom Training on the Employment Histories of Disadvantaged Women: Evidence from Experimental Data, in: *Review of Economic Studies*, 64, S. 655–682.
- ECKEY, H./ KOSFELD, R./ RENGERS, M. (2002): *Multivariate Statistik*, Gabler, Wiesbaden.
- ELLWOOD, D. (1998): Dynamic Policy Making: An Insiders Account of Reforming US Welfare, in: LEISERING, L./ WALKER, R. (Hg.), *The Dynamics of Modern Society: Policy, Poverty and Welfare*, The Policy Press, Bristol.
- EUROSTAT TASC FORCE (1998): Recommendations on Social Exclusion and Poverty Statistics, Document CPS98/31/2, Statistical Office of the European Communities.
- FABIG, H. (1999): *Einkommensdynamik im internationalen Vergleich - Eine empirische Mobilitätsanalyse mit Panel-Daten*, Campus, Frankfurt a. M.
- FAIK, J. (1997): Institutionelle Äquivalenzskalen als Basis von Verteilungsanalysen - Eine Modifizierung der Sozialhilfe-Skala, in: BECKER, I./ HAUSER, R. (Hg.), *Einkommensverteilung und Armut - Deutschland auf dem Weg zur Vierfünftel-Gesellschaft*, S. 13–42, Campus, Frankfurt a. M.
- FLINN, C./ HECKMAN, J. (1982): Models for the Analysis of Labor Force Dynamics, in: *Advances in Econometrics*, 1, S. 35–95.

- FOUARGE, D./ LAYTE, R. (2003): Welfare Regimes and Poverty Dynamics: The Duration and Recurrence of Poverty Spells in Europe, in: *Journal of Social Policy*, 34, S. 407–426.
- FOUARGE, D./ MUFFELS, R. (2000): Persistent Poverty in the Netherlands, Germany and the UK. A Model-Based Approach using Panel Data for the 1990s, EPAG Working Papers No. 15.
- FRICK, J./ GRABKA, M. (2000): Personelle Einkommensverteilung und der Einfluß von Imputed Rent, DIW Discussion Papers No. 225.
- GANGL, M. (1997): Der Arbeitsmarkt als Weg aus der Sozialhilfe - Eine empirische Analyse auf Basis der Bremer Längsschnitt-Stichprobe von Sozialhilfeakten, Arbeitspapier des Sonderforschungsbereichs 186 No. 47.
- GEBAUER, R./ PETSCHAUER, H./ VOBRUBA, G. (2002): Wer sitzt in der Armutsfalle? Selbstbehauptung zwischen Sozialhilfe und Arbeitsmarkt, edition sigma, Berlin.
- GIBBONS, R./ HEDEKER, D. (1997): Random Effects Probit and Logistic Regression Models for Three-Level Data, in: *Biometrics*, 53, S. 1527–1537.
- GIRALDO, A. (2002): The Persistence of Poverty: True State Dependence or Unobserved Heterogeneity? Some evidence from the Italian Survey on Household Income and Wealth, 10th International Conference on Panel Data.
- GOEDHART, T./ ET AL. (1977): The Poverty Line: Concept and Measurement, in: *Journal of Human Resources*, 12(4), S. 504–520.
- GOLSCH, K. (1999): Im Netz der Sozialhilfe - (auf-)gefangen?, Diplomarbeit, Universität Bielefeld, Fakultät für Soziologie.
- GREENE, W. (2002): *Econometric Analysis*, Prentice Hall, New York, 5. Auflage.
- HAGENAARS, A./ DE VOS, K. (1988): The Definition and Measurement of Poverty, in: *The Journal of Human Resources*, 23(2), S. 211–221.
- HAIKEN-DENEW, J./ FRICK, J. (2003): DTC - Desktop Companion to the German Socio-Economic Panel Study, DIW Berlin.

