



Working Paper

Einstellungen gegenüber Immigranten und die Zustimmung zur Europäischen Integration

Eine Mehrebenenanalyse

Daniela Braun
Nicole Seher
Markus Tausendpfund
Ansgar Wolsing

Daniela Braun
Nicole Seher
Markus Tausendpfund
Ansgar Wolsing

Einstellungen gegenüber Immigranten und die Zustimmung zur Europäischen Integration

Eine Mehrebenenanalyse

Arbeitspapiere – Working Papers

Nr. 136, 2010

Mannheimer Zentrum für Europäische Sozialforschung

Braun, Daniela:

Einstellungen gegenüber Immigranten und die Zustimmung zur Europäischen Integration: Eine Mehrebenenanalyse / Daniela Braun; Nicole Seher; Markus Tausendpfund; Ansgar Wolsing. – Mannheim : 2010

(Arbeitspapiere - Mannheimer Zentrum für Europäische Sozialforschung; 136)

ISSN 1437-8574

Nicht im Buchhandel erhältlich

Schutzgebühr: € 3,00

Bezug: Mannheimer Zentrum für Europäische Sozialforschung (MZES), Postfach, 68131 Mannheim

WWW: <http://www.mzes.uni-mannheim.de>

Redaktionelle Notiz:

***Daniela Braun** ist wissenschaftliche Assistentin am Lehrstuhl für Vergleichende Politikwissenschaft des Geschwister-Scholl-Instituts der Ludwig-Maximilians-Universität München. Sie promoviert im Rahmen der deutsch-französischen Doktorandenschule „Comparing Democratic Societies in Europe“ (CODESE) der Universität Stuttgart. Ihre Forschungsinteressen liegen insbesondere im Bereich der politischen Soziologie.*

***Nicole Seher** ist wissenschaftliche Mitarbeiterin am Mannheimer Zentrum für Europäische Sozialforschung (MZES) und arbeitet im Projekt „Regierungsbildung als optimale Kombination von Ämter- und Policy-Motivation der Parteien“. Ihre Forschungsinteressen sind Parteien und Koalitionstheorien.*

***Markus Tausendpfund** ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Mannheimer Zentrum für Europäische Sozialforschung (MZES) und arbeitet in den Projekten „Europa im Kontext“ und „Demokratie Leben Lernen“. Sein Forschungsinteresse gilt den Faktoren der Unterstützung der Europäischen Union sowie der Partizipations- und Sozialisationsforschung.*

***Ansgar Wolsing** ist Research Manager Analytics & Operations bei der nurago GmbH, Hannover. Zuvor war er wissenschaftlicher Mitarbeiter im Projekt „German Longitudinal Election Study (GLES)“ am Mannheimer Zentrum für Europäische Sozialforschung (MZES).*

Zusammenfassung

Das Papier analysiert mit den Daten des European Social Survey 2006 Determinanten der Zustimmung zur Europäischen Integration. Dabei werden Probleme und Grenzen der linearen Regression beim Umgang mit hierarchischen Daten aufgezeigt und diskutiert. Anschließend wird das Verfahren der Mehrebenenanalyse vorgestellt und schrittweise ein geeignetes Mehrebenenmodell mit dem Statistikprogramm Stata entwickelt. Die Ergebnisse zeigen, dass die Zustimmung zur Europäischen Integration sowohl von Individual- als auch von Kontextmerkmalen beeinflusst wird. Eine positive Haltung zu Immigranten, ein höheres politisches Interesse, höhere Demokratie- und Regierungszufriedenheit sowie höhere Bildung und ein höheres generalisiertes Vertrauen korrespondieren mit einer stärkeren Zustimmung zur EU-Integration. Auf der Kontextebene lässt sich belegen, dass in Ländern mit einem höheren Bruttoinlandsprodukt pro Kopf die Zustimmung zur EU geringer ist. Die Ausländerquote und die Dauer der EU-Mitgliedschaft in Jahren sind nicht relevant. Allerdings lässt sich zeigen, dass die Einstellung gegenüber Immigranten in Ländern mit einem höheren BIP einen stärkeren Effekt auf die EU-Zustimmung als in wirtschaftlich schwächeren Ländern ausübt.

Inhalt

1. Einleitung	1
1.1 Context Matters: Warum der Kontext wichtig ist.....	2
1.2 Forschungsstand und Erwartungen.....	4
1.3 Daten und Operationalisierung	8
2. Lineare Regression	10
2.1 Lineare Regression mit Individualmerkmalen.....	10
2.2 Lineare Regression mit Individual- und Kontextmerkmalen	14
2.3 Grenzen und Probleme der linearen Regression	16
3. Mehrebenenanalyse	18
3.1 Vorteile der Mehrebenenanalyse	19
3.2 Annahmen der Mehrebenenanalyse.....	20
3.3 Allgemeiner Fahrplan einer Mehrebenenanalyse.....	22
4. Praktische Anwendung der Mehrebenenanalyse mit Stata	29
4.1 Random Intercept-Only-Modell.....	29
4.2 Random Intercept-Modell mit Variablen der Individualebene.....	31
4.3 Random Slope-Modell mit Variablen der Individualebene.....	35
4.4 Random Slope-Modell mit Variablen der Individual- und Kontextebene	38
4.5 Random Slope-Modell mit Cross-Level-Effekten.....	40
4.6 Modellgüte und erklärte Varianz	43
4.7 Regressionsdiagnostik.....	44
5. Zusammenfassung	46
6. Literatur	47
Anhang	53

1 Einleitung

Politische Systeme benötigen politische Unterstützung (Easton 1965; 1975). Als politisches System ist auch die Europäische Union (EU) für ihre Stabilität und Entwicklungsperspektiven auf die Zustimmung der Bürger angewiesen (siehe z.B. Schmidberger 1997; Woyke 1998). In der wissenschaftlichen und politischen Diskussion um die Weiterentwicklung der Union spielen deshalb die Einstellungen der Bürger gegenüber der EU eine zentrale Rolle (siehe z.B. Kielmansegg 2003; McLaren 2006; kritisch dazu Haller 2009).

Die bisherige Forschung konnte dabei systematische Zusammenhänge zwischen individuellen Merkmalen und der Zustimmung zur EU nachweisen. Arbeiten von Inglehart (1970; 1977) betonen die Bedeutung der kognitiven Mobilisierung, Gabel (1998a; 1998b) verweist auf individuelle Kosten-Nutzen-Überlegungen, und Anderson (1998) sowie Fuchs (2003) machen auf die Übertragung nationalstaatlicher Orientierungen auf die EU-Bewertung aufmerksam. In jüngerer Zeit werden auch ein Einfluss der nationalen Identität (Carey 2002; McLaren 2002; Hooghe/Marks 2004) sowie der Einstellungen gegenüber Immigranten (de Vreese/Boomgaarden 2005) als Einflussfaktoren diskutiert.

Individuelle Einstellungen sind allerdings nicht nur eine Folge individueller Merkmale, sondern werden auch durch die Bedingungen des Umfelds geprägt, in dem ein Mensch lebt (Esser 1999). Die ausschließliche Betrachtung individueller Merkmale ist daher nicht ausreichend, um die Variation in den Einstellungen gegenüber der EU zu erklären (Brinegar/Jolly 2005; Schmidberger 1997). Dafür sprechen schon die Länderunterschiede in der Zustimmung zur EU, die nicht nur auf kompositionelle Einflüsse – also auf die unterschiedliche Zusammensetzung der jeweiligen sozialen Gruppen – zurückgeführt werden können. Als Erklärungen für zwischenstaatliche Unterschiede in den EU-Einstellungen wird häufig auf nationale Traditionen (Niedermayer 1991), Wirtschaft (Castles 1998) sowie die Dauer der Mitgliedschaft (Scheuer/van der Brug 2007) verwiesen.

Die vorliegende Arbeit verfolgt zwei Ziele: Mit der Mehrebenenanalyse wird ein Verfahren vorgestellt, welches erlaubt, den Einfluss von individuellen *und* kontextuellen Merkmalen auf individuelle Einstellungen simultan zu untersuchen. Dazu werden die notwendigen Befehle im Statistikprogramm *Stata* beschrieben und ausführlich erläutert. Diese methodische Einführung wird dabei mit einer inhaltlichen Frage verknüpft: Welche Faktoren beeinflussen die Zustimmung zur Europäischen Integration? Der Fokus liegt dabei auf der Einstellung gegenüber Immigranten, die in jüngeren Veröffentlichungen als „key variable for understanding reluctance about integration“ (de Vreese/Boomgaarden 2005, 59) verstanden wird.

Nach einer knappen Darstellung des Forschungsstands werden Erwartungen abgeleitet, die zunächst mit einem linearen Regressionsmodell (OLS) geprüft werden. Dabei werden Probleme und Grenzen der klassischen OLS-Regression aufgezeigt und diskutiert. Anschließend wird das Verfahren der Mehrebenenanalyse vorgestellt und schrittweise ein geeignetes Mehrebenenmodell entwickelt, um zu prüfen, inwieweit individuelle und kontextuelle Merkmale die EU-Zustimmung beeinflussen. Zunächst werden jedoch inhaltliche Argumente genannt, die für eine Berücksichtigung des Kontexts sprechen.