- HAM, J./ LALONDE, R. (1996): The Effect of Sample Selection and Initial Conditions in Duration Models: Evidence from Experimental Data on Training, in: *Econometrica*, 64(1), S. 175–205.
- HAM, J./ REA, S. (1987): Unemployment Insurance and Male Unemployment Duration in Canada, in: *Journal of Labor Economics*, 5, S. 325–353.
- HAMERLE, A. (1989): Multiple-Spell Regression Models for Duration Data, in: *Applied Statistics*, 38, S. 127–138.
- HAMERLE, A./ TUTZ, G. (1989): Diskrete Modelle zur Analyse von Verweildauer und Lebenszeiten, Campus, Frankfurt a. M.
- HANESCH, W. (1994): Armut in Deutschland - Der Armutsbericht des DGB und des Paritätischen Wohlfahrtsverbands, Rowohlt, Reinbek.
- HANESCH, W./ KRAUSE, P./ BÄCKER, G. (2000): Armut und Ungleichheit in Deutschland - Der neue Armutsbericht der Hans-Böckler-Stiftung, des DGB und des Paritätischen Wohlfahrtsverbands, Rowohlt, Reinbek.
- HANSEN, J./ WAHLBERG, R. (2004): Poverty Persistence in Sweden, IZA Discussion Papers, No. 1209.
- HAUSER, R. (1997): Vergleichende Analyse der Einkommensverteilung und Einkommensarmut in den alten und neuen Bundesländern 1990 bis 1995, in: BECKER, I./ HAUSER, R. (Hg.), Einkommensverteilung und Armut - Deutschland auf dem Weg zur Vierfünftel-Gesellschaft?, S. 63–82, Campus, Frankfurt a. M.
- HAUSER, R./ BERNTSEN, R. (1992): Einkommensarmut - Determinanten von Aufstiegen und Abstiegen, in: HUIJER, R./ SCHNEIDER, H./ ZAPF, W. (Hg.), Herausforderungen an den Wohlfahrtsstaat im strukturellen Wandel, Campus, Frankfurt a. M.
- HAUSER, R./ NEUMANN, U. (1992): Armut in der Bundesrepublik Deutschland, in: LEIBFRIED, S./ VOGES, W. (Hg.), Armut im modernen Wohlfahrtsstaat, S. 237–271, Westdeutscher Verlag, Opladen.
- HAUSMAN, J. (1978): Specification Tests in Econometrics, in: *Econometrica*, 46, S. 1251–1271.

- HEADEY, B./ HABICH, R./ KRAUSE, P. (1994): Long and Short Term Poverty: Is Germany a Two-Thirds Society, in: *Social Indicators Research*, 31, S. 1–25.
- HECKMAN, J. (1981): The Incidental Parameters Problem and the Problem of Initial Conditions in Estimating a Discrete Time-Discrete Data Stochastic Process, in: MANSKI, C./ MCFADDEN, D. (Hg.), *Structural Analysis of Discrete Data with Econometric Applications*, S. 179–195, The MIT Press, Cambridge.
- HECKMAN, J./ SINGER, B. (1984a): Econometric Duration Analysis, in: *Journal of Econometrics*, 24, S. 63–132.
- HECKMAN, J./ SINGER, B. (1984b): A Method for Minimizing the Impact of Distributional Assumptions in Econometric Models for Duration Data, in: *Econometrica*, 52, S. 271–320.
- HEINRICH, G. (1999): Does (Event) History matter? A Spell-Based Approach to Poverty Dynamics in the United States and Germany, Econometric Society Meeting Santiago de Compostela.
- HILL, M./ JENKINS, S. (2001): Poverty among British Children: Chronic or Transitory, in: BRADBURY, B./ JENKINS, S./ MICKLEWRIGHT, J. (Hg.), *The Dynamics of Child Poverty in Industrialised Countries*, S. 174–195, Cambridge University Press, Cambridge.
- HORWITZ, D./ THOMPSON, D. (1952): A Generalisation of Sampling without Replacement From a Finite Universe, in: *Journal of the American Statistical Association*, 47, S. 663–685.
- HSIAO, C. (1986): *Analysis of Panel Data*, Cambridge University Press, New York.
- INFRATEST SOZIALFORSCHUNG (2002): Niedrigeinkommens-Panel (NIEP) Methodenbericht Wellen 1-5, Untersuchung im Auftrag des Bundesministeriums für Arbeit und Sozialordnung.
- ISENGARD, B. (2002): Machbarkeitsstudie zur Erhebung einkommensschwacher und einkommensstarker Haushalte im Sozio-Oekonomischen Panel (SOEP), DIW Materialien No. 17.