1.1 Context Matters: Warum der Kontext wichtig ist

Warum beteiligen sich Bürger an Wahlen, während andere der Wahlurne fern bleiben? Warum unterschreiben Personen Unterschriftenlisten, während andere sich nicht für politische Sachverhalte interessieren? Warum unterstützen Menschen die EU, während andere sie ablehnen? Um solche Fragen zu beantworten, ist die Politikwissenschaft auf Befragungen angewiesen, bei denen zufällig ausgewählte Bürger Antworten auf die unterschiedlichsten Fragen geben.¹ Bei der Analyse wird dann das individuelle Verhalten, zum Beispiel die Wahlbeteiligung, durch andere individuelle Merkmale, zum Beispiel Geschlecht, Alter und Bildung, erklärt. Dies funktioniert – in der Regel – auch ausgesprochen gut. Wir wissen zum Beispiel, dass es eher die höher gebildeten, den höheren Einkommensgruppen und höheren Schichten angehörigen (männlichen) Bürger sind, die sich an Wahlen beteiligen oder andere Formen der politischen Partizipation wahrnehmen (van Deth 2003, 184).

Ist die individuelle Wahlbeteiligung aber wirklich nur eine Folge anderer individueller Merkmale? Gibt es keine anderen Faktoren, die bei der Analyse berücksichtigt werden sollten? Allen H. Barton hat bereits vor mehr als 40 Jahren eine deutliche Kritik an einer rein individualistisch ausgerichteten Forschung verfasst, bei der die soziale Umgebung – der Kontext – des Akteurs systematisch ausgeblendet wird.

„But as usually practiced, using random sampling of individuals, the survey is a socio-logical meatgrinder, tearing the individual from his social context and guaranteeing that nobody in the study interacts with anyone else in it. It is a little like a biologist putting his experimental animals through a hamburger machine and looking at every hundredth cell through a microscope; anatomy and physiology get lost, structure and function disappear, and one is left with cell biology.“
(Barton 1968, 1)

Der Beitrag von Barton steht exemplarisch für die Forderung, dass Erklärungsansätze neben individuellen Merkmalen auch die soziale Umgebung der Person berücksichtigen müssen. Schließlich entstehen Einstellungen „nicht in einem ‚luftleeren‘, bezugslosen Raum, sondern sind Spiegelbild dessen, von welchem Umfeld die Individuen umgeben sind und wie sie dieses wahrnehmen“ (Schmidberger 1997, 10). Mit anderen Worten: Individuelle Einstellungen und Verhaltensweisen sind nicht nur auf individuelle Merkmale der Personen zurückzuführen, sondern auch ein Resultat der Bedingungen der Umgebung, in der ein Mensch lebt (Esser 1999; Pötschke 2006). Der Kontext kann sich dabei so auf Personen auswirken, dass sie sich – trotz gleicher individueller Merkmale – unterschiedlich verhalten, wenn sie verschiedenen sozialen Umgebungen ausgesetzt sind (Engel/Simonson 2004, 304).

Ein Kontext ist dabei definiert als eine soziale Umgebung, in der Personen leben (Alpheis 1988a, 329).² Kontexte können Nachbarschaften, Stadtteile, Gemeinden, Regionen oder auch Nationen sein. Alle diese Umgebungen können im Prinzip eigenständige Effekte entfalten (Esser 1999, 445-446). So findet Pickery (2002) einerseits einen positiven Effekt der Arbeitslosenquote des Wahlkreises auf die

¹ An dieser Stelle sei auf die umfangreiche Literatur zu den Methoden der Sozialwissenschaften verwiesen, z.B. Diekmann (2008), Schnell et al. (2008) oder Häder (2006).

² Für den Begriff „Kontext“ finden sich – nicht nur in den Sozialwissenschaften – zahlreiche Definitionsvorschläge. Siehe für eine Übersicht z.B. Alpheis (1988b, 31) oder auch Goodin und Tilly (2006).

SPD-Unterstützung, andererseits wirkt sich die allgemeine Stärke einer Partei in einem Kreis positiv auf die individuelle Entscheidung aus, diese Partei zu unterstützen. Dülmer und Ohr (2008) können zeigen, dass sowohl ein katholisches Milieu als auch die regionale gewerkschaftliche Tradition die Wahrscheinlichkeit einer rechtsextremen Wahlabsicht reduzieren.³

Der Erklärung von Kontexteffekten liegt in der Regel die Annahme zugrunde, dass der Einfluss des Kontexts auf individuelle Einstellungen primär über die Eingebundenheit des Individuums in kontextgebundene soziale Interaktionen vermittelt ist (Klein/Pötschke 2000, 185). Kontextuelle Informationsvermittlung findet dabei aber nicht nur in persönlichen Interaktionen statt. Die Möglichkeiten reichen von der Beobachtung der Zeichen und Signale, über die Mitbürger ihre Ansichten zum Ausdruck bringen, der Begegnung mit den politischen Aktivitäten vor Ort oder auch der Wahrnehmung der materiellen Prosperität bis hin zu Aktivitäten von Parteien und der Berichterstattung von Massenmedien (siehe für einen allgemeinen Überblick zu kontextuellen Erklärungsansätze Books/Pryby 1991; 1999; Burbank 1995; Sodeur/Hoffmeyer-Zlotnik 2005).

Die Frage, inwieweit individuelle Einstellungen und Verhaltensweisen von den Bedingungen der sozialen Umgebung abhängig sind, ist eine der zentralen Fragen der Sozialwissenschaften. Ein klassisches Anwendungsfeld der Mehrebenenanalyse ist dabei die Bildungsforschung, bei der die individuelle Leistung in Abhängigkeit von individuellen Merkmalen *und* den Merkmalen der Schulklasse untersucht wird (siehe z.B. Baumert et al. 2003). In den vergangenen Jahren hat sich die Durchführung von Kontextanalysen immer weiter verbreitet (siehe z.B. Dedrick et al. 2009; Nonnenmacher 2007; eher kritisch Gorard 2007). Zu dieser Entwicklung hat zweifellos der technische Fortschritt beigetragen; immer leistungsfähigere Computer erlauben die Berechnung von komplexen statistischen Modellen. Dem Anwender stehen mit Stata, GLLAMM, SPSS, HLM, MLwiN, MLA gleich mehrere Statistikprogramme bzw. Module zur Verfügung, die es erlauben, die individuelle *und* kontextuelle Ebene bei der Analyse zu berücksichtigen (siehe Langer 2009 für aktuelle Entwicklungen).

Bei aller Begeisterung für die Berücksichtigung des Kontexts, zeigen entsprechende Analysen aber immer wieder, dass das soziale Umfeld nur einen geringen Einfluss auf die Einstellungen und Handlungen der Akteure hat. Modernisierungs- und Individualisierungsprozesse lassen beispielsweise einen rückläufigen Einfluss des Kontexts auf das Handeln der Menschen erwarten (Klein/Pötschke 2000, 183). Menschen gehören außerdem nicht nur einem, sondern mehreren Kontexten an. Kontexteffekte sind aber „kaum zu erwarten, wenn die Mitgliedschaften der Akteure rasch wechseln, wenn es keine klaren Grenzen zwischen den Kontexten gibt, wenn überkreuzende Zugehörigkeiten möglich sind und wenn sich keine stabilen Gleichgewichte von Interaktionszusammenhängen – die ‚Milieus‘ also – herausbilden“ (Esser 1999, 457).

Trotz dieser Einschränkungen sollte – sofern die Datenlage dies zulässt und entsprechende theoretische Erwartungen existieren – der Kontext bei der Analyse berücksichtigt werden. Schließlich bieten Modelle, die kontextuelle und individuelle Einflüsse auf individuelle Einstellungen und Verhaltenswei-

³ Für einen allgemeinen Forschungsüberblick sei auf Books und Pryby (1991), Schmidberger (1997) sowie Alpheis (1988b) verwiesen.

sen berücksichtigen, eine bessere Abbildung der Wirklichkeit als Modelle, die nur den Kontext oder nur das Individuum bei der Erklärung einbeziehen (Pötschke 2006, 168). So kann die Kontextanalyse zu einem tieferen Verständnis des individuellen Verhaltens beitragen (Klein/Pötschke 2000, 210); schließlich ist es zunächst einmal eine empirische Frage, inwieweit der Kontext individuelle Einstellungen und Verhaltensweisen beeinflusst.

1.2 Forschungsstand und Erwartungen

Warum unterstützen manche Bürger den europäischen Integrationsprozess, während andere die EU ablehnen? Diese Frage hat unzählige Forschungsarbeiten angeregt (für einen Überblick siehe z.B. Ray 2006). Die Erklärungsansätze lassen sich dabei grob den Polen „Individuum“ und „Kontext“ zuordnen. Auf der einen Seite stehen Erklärungsansätze, die den Einfluss individueller Merkmale auf die EU-Zustimmung betonen, auf der anderen Seite befinden sich Erklärungsansätze, die die Rolle des Kontexts bei der Erklärung der EU-Einstellungen hervorheben. Die Berücksichtigung individueller *und* kontextueller Erklärungsansätze kann zu einem tieferen Verständnis der individuellen Zustimmung zur EU beitragen.

Individuelle Erklärungsansätze

Inglehart (1970; 1977) hat auf die Bedeutung der „kognitiven Mobilisierung“ aufmerksam gemacht. Kognitive Mobilisierung bezeichnet „Fähigkeiten, die notwendig sind, um sich in einer ausgedehnten politischen Gemeinde zurechtzufinden“ (Inglehart 1995, 419). Dies fördert die Einsichtigkeit für die Sinnhaftigkeit internationaler Zusammenarbeit und verringert Unbehagen vor weit entfernten und komplexen Gebilden wie dem politischen System der Europäischen Union. Empirische Analysen bestätigen eine positive Relation zwischen kognitiver Mobilisierung und proeuropäischen Einstellungen (Inglehart 1970; 1977; 1978; Gabel 1998a; 1998b).