- JARVIS, S./ JENKINS, S. (1997): Low Income Dynamics in 1990s Britain, in: *Fiscal Studies*, 18, S. 123–142.
- JENKINS, S. (1991): Poverty Measurement and the Within-Household Distribution: Agenda for Action, in: *Journal of Social Policy*, 20, S. 457–483.
- JENKINS, S. (1995): Easy Estimation Methods for Discrete-Time Duration Models, in: *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 57, S. 129–137.
- JENKINS, S. (1999): Fitting Singh-Maddala and Dagum Distributions by Maximum Likelihood, in: *Stata Technical Bulletin*, 8, S. 261.
- JENKINS, S. (2000): Modelling Household Income Dynamics, in: *Journal of Population Economics*, 13, S. 529–567.
- JENKINS, S. (2005): Survival Analysis, unveröffentlichtes Manuskript, University of Essex, Download von <http://www.iser.essex.ac.uk/teaching/degree/stephenj/ec968/pdfs/ec968lnotesv6.pdf> am 20.01.2006.
- JENKINS, S./ CAPPELLARI, L. (2002): Modelling Low Income Transitions, ISER Working Papers, No. 2002-08.
- JENKINS, S./ RIGG, J. (2001): The Dynamics of Poverty in Britain, Department for Work and Pensions Research Report No. 157.
- JERSCHEK, W. (2000): Die Integration junger Ausländer in das deutsche Bildungssystem kommt kaum noch voran, DIW Wochenbericht 29/00.
- JOHNSTON, J./ DINARDO, J. (1997): *Econometric Methods*, McGraw Hill, New York, 4. Auflage.
- KALBFLEISCH, J./ PRENTICE, R. (1980): *The Statistical Analysis of Failure Time Data*, John Wiley, New York.
- KAPLAN, E./ MEIER, P. (1958): Nonparametric Estimation from Incomplete Observations, in: *Journal of the American Statistical Association*, 53, S. 457–481.
- KAPTEYN, A./ KOOREMAN, P./ WILLEMSE, R. (1988): Some Methodological Issues in the Implementation of Subjective Poverty Definitions, in: *Journal of Human Resources*, 23(2), S. 222–242.

- KAYSER, H./ FRICK, J. (2000): Take It or Leave It: (Non-)Take-Up Behavior of Social Assistance in Germany, DIW Discussion Papers No. 210.
- KELLY, P./ LIM, L. (2000): Survival Analysis for Recurrent Event Data: An Application to Childhood Infectious Diseases, in: *Statistics in Medicine*, 19, S. 13–33.
- KEMPE, W./ SCHNEIDER, H. (2002): Weiterentwicklung des Niedrigeinkommen-Panels (NIEP), Expertise im Auftrag des Bundesministeriums für Gesundheit und Soziale Sicherung.
- KIEFER, N. (1988): Economic Duration Data and Hazard Functions, in: *Journal of Economic Literature*, 26, S. 646–679.
- KLEIN, J./ MOESCHBERGER, M. (1997): Survival Analysis - Techniques for Censored and Truncated Data, Springer, New York.
- KÖLLING, A. (1999): Armutsmaße für die Bundesrepublik Deutschland - Berechnungen mit Daten des Europäischen Haushaltspanels, in: *Wirtschaft und Statistik*, 6/99, S. 479–492.
- KRÄMER, W. (2000): Armut in der Bundesrepublik - Zur Theorie und Praxis eines überforderten Begriffs, Campus, Frankfurt a. M.
- KRAUSE, P. (1995): Ostdeutschland fünf Jahre nach der Einheit: Rückgang der Erwerbsbeteiligung gestoppt, Einkommen gleichen sich weiter an, Armut stagniert, DIW Wochenbericht 50/95.
- KRAUSE, P. (1998): Low income dynamics in Unified Germany, in: LEISERING, L./ WALKER, R. (Hg.), *The Dynamics of Modern Society*, S. 161–180, The Policy Press.
- KUCHLER, B./ GOEBEL, J. (2003): Smoothed Income Poverty in European Countries, DIW Discussion Papers No. 352.
- KUNZE, A. (2002): The Evolution of the Early Career Gender Wage Gap, IZA Discussion Papers, No. 436.
- KUZNETS, S. (1955): Economic Growth and Income Inequality, in: *American Economic Review*, 45, S. 1–28.