- H1** Je größer die individuelle kognitive Mobilisierung, desto höher die Zustimmung zur Europäischen Integration.

Gabel und Palmer (1995) sowie Gabel (1998b) argumentieren, dass die Zustimmung zur EU auf den individuell wahrgenommenen Kosten und Nutzen der EU-Mitgliedschaft basiert. Diese Kosten-Nutzen-Bilanz ist von der eigenen sozioökonomischen Position abhängig. Personen mit höherer Bildung, höheren beruflichen Fähigkeiten und höherem Einkommen profitieren eher von Europa und bewerten die Union deshalb positiver als andere (Gabel/Palmer 1995; Hooghe/Marks 2005; McLaren 2006).

- H2** Je größer der individuelle Nutzen durch die EU-Mitgliedschaft, desto höher die Zustimmung zur Europäischen Integration

Bei der EU handelt es sich um ein höchst komplexes Institutionengefüge. Der Erwerb von Informationen und die Auseinandersetzung mit diesem politischen System ist aufwändig und somit eher unwahrscheinlich (Fuchs 2003, 36). Dies gilt insbesondere unter der Annahme, dass Politik für viele Bürger keinen zentralen Lebensbereich darstellt (van Deth 2000a; 2000b). Vor diesem Hintergrund

erwarten Fuchs (2003) und Anderson (1998) eine Übertragung der nationalstaatlichen Einstellungen auf die Bewertung der Union. Einen positiven Zusammenhang zwischen nationaler Demokratiezufriedenheit und pro-europäischen Einstellungen können Anderson (1998), Rohrschneider (2002) und Fuchs (2003) belegen. Insbesondere Arbeiten von Franklin et al. (1994), aber auch Anderson (1998, 591) bestätigen einen Zusammenhang zwischen nationaler Regierungsunterstützung und EU-Bewertung.

- H3** Je größer die individuelle Zufriedenheit mit der Demokratie im eigenen Land, desto höher die Zustimmung zur Europäischen Integration.
- H4** Je größer die individuelle Zufriedenheit mit der Regierung im eigenen Land, desto höher die Zustimmung zur Europäischen Integration.

Soziales Vertrauen spielt eine wichtige Rolle für den Zusammenhalt und die Entwicklung von Gesellschaften (Putnam 1993; 2000; Kunz 2004). Es fördert demokratische Einstellungen und Verhaltensweisen, zudem hat ein hohes gesellschaftliches Vertrauensniveau stabilisierende Effekte auf die Demokratie (Inglehart 1999). Zmerli et al. (2007) und Zmerli/Newton (2008) bieten empirische Evidenz für einen Zusammenhang zwischen sozialem Vertrauen und (nationaler) politischer Unterstützung. Mit Blick auf die Einstellung gegenüber Europa konnten Nelsen und Guth (2003) eine positive Beziehung zwischen Vertrauen und EU-Zustimmung belegen.

- H5** Je größer das individuelle soziale Vertrauen, desto höher die Zustimmung zur Europäischen Integration

In der jüngeren Forschungsliteratur wird ein Einfluss der nationalen Identität auf die EU-Unterstützung postuliert (siehe z.B. Carey 2002; Marks/Hooghe 2003; McLaren 2006). McLaren (2006, 69-74) überträgt dabei die Ergebnisse der sozialpsychologischen Grundlagenforschung zur Theorie der sozialen Identität (Mummendey/Otten 2002) auf den EU-Kontext. Diese Argumentation haben de Vreese und Boomgaarden (2005) erweitert. Danach sollten insbesondere Personen mit einer negativen Einstellung gegenüber Immigranten die EU ablehnen, da der europäische Integrationsprozess Menschen aus verschiedenen Ländern, Regionen und Kulturen zusammenbringt. „Anti-immigration sentiments tap people’s readiness to show negative out-group bias and therefore to oppose further European integration“ (de Vreese/Boomgaarden 2005, 65). Empirisch können sie einen starken Zusammenhang zwischen ausländerfeindlichen Einstellungen und EU-Ablehnung belegen.

- H6** Je positiver die Einstellungen gegenüber Immigranten, desto höher die Zustimmung zur Europäischen Integration.

Als Kontrollfaktoren werden in den Regressionsmodellen außerdem Geschlecht und Alter berücksichtigt. Dabei erwarten wir, dass Männer (Nelsen/Guth 2000) und jüngere Bürger (Scheuer/van der Brug 2007) eher den europäischen Integrationsprozess unterstützen.

Kontextuelle Erklärungsansätze

Neben diesen individuellen Erklärungsansätzen haben verschiedene Autoren auch kontextuelle Erklärungsansätze vorgelegt, um zwischenstaatliche Unterschiede in der EU-Zustimmung besser verstehen zu können. Empirisch lässt sich beispielsweise ein Zusammenhang zwischen der Dauer der EU-Mitgliedschaft eines Landes und der EU-Unterstützung nachweisen (z. B. Inglehart/Rabier 1978; Inglehart et al. 1987; Bosch/Newton 1995; Scheuer/van der Brug 2007). Als theoretisches Argument wird dabei zumeist implizit angeführt, dass mit der Dauer der Mitgliedschaft auch die Vertrautheit mit der EU zunehme. Diese Vertrautheit führe zu einer stärkeren Zustimmung.

- H7** Je länger die Mitgliedschaftsdauer in der Europäischen Union, desto höher die Zustimmung zur Europäischen Integration.

Als weitere Erklärung für die zwischenstaatliche Variation werden häufig wirtschaftliche Indikatoren herangezogen (Anderson/Reichert 1996, 232). Castles (1998) betont, dass die EU-Zustimmung in wirtschaftlich besser entwickelten Staaten höher ist als in wirtschaftlich rückständigen Ländern, weil wirtschaftlicher Erfolg mit politischer Unterstützung belohnt wird. Als zweite Erklärung – mit genau gegenteiligen Implikationen – lässt sich allerdings argumentieren, dass ökonomisch schwächer entwickelte Staaten zum Teil erhebliche Finanzzuweisungen aus den EU-Strukturfonds erhalten und dadurch direkte Vorteile durch die EU-Mitgliedschaft haben. Die empirischen Befunde sind widersprüchlich. Einzelne Arbeiten finden einen positiven Zusammenhang zwischen ökonomischen Makroindikatoren und EU-Unterstützung (z.B. Inglehart/Rabier 1978; Eichenberg/Dalton 1993; 2007; Anderson/Kaltenthaler 1996; Anderson/Reichert 1996), andere können diese Relation nicht bestätigen (z.B. Bosch/Newton 1995; Treiber-Reif/Schmitt 1990). Sánchez-Cuenca (2000) kann hingegen zeigen, dass die EU-Zustimmung in Ländern mit höherer Korruption und geringen wohlfahrtsstaatlichen Leistungen stärker ausgeprägt ist als in Staaten mit niedriger Korruption und umfassenden Sozialleistungen.

- H8a** Je größer die Wirtschaftskraft eines Landes, desto höher die Zustimmung zur Europäischen Integration.
- H8b** Je geringer die Wirtschaftskraft eines Landes, desto höher die Zustimmung zur Europäischen Integration.

Cross-Level-Interaktionen

Die von de Vreese und Boomgaarden (2005) vorgelegte Arbeit, die den Einfluss der Einstellung gegenüber Immigranten auf die Unterstützung der EU untersucht, beschränkte sich mit Dänemark und Niederlande auf zwei recht ähnliche Länder. Sie kommen zu dem Schluss, dass „an investigation with more variation at the contextual level (in terms of differences in economic conditions and popularity of anti-immigration sentiments) is desirable“ (de Vreese/Boomgaarden 2005, 74).

Mit den Daten des European Social Survey (ESS) 2006/2007 kann der erwartete Zusammenhang zwischen ausländerfeindlichen Einstellungen und Zustimmung zur Europäischen Integration in 19 von 27 EU-Ländern untersucht werden. Damit lässt sich feststellen, ob es a) Länderunterschiede gibt und

b) ob diese systematisch sind. Neben dem Bruttoinlandsprodukt (BIP) als Indikator für die wirtschaftliche Stärke eines Landes und der Dauer der EU-Mitgliedschaft in Jahren sollen bei der Analyse auch die Ausländerquote und der Stimmenanteil immigrationsfeindlicher Parteien bei der Europawahl 2004 als Kontextmerkmale berücksichtigt werden. Wir erwarten für die beiden Merkmale allerdings keinen direkten Effekt, das heißt, die Ausländerquote bzw. der Stimmenanteil immigrationsfeindlicher Parteien sollte nicht unmittelbar die Zustimmung zur EU beeinflussen. Allerdings nehmen wir an, dass in Abhängigkeit von der Ausländerquote der Effekt der Einstellung gegenüber Immigranten auf die Zustimmung zur europäischen Integration variiert. In Ländern mit einem größeren Ausländeranteil hat die Einstellung gegenüber Immigranten einen stärkeren Effekt als in Ländern mit einer niedrigen Ausländerquote. De Vreese und Boomgaarden (2005, 64) argumentieren außerdem, dass „an increasing and negative emphasis on immigration-related issues in domestic politics might cause people to consider their stance on this issue when forming an opinion about the EU“. Wir nutzen den Stimmenanteil immigrationsfeindlicher Parteien als Indikator für die Relevanz des politischen Themas im jeweiligen Land.

- H9** Je größer der Ausländeranteil, desto stärker der Effekt der Einstellung gegenüber Immigranten auf die Zustimmung zur Europäischen Integration.
- H10** Je größer der Stimmenanteil immigrationsfeindlicher Parteien, desto stärker der Effekt der Einstellung gegenüber Immigranten auf die Zustimmung zur Europäischen Integration.

Wirtschaftsstarke Mitgliedsstaaten der Europäischen Union müssen im Falle einer fortschreitenden horizontalen oder vertikalen Europäischen Integration angesichts der Arbeitnehmerfreizügigkeit im Rahmen des Europäischen Binnenmarkts, die freie Wahl des Arbeitsplatzes in allen Mitgliedsländern der Europäischen Union ermöglicht, damit rechnen, stärker von Zuwanderung durch Arbeitnehmern aus wirtschaftlich schwächeren Nationen berührt zu werden als EU-Staaten mit geringerer Wirtschaftskraft. Nicht zuletzt wurde aus vergleichbaren Erwägungen beispielsweise in Deutschland und Österreich die Freizügigkeit von Bürgern der 2004 der EU beigetretenen Staaten mit Ausnahme von Zypern und Malta sowie Bürgern der 2007 beigetretenen Nationen Bulgarien und Rumänien beschränkt. Daher nehmen wir an, dass in Ländern mit hoher Wirtschaftskraft die Einstellungsobjekte Zuwanderung und Europäische Union kognitiv stärker verknüpft sind als in wirtschaftsschwachen Staaten. Wir erwarten, dass sich mit zunehmender Wirtschaftskraft eines Landes der Einfluss der individuellen Einstellungen gegenüber Immigranten auf die Zustimmung zur EU vergrößert.

- H11** Je höher die Wirtschaftskraft eines Landes, desto stärker der Effekt der Einstellung gegenüber Immigranten auf die Zustimmung zur Europäischen Integration.

1.3 Daten und Operationalisierung

Als Datenbasis für die empirischen Analysen dienen die Umfragedaten des European Social Survey (ESS). Das Ziel des ESS besteht darin, Einstellungen, Wertorientierungen und Verhaltensmuster der Bevölkerungen in den europäischen Staaten zu beschreiben und zu erklären sowie Trends zu ermitteln. Um die Entwicklungen in längerfristiger Perspektive analysieren und entsprechende Theorien prüfen zu können, ist der ESS als Zeitreihe und somit als kontinuierliches Projekt angelegt. Die Erhebungen finden in Zweijahresabständen statt. Die erste Erhebungswelle fand 2002/2003 statt, gefolgt von 2004/2005, 2006/2007 und 2008/2009. Im September/Oktober 2010 wird die fünfte Welle des ESS ins Feld gehen. Für den ESS werden Personen ab 15 Jahren in Privathaushalten befragt, ungeachtet ihrer Nationalität. Die Vorteile des ESS liegen in der hohen Qualität der Daten, die über die Internetseite www.europeansocialsurvey.org frei zugänglich sind.⁴

Für die Analysen werden die Daten der dritten Welle des ESS (2006/07) verwendet. Folgende EU-Mitgliedsstaaten werden berücksichtigt: Belgien, Bulgarien, Dänemark, Deutschland, Estland, Finnland, Frankreich, Großbritannien (ohne Nordirland), Irland, Niederlande, Österreich, Polen, Portugal, Schweden, Slowakei, Slowenien, Spanien, Ungarn und Zypern. Die deutsche Stichprobe wurde geteilt in Ost- und Westdeutschland (einschließlich Berlin).

Abhängige Variable

Als abhängige Variable wird in allen folgenden Analysen die individuelle Einstellung gegenüber dem europäischen Integrationsprozess verwendet. Diese Einstellung wurde auf einer 11-Punkt-Skala erhoben, bei der 0 „Einigung ist schon zu weit gegangen“ und 10 „Einigung sollte weiter gehen“ bedeutet. Mit den Zahlen dazwischen konnten die Befragten ihre Antwort abstufen. Höhere Zahlen auf der 11-Punkt-Skala werden als größere Zustimmung zum europäischen Integrationsprozess interpretiert. Insgesamt liegt für 29.530 Befragte ein gültiger Wert vor (MW=5,17; SD=2,65).

Unabhängige Variablen – Individualebene

Für die Einstellungen gegenüber Immigranten wird ein additiver Index gebildet, der sich aus folgenden drei Fragen zusammensetzt (deutsche Version des ESS-Fragebogens): „Was würden Sie sagen, ist es im Allgemeinen gut oder schlecht für die deutsche Wirtschaft, dass Zuwanderer hierher kommen“, „Würden Sie sagen, dass das kulturelle Leben in Deutschland durch Zuwanderer untergraben oder bereichert wird“ und „Wird Deutschland durch Zuwanderer zu einem schlechteren oder besseren Ort zum Leben“. Die Befragten konnten jeweils auf einer Skala von 0 bis 10 antworten, bei der höhere Werte auf eine positivere Einstellung gegenüber Immigranten hinweisen. Ergebnisse einer Hauptkomponentenanalyse zeigen (nicht ausgewiesen), dass die drei Items einen Faktor bilden. Cronbachs Alpha beträgt 0,85 und lässt auf eine gute Reliabilität schließen. Höhere Werte entsprechen dabei einer positiveren Einstellung gegenüber Immigranten.

⁴ Für weitere Informationen zum ESS sei auf Neller (2004), Keil (2009, 431-433) oder auch Häder et al. (2009) verwiesen. Nützliche Hinweise finden sich auch im Internet unter www.europeansocialsurvey.de und www.europeansocialsurvey.org (11.09.2010).

Als Indikator für kognitive Mobilisierung verwenden wir das politische Interesse (siehe Steinbrecher 2009, 91), das auf einer Vier-Punkt-Skala erhoben wurde. Höhere Werte entsprechen einem höheren politischen Interesse. Die Bildung in Jahren wird als Indikator für nutzenbezogene Orientierungen verwendet (siehe Gabel 1998a, 343). Um die Demokratie- und Regierungszufriedenheit zu erfassen, wurden 11-Punkt-Skalen verwendet, bei denen jeweils 0 „äußerst unzufrieden“ und 10 „äußerst zufrieden“ bedeutet. Höhere Werte signalisieren folglich eine höhere Zufriedenheit. Das generalisierte Vertrauen wird im ESS ebenfalls mittels einer 11-Punkt-Skala erhoben, bei der 0 „Man kann nicht vorsichtig genug sein“ und 10 „Den meisten Menschen kann man vertrauen“ bedeutet. Höhere Werte auf dieser Skala werden als höheres Vertrauensniveau interpretiert. Das Geschlecht wird als Dummyvariable (Männer = 1), das Alter des Befragten in Jahren in den Analysen berücksichtigt.

Unabhängige Variablen – Kontextebene

Als Indikator für die Wirtschaftskraft eines Landes verwenden wir das Bruttoinlandsprodukt (BIP) pro Kopf, die Dauer der EU-Mitgliedschaft eines Landes wird in Jahren erfasst. Der Ausländeranteil eines Landes sowie der Stimmenanteil immigrationsfeindlicher Parteien bei der Europawahl 2004 beruhen auf statistischen Informationen. Höhere Werte auf den Variablen entsprechen dabei einem höheren Ausländeranteil bzw. einem höheren Stimmenanteil immigrationsfeindlicher Parteien.

Im Anhang finden sich die Häufigkeitsverteilungen der unabhängigen Variablen sowie weitere Informationen. Eine knappe Übersicht der unabhängigen Variablen mit den wesentlichen Kennziffern bietet Tabelle 1.

Tabelle 1: Übersicht der verwendeten unabhängigen Variablen

Variable	Wertebereich	Mittelwert	SD	Ebene
Einstellung gegenüber Zuwanderern (additiver Index dreier Items)	0 bis 10	5,2	2,1	Individual
Geschlecht: männlich = 1 (Dummykodiert)	0 und 1	0,5	0,5	Individual
Alter in Jahren	14,4 bis 97,7	47,0	17,9	Individual
Bildung in Jahren	0 bis 36	12,4	4,0	Individual
Politisches Interesse	0 bis 3	1,47	0,9	Individual
Demokratiezufriedenheit	0 bis 10	5,4	2,4	Individual
Regierungszufriedenheit	0 bis 10	4,5	2,4	Individual
Generalisiertes Vertrauen	0 bis 10	5,1	2,4	Individual
BIP pro Kopf in Euro (in 1000)	8,6 bis 34,8	24,1	6,7	Kontext
Dauer EU-Mitgliedschaft (in Jahren)	0 bis 49	23,2	18,8	Kontext
Ausländeranteil in Prozent	0,3 bis 18,0	5,8	4,1	Kontext
Stimmanteil Anti-Immigrationsparteien (in Prozent)	0 bis 26,7	7,7	8,4	Kontext

Anmerkung: Fallzahl immer 29.530.

2 Lineare Regression

Für die Analyse der Zustimmung zur Europäischen Integration scheint sich aufgrund der pseudo-metrischen abhängigen Variable (Faulbaum et al. 2009, 26) zunächst eine lineare Regressionsanalyse anzubieten. Im ersten Schritt werden daher zuerst die Erwartungen auf der individuellen Ebene mittels linearer Regression überprüft, in einem zweiten Schritt werden dann, zur Überprüfung der Erwartungen auf der kontextuellen Ebene, zusätzlich die Kontextvariablen in die Analyse aufgenommen. Im dritten Teil dieses Kapitels werden schließlich die verschiedenen Möglichkeiten des Umgangs mit hierarchischen Daten in der Regressionsanalyse und die Grenzen der Regressionsanalyse aufgezeigt.