- LAROCHE, M. (1998): The Persistence of Low-Income Spells in Canada, 1982-1993, Department of Finance, Economic and Fiscal Branch Working Papers No. 98-02.
- LAUER, C. (2000): Gender Wage Gap in West Germany: How Far Do Gender Differences in Human Capital Matter?, ZEW Discussion Papers No. 00-07.
- LEEUWEN, J./ PANNEKOEK, J. (2002): To work oneself out of Poverty: the Dutch Experience, in: *Review of Income and Wealth*, 48(1), S. 127–140.
- LILLARD, L./ PANIS, C. (1996): Marital Status and Mortality: The Role of Health, in: *Demography*, 33(3), S. 313–328.
- LILLARD, L./ WILLIS, R. (1978): Dynamic Aspects of Earning Mobility, in: *Econometrica*, 46, S. 985–1012.
- LIPSMEIER, G. (1993): Zur Repräsentation des unteren Einkommensbereichs im Sozio-ökonomischen Panel (SOEP), Arbeitspapier im DFG-Projekt Versorgungsstrategien privater Haushalte im unteren Einkommensbereich, No. 10.
- MEGHIR, C./ WHITEHOUSE, E. (1997): Labour market transitions and retirement of men in the UK, in: *Journal of Econometrics*, 79, S. 327–354.
- MEYER, B. (1990): Unemployment Insurance and Unemployment Spells, in: *Econometrica*, 58, S. 757–782.
- MINCER, J. (1974): *Schooling, Experience and Earnings*, Columbia University Press, New York.
- MUFFELS, R. (1993): Deprivation standards of living indicators, in: BERGHMAN, J./ CANTILLON, B. (Hg.), *The European face of social security*, Aldershot, Avebury.
- MUFFELS, R./ FOUARGE, D./ DEKKER, R. (1999): Longitudinal Poverty and Income Inequality: A Comparative Panel Study for the Netherlands, Germany and the UK, EPAG Working Papers No. 1.
- ONDRICH, J./ RHODY, S. (1999): Multiple Spells in the Prentice-Gloekler-Meyer likelihood with unobserved heterogeneity, in: *Economics Letters*, 63, S. 139–144.

- OTTO, B./ SIEDLER, T. (2003): Armut in West- und Ostdeutschland - Ein differenzierter Vergleich, DIW Wochenbericht 4/03.
- OXLEY, H./ DANG, T./ ANTOLIN, P. (2000): Poverty Dynamics in Six OECD Countries, in: *OECD Economic Studies*, 30, S. 1–52.
- PANNENBERG, M./ SPIESS, M. (2003): Documentation of Sample Sizes and Panel Attrition in the German Socio Economic Panel (GSOEP), DIW Research Notes No. 28.
- PERÉZ-MAYO, J. (2004): Consistent Poverty Dynamics in Spain, IRISS Working Paper Series No. 2004-09.
- PISCHNER, R. (2003): Die Hochrechnung der ersten Welle der Stichprobe F des SOEP, DIW Berlin, mimeo.
- POGGI, A. (2003): Does Persistence of Social Exclusion exist in Spain, II. Mediterranean Summer School in Theoretical and Applied Economics Discussion Paper.
- PÖTTER, U./ RENDTEL, U. (1993): Über Sinn und Unsinn von Repräsentationstudien, in: *Allgemeines Statistisches Archiv*, 77(3), S. 260–280.
- PRENTICE, R./ GLOECKLER, L. (1978): Regression Analysis of Grouped Survival Data with Application to Breast Cancer Data, in: *Biometrics*, 34, S. 57–67.
- RABE-HESKETH, S./ SKRONDAL, A. (2005): Multilevel and Longitudinal Modeling Using Stata, Stata Press, College Station, Texas.
- RABE-HESKETH, S./ SKRONDAL, A./ PICKLES, A. (2004): GLLAMM Manual, U.C. Berkeley Division of Biostatistics Working Papers No. 160.
- RABE-HESKETH, S./ SKRONDAL, A./ PICKLES, A. (2005): Maximum likelihood estimation of limited and discrete dependent variable models with nested random effects, in: *Journal of Econometrics*, 128, S. 301–323.
- RAVALLION, M. (1995): Growth and Poverty: Evidence for Developing Countries in the 1980s, in: *Economics Letters*, 48, S. 411–417.