2.1 Lineare Regression mit Individualmerkmalen

Bei der Analyse gehen sowohl metrische Variablen als auch eine Dummy-Variable (Geschlecht des Befragten) als unabhängige Variable in die Analyse ein. Das Geschlecht wird in der Analyse als Kontrollvariable berücksichtigt, da ein Unterschied in der EU-Zustimmung zwischen den Geschlechtern erwartet wird. Dabei wird allerdings davon ausgegangen, dass die lineare Abhängigkeit dieser Zustimmung von den anderen individuellen Variablen für Männer und Frauen gleichartig ist. Erwartet werden folglich zwei Regressionsgeraden, die zwar die gleiche Steigung haben, sich jedoch in ihrem y-Achsenabschnitt unterscheiden.

Da den unabhängigen Variablen unterschiedliche Maßeinheiten zu Grunde liegen, bereitet der Vergleich der Regressionskoeffizienten zur Ermittlung der Stärke des Einflusses einzelner Variablen Probleme. Die Variable Zufriedenheit mit der Demokratie wird im European Social Survey beispielsweise auf einer Skala von 0 bis 10 gemessen, das politische Interesse dagegen auf einer Skala von 0 bis 3. Die Regressionskoeffizienten dieser Variablen geben nun an, um wie viel und in welche Richtung sich die Einstellung gegenüber der EU verändert, wenn sich die jeweilige unabhängige Variable um eine Einheit verändert. Aufgrund der unterschiedlichen Skalen können diese Koeffizienten bezüglich der Effektstärke jedoch nicht miteinander verglichen werden. Zur besseren Beurteilung der Einflussstärke einzelner unabhängiger Variablen werden deshalb zusätzlich die standardisierten Regressionskoeffizienten (Beta-Koeffizienten) angegeben (Kohler/Kreuter 2008, 210). Berechnet werden die Beta-Koeffizienten, indem man den Regressionskoeffizienten einer unabhängigen Variablen k (b_k) mit dem Quotienten aus der Standardabweichung der abhängigen (s_y) und der Standardabweichung der unabhängigen Variablen k (s_{x_k}) multipliziert ($b_k^* = b_k \frac{s_{x_k}}{s_y}$). Der Beta-Koeffizient zeigt die Veränderung der abhängigen Variablen bei Erhöhung der jeweiligen unabhängigen Variablen um eine Standardabweichung. Insbesondere im Zusammenhang mit Dummy-Variablen sind Beta-Koeffizienten jedoch problematisch, da diese in der Regel 0/1-kodiert sind und eine Erhöhung um eine Standardabweichung somit nicht möglich ist. Um diesen und weiteren Problemen der Beta-Koeffizienten (Kohler/Kreuter 2008, 206; Urban/Mayerl 2008, 103) zu begegnen, werden sowohl die unstandardisierten als auch die standardisierten Koeffizienten ausgewiesen.

Im Folgenden wird die Syntax⁵ der Regressionsanalyse mit Ausgabe des Beta-Koeffizienten angegeben. Die Option `beta` kann bei alleiniger Berechnung der unstandardisierten Koeffizienten einfach entfernt werden.

```
Syntax: regress eu immigrants_c male age_c edu_c polint_c stfdem_c stfgov_c ppltrst_c,
        beta;
```

In der obigen Regressionsanalyse werden zentrierte Variablen verwendet.⁶ Dies hat keinen Einfluss auf die jeweiligen Koeffizienten, sondern soll lediglich der einfacheren Interpretation der Konstante dienen. Diese weist bei der Verwendung von zentrierten Variablen den Wert der EU-Zustimmung des Durchschnittsbefragten (hier der weiblichen Durchschnittsbefragten, da *male* für Frauen als 0 und für Männer als 1 kodiert ist) auf. Das bedeutet in diesem Fall also, eine Frau mittleren Alters, mit mittlerer Bildung, mittlerem politischen Interesse, mittlerer Demokratie- und Regierungszufriedenheit und mittlerem sozialem Vertrauen.

Das Ergebnis der oben beschriebenen Regression zeigt Modell 1 in Tabelle 3. Alle in das Modell aufgenommenen unabhängigen Variablen haben einen signifikanten Einfluss auf die Zustimmung zur Europäischen Integration. Männer stehen dem europäischen Integrationsprozess, wie erwartet, positiver gegenüber als Frauen, die Regressionsgerade der Männer verläuft somit nach oben verschoben parallel zu der der Frauen. Mit Ausnahme des sozialen Vertrauens und der Bildung weisen die Koeffizienten im ersten Modell auch die erwartete Richtung auf. So wird die Einstellung zur EU um 0,09 Einheiten positiver, wenn die Zufriedenheit mit der eigenen Regierung um eine Einheit zunimmt (unstandardisierter Koeffizient). Zieht man zur Interpretation den standardisierten Koeffizienten heran, lautet die Interpretation: Die Einstellung gegenüber der EU wird um 0,08 Einheiten positiver, wenn die Zufriedenheit mit der Regierung um eine Standardabweichung zunimmt.

Um die Güte eines Modells zu beurteilen wird häufig die Kennzahl R-Quadrat verwendet. R-Quadrat entspricht dem Quotienten aus erklärter Varianz und Gesamtvarianz, gibt also an, wie hoch der Anteil der erklärten Varianz an der Gesamtvarianz ist bzw. wie gut die Anpassung der Regression an die empirischen Werte der abhängigen Variable gelingt (Pospeschill 2006, 373). Das korrigierte R-Quadrat berücksichtigt zusätzlich den Stichprobenumfang und die Anzahl der unabhängigen Variablen und soll somit verhindern, dass der Anteil der erklärten Varianz eines Modells allein durch die Aufnahme zusätzlicher unabhängiger Variablen verbessert wird (Pospeschill 2006, 374). Beide Maße weisen bei der Regressionsanalyse mit den individuellen Variablen einen Wert um 0,12 auf. Das be-

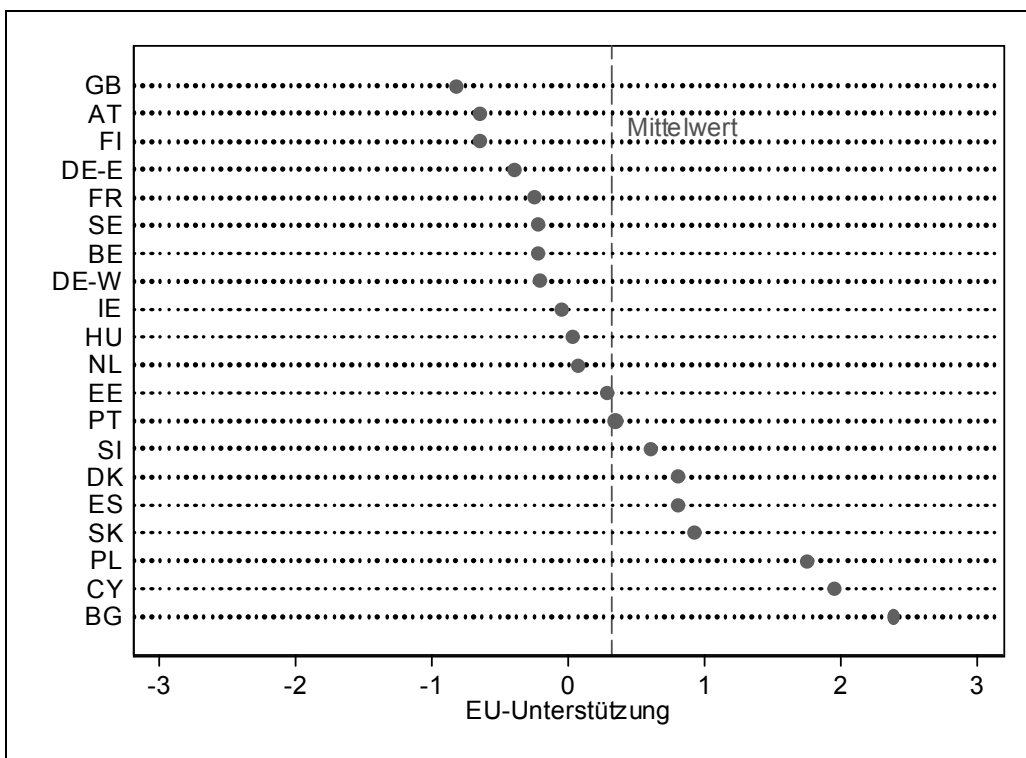
⁵ Ein Hinweis zur Gestaltung der Syntax: Wir verwenden in den folgenden Syntax-Beispielen stets das Semikolon als Befehlsende, damit aus layouttechnischen Gründen erforderliche Zeilenumbrüche nicht als neue Kommandos missinterpretiert werden können. Per Syntax lässt sich das Semikolon mittels `#delimit ;` als Befehlsabschluss einstellen. Zum Ausführen der Befehle sind die Semikola nicht nötig, sofern das Zeilenende als Befehlsabschluss in Stata (vor-)eingestellt ist.

⁶ Das bedeutet, die Werte liegen als Abweichung von ihrem Mittelwert ($X_i - \bar{X}$) vor. Die Zentrierung ist bei der Mehrebenenanalyse ein zentraler Punkt und wird aus Gründen der Vergleichbarkeit hier auch bei der linearen Regression durchgeführt. Syntaxbeispiel für die Zentrierung der Variablen `gdp2006`: `sum gdp2006;` dann: `gen gdp2006_c=gdp2006-r(mean);`

deutet, dass sich auf Grundlage der untersuchten individuellen Variablen rund zwölf Prozent der beobachteten Varianz in der EU-Zustimmung erklären lassen.

In einem nächsten Schritt soll der Annahme nachgegangen werden, dass sich die Zustimmung der Befragten zur Europäischen Integration zwischen verschiedenen Staaten unterscheidet.⁷ Somit werden, ähnlich wie beim Einfluss des Geschlechts auf die EU-Unterstützung, gruppenspezifische Unterschiede erwartet. Abbildung 1 zeigt, dass tatsächlich Länderunterschiede hinsichtlich der Zustimmung zur Europäischen Integration vorhanden sind. Die geringste Zustimmung erfährt die EU in Großbritannien, die größte im jüngsten Mitgliedsland Bulgarien. Der Mittelwert über alle Länder hinweg liegt leicht im positiven Bereich bei 0,3.

Abbildung 1: Mittlere Zustimmung zur Europäischen Integration



Zur Analyse von länderspezifischen Unterschieden werden im linearen Regressionsmodell 19 Dummy-Variablen in die Analyse aufgenommen, da Befragte aus 20 verschiedenen Ländern im Datensatz enthalten sind. Die Dummy-Variable *Schweden* enthält beispielsweise den Wert 1, wenn der Befragte aus Schweden stammt, in allen anderen Fällen enthält die Variable *Schweden* den Wert 0. Auf diese Weise lassen sich alle Befragten aus 20 verschiedenen Staaten mit 19 Dummy-Variablen genau einem Land zuordnen (vgl. Tabelle 2). Als Basiskategorie wird Österreich festgelegt, folglich wird die Dummy-Variable für Österreich nicht in die Analyse aufgenommen.⁸ Da Österreich die Basiskategorie ist, werden die zu Österreich gehörigen Befragten also nicht über den Eintrag 1 im zugehörigen Län-

⁷ Hier ist anzumerken, dass die Befragten lediglich in einem Land leben, nicht aber die entsprechende Staatsbürgerschaft besitzen müssen.

⁸ Bei der Festlegung der Basiskategorie sollte, zur Vermeidung von Schätzproblemen, darauf geachtet werden, dass sie nicht unverhältnismäßig wenige Fälle aufweist (Urban/Mayerl 2008, 278).

der-Dummy identifiziert, sondern darüber, dass sie bei allen Länderdummies den Eintrag 0 aufweisen. Diesem Vorgehen liegt die Annahme zugrunde, dass die Effekte der individuellen unabhängigen Variablen in allen Ländern gleich sind, dass sich also beispielsweise die Einstellung gegenüber Ausländern in allen betrachteten Ländern in gleicher Weise auf die Bewertung der EU auswirkt.

Tabelle 2: Generierung von Dummy-Variablen

	Dänemark	Spanien	Polen
Däne	1	0	0
Spanier	0	1	0
Pole	0	0	1
Österreicher	0	0	0

Modell 2 in Tabelle 3 zeigt die Ergebnisse der Regression mit Länderdummies. Auffallend ist insbesondere die starke Erhöhung der erklärten Varianz. Sowohl R-Quadrat als auch das korrigierte R-Quadrat weisen nun Werte von 22 Prozent auf, das bedeutet, dass durch die Berücksichtigung der Länderdummies der Anteil der erklärten Varianz an der Gesamtvarianz um zehn Prozentpunkte gestiegen ist. Mit Ausnahme der Koeffizienten für Irland und Großbritannien sind alle Ländereffekte signifikant. Beispielsweise ist die Bevölkerung in Bulgarien und Zypern gegenüber der EU eher positiv eingestellt, wohingegen die Bevölkerung Finnlands eher EU-kritisch ist. Da die Basiskategorie der Länderdummies Österreich ist, sind die Koeffizienten der Länderdummies und ihre Signifikanzprüfung jedoch immer im Bezug zu Österreich zu interpretieren. Bulgaren und Zyprioten sind also im Vergleich zu Österreichern eher EU-freundlich, Finnen sind im Vergleich zu Österreichern EU-kritisch. Befragt man beispielsweise in Österreich und in Bulgarien eine Person mit identischen Individualmerkmalen (wie sie im Modell auftreten), so wird erwartet, dass die EU-Zustimmung des bulgarischen Befragten um 3,14 Einheiten über der Zustimmung des Befragten aus Österreich liegt.⁹

Vergleicht man die Koeffizienten der Individualvariablen mit den Ergebnissen der vorigen Regression fällt auf, dass die Koeffizienten für das generalisierte Vertrauen und für Bildung im zweiten Modell das erwartete Vorzeichen aufweisen und dabei signifikant bleiben. Die übrigen Koeffizienten verändern sich bezüglich Richtung und Signifikanz durch die Länderdummies nicht oder nur geringfügig.

Durch die Aufnahme der Länderdummies wissen wir nun zwar, dass es deutliche Unterschiede in der Zustimmung zur Europäischen Integration zwischen den Ländern gibt, wir können aber noch nicht erklären, warum dies so ist. Um darauf eine Antwort geben zu können, werden im dritten Modell Kontextvariablen berücksichtigt. Anders ausgedrückt bedeutet das, dass die Berücksichtigung der Nation als „catch-all Variable“ zwar den Anteil der erklärten Varianz deutlich erhöht, allerdings wird dadurch nicht deutlich, auf welchen Unterschieden zwischen den Nationen diese Erklärungskraft beruht (Niedermayer 1991, 345).

⁹ Für die Interpretation der Dummy-Variablen werden, aufgrund der auf Seite 10 erläuterten Gründe, die nicht standardisierten Koeffizienten herangezogen.

2.2 Lineare Regression mit Individual- und Kontextmerkmalen

In das dritte Regressionsmodell sollen nun auch Kontextmerkmale einbezogen werden, um die Hypothesen 7, 8a und 8b überprüfen zu können. Um dies zu ermöglichen werden den Individuen die Ausprägungen der benötigten Kontextmerkmale ihrer Staaten zugewiesen. Anders ausgedrückt werden die Merkmale der oberen Ebene (Länder) der unteren Ebene (Individuen) zugeschrieben. Dieses Vorgehen nennt man daher Disaggregation, dabei wird, wie auch schon im zweiten Modell, davon ausgegangen, dass die Effekte in allen betrachteten Gruppen, in diesem Fall also in allen 20 Ländern, gleich sind (Pötschke 2006, 174). Zudem wird auch die Konstante als über die Länder hinweg gleich angenommen, dabei wird vernachlässigt, dass der Durchschnittswert der Zustimmung zur Europäischen Integration zwischen den Ländern variiert. Durch die Annahme einer einheitlichen Konstante wird in Kauf genommen, dass die beobachteten Werte weiter von den, aufgrund der Regressionsgeraden, geschätzten Werten entfernt liegen (Hans 2006, 9).

Modell 3 in Tabelle 3 zeigt die Ergebnisse der Regressionsanalyse mit Individual- und Kontextmerkmalen. Die Herausnahme der Länderdummies führt zu einem Rückgang der erklärten Varianz um etwa drei Prozentpunkte auf 19 Prozent. Individual- und Kontextmerkmale zusammen können jedoch deutlich mehr erklären als nur die Individualmerkmale in Modell 1. Alle Individualmerkmale haben das erwartete Vorzeichen und sind signifikant. Bei den Kontextvariablen sind alle beobachteten Effekte hochsignifikant. Auf die Beurteilung der Signifikanzprüfung bezüglich der Kontextvariablen im dritten Modell wird im nächsten Abschnitt ausführlicher eingegangen. Ein mögliches viertes Modell, dass sowohl die Individual- und Kontextvariablen als auch die Länderdummies berücksichtigt wird hier nicht angegeben, da die Kontextvariablen und die Länderdummies sehr stark miteinander korrelieren und daher Multikollinearitätsprobleme auftreten.

Tabelle 3: Lineare Regressionsanalyse zur Zustimmung zur Europäischen Integration

	Modell 1		Modell 2		Modell 3	
	Coef.	Beta	Coef.	Beta	Coef.	Beta
Einstellung gegenüber Zuwanderern	0,39*** (52,38)	0,31	0,36*** (49,19)	0,29	0,37*** (51,02)	0,29
Geschlecht: männlich	0,08* (2,57)	0,01	0,06* (2,19)	0,01	0,07* (2,34)	0,01
Alter	-0,01*** (-10,58)	-0,06	-0,01*** (-7,82)	-0,04	-0,01*** (-8,33)	-0,05
Bildung	-0,01* (-2,30)	-0,01	0,01* (2,27)	0,01	0,01* (2,17)	0,01
Politisches Interesse	0,05** (2,61)	0,02	0,06*** (3,82)	0,02	0,06*** (3,55)	0,02
Demokratiezufriedenheit	0,01* (1,43)	0,01	0,07*** (9,55)	0,07	0,09*** (11,43)	0,08
Regierungszufriedenheit	0,09*** (12,14)	0,08	0,10*** (13,51)	0,09	0,10*** (13,55)	0,09
Generalisiertes Vertrauen	-0,03*** (-4,27)	-0,03	0,05*** (7,28)	0,04	0,02** (2,98)	0,02
BIP pro Kopf (in 1000)					-0,14*** (-38,87)	-0,34
Dauer EU-Mitgliedschaft					0,01*** (10,21)	0,08
Ausländeranteil					0,03*** (7,07)	0,04
Stimmanteil Anti-Immigrationsparteien					-0,01*** (-5,37)	-0,03
Belgien			0,34*** (4,44)	0,03		
Bulgarien			3,14*** (32,37)	0,20		
Dänemark			0,75*** (9,05)	0,06		
Deutschland (Ost)			0,62*** (6,39)	0,04		
Deutschland (West)			0,46*** (6,10)	0,04		
Estland			1,02*** (11,76)	0,08		
Finnland			-0,73*** (-9,49)	-0,07		
Frankreich			0,63*** (8,37)	0,06		
Großbritannien			-0,04 (-0,52)	0,00		
Irland			0,03 (0,32)	0,00		
Niederlande			0,33*** (4,30)	0,03		
Polen			2,28*** (27,80)	0,19		