- REINBERG, A./ HUMMEL, M. (2005): Höhere Bildung schützt auch in der Krise vor Arbeitslosigkeit, IAB Kurzbericht Nr. 9/2005.
- RENDTEL, U./ LANGEHEINE, R./ BERNTSEN, R. (1998): The Estimation of Poverty Dynamics using Different Measures of Household Income, in: *Review of Income and Wealth*, 44(1), S. 81–98.
- RINNE, H. (2000): Statistische Analyse multivariater Daten, Oldenbourg, München.
- RIPHAHN, R. (2000): Rational Poverty or Poor Rationality? The Take-Up of Social Assistance Benefits, IZA Discussion Papers No. 124.
- RIVERS, D./ VUONG, Q. (1988): Limited Information Estimators and Exogeneity Tests for Simultaneous Probit Models, in: *Journal of Econometrics*, 39, S. 347–366.
- RODGERS, R./ RODGERS, L. (1993): Chronic Poverty in the United States, in: *The Journal of Human Resources*, 28, S. 25–54.
- RODRIGUEZ, G./ ELO, I. (2003): Intra-Class Correlation in Random-Effects Models for Binary Data, in: *The Stata Journal*, 3(1), S. 32–46.
- ROGERS, W. (1993): Regression standard errors in clustered samples, in: *Stata Technical Bulletin Reprints*, 3, S. 88–94.
- SCHEURLE, U. (1991): Statistische Erfassung von Armut, Vandenhoeck & Ruprecht, Göttingen.
- SEMRAU, P./ STUBIG, H.-J. (1999): Armut im Lichte unterschiedlicher Meßkonzepte, in: *Allgemeines Statistisches Archiv*, 83(3), S. 324–337.
- SEN, A. (1983): Poor, Relatively Speaking, in: *Oxford Economic Papers*, 35, S. 153–169.
- SKRONDAL, A./ RABE-HESKETH, S. (2004): Generalized Latent Variable Modeling - Multilevel, Longitudinal and Structural Equation Models, Chapman & Hall, New York.

- SPIESS, M./ KROH, M. (2004): Documentation of Sample Sizes and Panel Attrition in the German Socio Economic Panel (GSOEP) (1984 until 2003), DIW Materialien Research Notes No. 28a.
- STATA CORPORATION (2005): Survival Analysis and Epidemiological Tables, College Station, Texas, Software Handbuch.
- STEINER, V./ LAUER, C. (2000): Private Erträge von Bildungsinvestitionen in Deutschland, in: *Beihefte zur Konjunkturpolitik, Applied Economics Quarterly*, 51, S. 71–101.
- STEVENS, A. (1994): The Dynamics of Poverty Spells: Updating Bane and Ellwood, in: *American Economic Review*, 84, S. 34–37.
- STEVENS, A. (1999): Climbing out of Poverty, Falling back in, Measuring the Persistence of Poverty, in: *Journal of Human Resources*, 34, S. 557–588.
- STRENGMANN-KUHN, W. (2003): Armut trotz Erwerbstätigkeit - Analysen und sozialpolitische Konsequenzen, Campus, Frankfurt a.M.
- SVR (2004): Erfolge im Ausland - Herausforderungen im Inland, Jahresgutachten 2004/05 des Sachverständigenrates zur Begutachtung der wirtschaftlichen Entwicklung.
- TRAIN, K. (2003): Discrete Choice Models with Simulation, Cambridge University Press, Cambridge.
- TRUSSEL, J./ RICHARDS, T. (1985): Correcting for Unmeasured Heterogeneity in Hazard Models Using the Heckman-Singer Procedure, in: *Sociological Methodology*, 15, S. 242–276.
- VAN DEN BERG, G. (2001): Duration Models: Specification, Identification and Multiple Durations, in: HECKMAN, J./ LEAMER, E. (Hg.), *Handbook of Econometrics* Vol. 5, Elsevier, Amsterdam.
- VAN DEN BERG, G./ LINDEBOOM, M. (1994): Heterogeneity in Models for Bivariate Survival: the Importance of the Mixing Distribution, in: *Journal of the Royal Statistical Society B*, 56(1), S. 49–60.