Fortsetzung der Tabelle	Modell 1		Modell 2		Modell 3	
	Coef.	Beta	Coef.	Beta	Coef.	Beta
Portugal			1,25***	0,10		
			(15,34)			
Schweden			-0,22**	-0,02		
			(-2,72)			
Slowakei			1,54***	0,13		
			(18,92)			
Slowenien			1,43***	0,11		
			(16,53)			
Spanien			1,19***	0,10		
			(14,86)			
Ungarn			1,37***	0,10		
			(15,43)			
Zypern			2,64**	0,17		
			(27,09)			
Konstante	5,14		4,40		5,14	
	(254,02)		(81,86)		(264,28)	
N	29.530		29.530		29.530	
R ²	0,12		0,22		0,19	
Korrigiertes R ²	0,12		0,22		0,19	

t-Werte in Klammern; * $p < .10$, * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$

2.3 Grenzen und Probleme der linearen Regression

Die vorgenommene Aufteilung der Variablen in Individualmerkmale und Kontextmerkmale zeigt bereits die hierarchische Struktur der Daten. Ganz allgemein ist unter hierarchischen Daten zu verstehen, dass die Elemente der unteren Ebene jeweils genau einem Element der höheren Ebene zugeordnet sind – und, dass die höhere Ebene sich ausschließlich aus Elementen der niedrigen Ebene zusammensetzt (siehe z.B. Hans 2006; Pötschke 2006). In unserem Fall bedeutet dies, dass die Befragten (untere Ebene), deren Zustimmung zur Europäischen Union wir analysieren wollen, verschiedenen Staaten angehören (höhere Ebene). Die Zustimmung steht damit nicht nur mit individuellen Erklärungsfaktoren in Zusammenhang, sondern auch mit Erklärungsfaktoren auf der Kontextebene. Als Einflussfaktoren wird in der Literatur insbesondere auf die Rolle der Zuwanderung hingewiesen. Zuwanderung ist auf beiden Ebenen bedeutungsvoll: Die individuelle Einstellung gegenüber Zuwanderern, aber auch kontextspezifische Faktoren wie der Ausländeranteil in einem Land. Das vorliegende Papier soll aufzeigen, wie mit einer solchen Datenstruktur umzugehen ist bzw. aus welchen Gründen die Mehrebenenanalyse für die Untersuchung hierarchisch strukturierter Daten eine bessere Lösung ist als eine lineare Regression.

Im Rahmen der Regressionsanalyse gibt es verschiedene Möglichkeiten mit der hierarchischen Struktur von Daten umzugehen. Zum einen kann man die Daten, wie im dritten Modell geschehen, durch Disaggregation so aufbereiten, dass eine Regressionsanalyse auf der unteren Ebene durchgeführt werden kann. Dabei werden die Eigenschaften der oberen Ebene den Analyseeinheiten der unteren

Ebene zugewiesen. Wie oben bereits erläutert, wird dazu die Annahme getroffen, dass die Auswirkungen der unabhängigen Variablen und die Konstante in allen Gruppen gleich sind. Daneben führt die Disaggregationsstrategie zu weiteren Problemen: Ein Problem der Disaggregationsstrategie besteht darin, dass die Standardfehler und die Signifikanz der Kontextvariablen falsch berechnet werden. Da durch die Disaggregation die zur Berechnung des Standardfehlers herangezogene Stichprobengröße nun der Anzahl der Individuen statt der Anzahl der Länder entspricht, ist die zugrunde gelegte Stichprobengröße viel zu groß, wodurch folglich der berechnete Standardfehler zu klein ist (Hans 2006, 7). Daraus folgt, dass die Signifikanz der Koeffizienten auf Kontextebene im dritten Modell keinerlei Aussagekraft besitzt, sondern lediglich aus der zugrunde gelegten viel zu großen Stichprobengröße von knapp 30.000 Befragten gegenüber 20 Ländern resultiert. Da auch angenommen wird, dass sich die Individuen innerhalb der gleichen nationalen Kontexte ähnlicher sind, als über die nationalen Kontexte hinweg, wird zudem die Annahme der unkorrelierten Residuen, die der Regressionsanalyse zu Grunde liegt, verletzt.¹⁰

Ein weiteres Problem stellt die Untersuchung von Cross-Level-Wechselwirkungseffekten im Rahmen der Regressionsanalyse dar. Als Cross-Level-Wechselwirkungseffekt wird die Variation des Effekts einer unabhängigen individuellen Variablen in Abhängigkeit der Zugehörigkeit des Individuums zu einem bestimmten Kontext bezeichnet. Variiert beispielsweise der Effekt der Bildung auf die EU-Unterstützung je nachdem aus welchem Land der Befragte stammt, führt also hohe Bildung in Ungarn zu einer höheren EU-Unterstützung und in Finnland zu einer eher EU-kritischen Haltung, wird dies als Cross-Level-Wechselwirkungseffekt bezeichnet (Hans 2006, 9; Pötschke 2006, 174). Möchte man diese Effekte mit Hilfe der Regressionsanalyse untersuchen, muss für jede zu betrachtende Individualvariable und jedes Land ein Interaktionsterm in die Analyse aufgenommen werden (also Bildung*Land1, Bildung*Land2 usw.). Dies führt sehr schnell zu einer großen Unübersichtlichkeit.

Zum anderen kann man die Daten auch durch Aggregation auf der oberen Ebene aufbereiten, das bedeutet, man fasst die Daten der Individualebene für die einzelnen Einheiten der zweiten Ebene (hier: Länder) zusammen und ordnet sie diesen zu. Die Regressionsanalyse wird dann auf der oberen Ebene durchgeführt. Die Fallzahl wird damit jedoch auf die Anzahl der Analyseeinheiten auf der oberen Ebene (hier: 20 Länder) reduziert. Der Vorteil dieser Vorgehensweise besteht darin, dass untersucht werden kann, wie die auf der Individualebene bestehenden Effekte auf der oberen Ebene variieren. Allerdings können individuelle Effekte durch die Aggregation nicht mehr erklärt werden, zudem stellt auch die Reliabilität der aggregierten Beobachtungen ein Problem dar. Versucht man aufgrund der aggregierten Daten Phänomene auf der Individualebene zu erklären, besteht daneben die Gefahr eines ökologischen Fehlschlusses (Pötschke 2006, 174).

Ein gemeinsames Problem der Disaggregations- und der Aggregationsstrategie ist, dass kein Parameter für den Zufallsfehler geschätzt wird, das bedeutet, dass die Koeffizienten der Regressionsgleichung als feste Effekte und nicht als Zufallseffekte behandelt werden.

¹⁰ Eine Korrektur der Standardfehler ist durch die Berechnung von robusten Standardfehlern möglich (White 1980).

Eine weitere Möglichkeit des Umgangs mit hierarchischen Daten im Rahmen einer einfachen Regressionsanalyse besteht darin, separate Regressionsmodelle für die einzelnen Länder zu berechnen. Die genannten statistischen und inhaltlichen Probleme können durch dieses Vorgehen umgegangen werden, jedoch bestehen auch bei dieser Vorgehensweise Nachteile. Zum einen bietet sie sich aufgrund der schnell entstehenden Unübersichtlichkeit nur an, wenn eine kleine Zahl verschiedener Kontexte analysiert werden soll. Zum anderen können weder Kontext- noch Cross-Level-Wechselwirkungseffekte auf diese Weise angemessen geschätzt werden. Dass Kontexteffekte nicht adäquat geschätzt werden können bedeutet, dass systematische Variationen zwischen den Kontexten, beispielsweise aufgrund unterschiedlicher Ausländeranteile in den betrachteten Ländern, auf diese Weise nicht modelliert werden können.

Die lineare Regression bietet somit einen einfachen und gut verständlichen Einstieg in die Analyse hierarchischer Daten, sollte aber aufgrund der genannten statistischen und inhaltlichen Probleme, die durch die Mehrebenenstruktur auftreten, durch eine Mehrebenenanalyse ergänzt werden. Der Mehrebenenanalyse werden wir uns daher im nächsten Kapitel zuwenden.

3 Mehrebenenanalyse

Die Mehrebenenanalyse¹¹ (MEA) – häufig auch Kontextanalyse genannt – bietet die Möglichkeit, den Einfluss individueller und kontextueller Merkmale auf eine individuelle abhängige Variable zu schätzen. Im Rahmen des vorliegenden Papiers möchten wir den Einfluss individueller und kontextueller Merkmale auf die Zustimmung zur Europäischen Integration untersuchen. Wie bereits zuvor beschrieben, spielt die individuelle Einstellung gegenüber Zuwanderung als Einflussfaktor der EU-Unterstützung eine bedeutende Rolle. Wir haben in drei Hypothesen (H9-H11) postuliert, dass der Einfluss der individuellen Einstellung gegenüber Immigranten in Abhängigkeit von Kontextmerkmalen variiert. Des Weiteren ist zu beachten, dass wir daneben einen Effekt der wirtschaftlichen Lage der Länder (also der Kontexteinheiten) auf die Einstellung gegenüber der EU erwarten. Daher müssen wir unsere Analysen an einer hierarchischen Datenstruktur ausrichten.