- VAN PRAAG, B./ HAGENAARS, A./ VAN WEEREN, H. (1982): Poverty in Europe, in: *Review of Income and Wealth*, 28(3), S. 345–359.
- VAUPEL, J./ YASHIN, A. (1985): Heterogeneity's Ruses: Some Surprising Effects of Selection on Population Dynamics, in: *The American Statistician*, 39, S. 176–185.
- VOGES, W./ ROHWER, G. (1992): Receiving Social Assistance in Germany: Risk and Duration, in: *Journal of European Social Policy*, 2(3), S. 175–191.
- VOLKERT, J./ ET AL. (2003): Operationalisierung der Armut- und Reichtumsmessung, Abschlussbericht des Instituts für Angewandte Wirtschaftsforschung für das Bundesministerium für Gesundheit und Soziale Sicherung.
- WAGENHALS, G. (2000): Arbeitsangebotseffekte des Steuer- und Transfersystems der Bundesrepublik Deutschland, in: *Jahrbücher für Nationalökonomie und Statistik*, 220(2), S. 191–213.
- WAGENHALS, G. (2004): Tax-Benefit microsimulation models for Germany: A Survey, Hohenheimer Diskussionsbeiträge No. 235.
- WANGLER, A. (1996): Heterogenitätsprobleme in der Verlaufsdatenanalyse, Peter Lang, Frankfurt a. M.
- WEESIE, J. (2000): Seemingly unrelated estimation and the cluster-adjusted sandwich estimator, in: *Stata Technical Bulletin Reprints*, 9, S. 231–248.
- WHELAN, C./ LAYTE, R./ MAITRE, B. (2002): Persistent Deprivation in the European Union, in: *Schmollers Jahrbuch*, 122, S. 31–54.
- WHELAN, C./ MAITRE, B. (2005): Comparing Poverty and Deprivation Dynamics: Issues of Reliability and Validity, EPAG Working Papers No. 2005-53.
- WHITE, H. (1980): A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity, in: *Econometrica*, 48, S. 817–830.
- WILLET, J./ SINGER, J. (1995): It's Déjà Vu All Over Again: Using Multiple-Spell Discrete-Time Survival Analysis, in: *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 20, S. 41–67.

- WILLIAMS, R. (2000): A Note on Robust Variance Estimation for Cluster-Correlated Data, in: *Biometrics*, 56, S. 645–646.
- WOOLDRIDGE, J. (2002a): *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*, MIT Press, Cambridge, Massachusetts.
- WOOLDRIDGE, J. (2002b): Simple Solutions to the Initial Conditions Problem in Dynamic, Nonlinear Panel Data Models with Unobserved Heterogeneity, Cemmap Working Papers No. 18/02.
- WOOLDRIDGE, J. (2002c): Inverse probability weighted M-estimators for sample selection, attrition, and stratification, in: *Portuguese Economic Journal*, 1, S. 117–139.
- WOOLDRIDGE, J. (2003): Cluster-Sample Methods in Applied Econometrics, in: *American Economic Review*, 93(2), S. 133–139.