In diesem Abschnitt soll nun gezeigt werden, wie mit einer hierarchischen Datenstruktur adäquat umzugehen ist bzw. aus welchen Gründen die Mehrebenenanalyse für eine solche Untersuchung die beste Alternative darstellt. Da sich ein Großteil der „anwendungsorientierten“ Autoren darauf beschränkt, reine Ergebnisdarstellungen zu liefern und damit überwiegend theoretische, jedoch nur selten praktische Hinweise zur Durchführung einer MEA gibt, möchten wir auch auf den Ablauf des Analyseverfahrens eingehen. In diesem Kapitel soll deshalb, nach der Darstellung eines ersten Überblicks über den Nutzen der MEA, ein Fahrplan entworfen werden, der als Leitfaden für Mehrebenenanalysen verwendet werden kann. Unser Fahrplan der Mehrebenenanalyse basiert auf Erkenntnissen der gän-

¹¹ Wir beschränken uns auf die Darstellung der Vorgehensweise eines hierarchisch linearen Modells auf zwei Ebenen, möchten jedoch darauf hinweisen, dass Mehrebenenmodelle auch für mehr als zwei Ebenen gerechnet werden können. Weiterhin gibt es neben dem hierarchisch linearen Modell ebenfalls Logit-Modelle mit hierarchischen Daten.

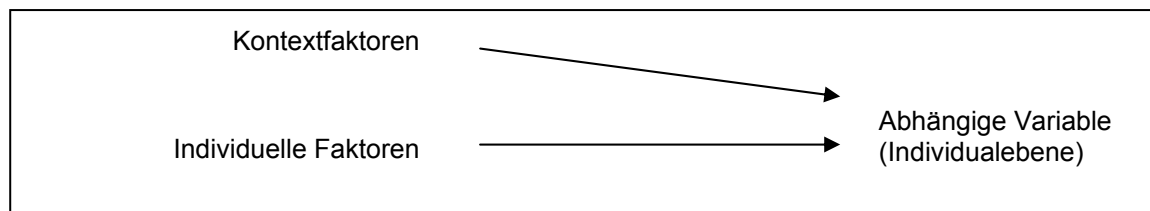
gigen Literatur (Raudenbush/Bryk 2002; Ditton 1998; Engel 1998; Hox 2002; Langer 2009; Pötschke 2006; Rabe-Hesketh/Skrondal 2005; Snijders/Bosker 1999).

3.1 Vorteile der Mehrebenenanalyse

Als Erklärungsfaktoren für die Zustimmung zur Europäischen Integration kommen individuelle Einstellungen (beispielsweise die Einstellungen gegenüber Einwanderern), soziodemographische Merkmale (Geschlecht, Alter, Bildung) aber auch Merkmale der Kontextebene (beispielsweise das Pro-Kopf-BIP eines Landes) in Frage. Die Analysetechnik MEA wird gemeinhin als der „Königsweg“ für die Beantwortung einer solchen Fragestellung gehandelt, da sie im Vergleich zur herkömmlichen Regressionsanalyse die statistischen Voraussetzungen besitzt, Mikro- und Makrozusammenhänge in einem Schritt zu untersuchen. Letztlich bestehen zwei Möglichkeiten der Berechnung von Effekten:

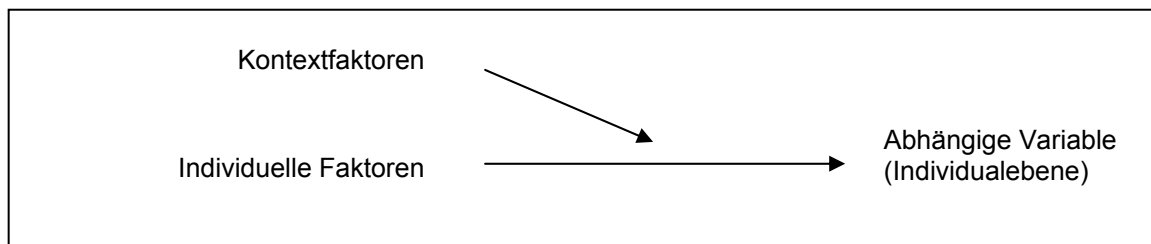
Erstens: die Berechnung der erklärten Varianz beider Ebenen (vgl. Abbildung 2). Unsere abhängige Variable, die EU-Zustimmung, kann damit über Effekte auf verschiedenen Ebenen erklärt werden. Konkret bedeutet dies, dass die Zustimmung zur Europäischen Integration gleichzeitig über die individuelle Einstellung zu Zuwanderern und das BIP oder die Dauer der EU-Mitgliedschaft des jeweiligen Landes bestimmt werden kann ohne dass statistische Fehlerquellen in Kauf genommen werden müssen, die bei der Berechnung hierarchisch strukturierter Daten mittels herkömmlicher Regression entstehen.

Abbildung 2: Effekte der Kontext- und der Individualebene



Zweitens: die Berechnung von Cross-Level-Effekten (vgl. Abbildung 3). Die MEA bietet die Möglichkeit, ohne Verletzung von Modellannahmen, Interaktionseffekte zwischen Merkmalen verschiedener Ebenen zu berechnen. Es handelt sich dabei um so genannte *Cross-Level-Effekte* oder *Cross-Level-Wechselwirkungen*. Damit können zwischen den Kontexten variierende Steigungskoeffizienten (und damit variierende Effektstärken) mit Hilfe von Merkmalen des Kontextes erklärt werden (vgl. Hypothesen H9 bis H11).

Abbildung 3: Interaktionseffekte zwischen Kontext- und Individualebene



Allerdings ist der Einbezug von Kontextfaktoren in die Analyse nicht immer notwendig. Die MEA ist letztlich nur dann sinnvoll, wenn signifikante Länderunterschiede gegeben sind. Dies kann im Rahmen des so genannten *Random Intercept-Only-Modells*¹² festgestellt werden. Die EU-Zustimmung kann nur dann über Kontextfaktoren erklärt werden, wenn sie sich zwischen den verschiedenen Ländern unterscheidet. Ist keine Variation zwischen den Kontexten gegeben, ist die Berücksichtigung von Kontextfaktoren, wie beispielsweise des BIP nicht sinnvoll.

3.2 Annahmen der Mehrebenenanalyse

Wie bei allen statistischen Modellen sind für die Durchführung einer MEA einige Annahmen zu treffen, um die Validität der Schätzungen zu garantieren. Da einige Grundannahmen mit denen der herkömmlichen Regression vergleichbar sind¹³ sollen an dieser Stelle nur die wichtigsten Annahmen der MEA vorgestellt werden, da aufgrund des komplexen Verfahrens „Folgen von Verletzungen der Modellannahmen nicht einfach zu durchschauen“ (Ditton 1998, 115) sind.¹⁴

Allgemeine Annahmen

Zunächst soll auf die Annahmen bezüglich der Residuen beider Ebenen, die für die Ermittlung der Standardfehler relevant sind, eingegangen werden: Die Residuen der ersten Ebene sind normalverteilt und werden als Zufallsvariablen aufgefasst, deren mittlerer Wert gleich Null ist. Die Residuen der zweiten Ebene sind multivariat normalverteilt mit konstanter Kovarianzmatrix (homoskedastisch) und zwischen den Gruppen unkorreliert (innerhalb der Gruppen ist Korrelation kein Problem, sondern sogar gewünscht) sowie unkorreliert mit den Residuen der ersten Ebene (Raudenbush/Bryk 2002; Ditton 1998; Snijders/Bosker 1999). Ganz allgemein ist ferner „auf den hohen Stellenwert einer *fundierten theoretischen Begründung und Stringenz* des getesteten Modells“ (Ditton 1998, 119) hinzuweisen.

Für eine korrekte Anwendung der MEA sollten zudem auf Individual- und Kontextebene Zufallsstichproben vorliegen. Das würde in unserem Fall bedeuten, dass nicht nur die Beobachtungseinheiten der Individualebene, d.h. die Befragten, zufällig ausgewählt werden müssen, sondern auch die Einheiten der Kontextebene – in unserem Fall Länder. Da dies jedoch in den überwiegenden politikwissenschaftlichen ländervergleichenden Untersuchungen so nicht möglich ist, weist Hinz (2005) zu Recht darauf hin, dass die Voraussetzungen von Zufallsstichproben häufig nicht gegeben sind. Weiterhin schreibt er, dass eine MEA bei fehlender Zufallsstichprobe zwar durchgeführt werden könne, „die statistische Modellierung [...] nun jedoch von fixen Effekten für jede Ebene ausgehen“ (Hinz 2005, 269) müsse. In der Praxis wird dieser Aspekt jedoch häufig vernachlässigt.

Fallzahl

Nachdem die Anzahl der Fälle auf Individual- und Kontextebene im Rahmen von Mehrebenenanalysen ein höchst kontrovers diskutiertes Thema ist, wird diesem Abschnitt im Vergleich zu den anderen Annahmen höhere Priorität eingeräumt. Während bei Analysen im Bereich der Soziologie (z.B. bei der

¹² Vgl. Schritt 1 im Fahrplan zur Mehrebenenanalyse (S. 23).

¹³ Für die Annahmen der linearen Regression verweisen wir auf Kohler/Kreuter (2008) und Urban/Mayerl (2008).

¹⁴ Zur Vertiefung empfehlen wir Ditton (1998), Hox (2002), Langer (2009) und Snijders/Bosker (1999).

Untersuchung von Schülern eingebettet in Schulklassen) die Anzahl der Fälle auf Kontextebene grundsätzlich vergleichsweise hoch ist, die Individualebene jedoch eher mit geringen Fallzahlen ausgestattet ist, stellt sich das Problem in politikwissenschaftlichen Untersuchungen meist umgekehrt dar. Da es sich in den meisten Analysen um Ländervergleiche handelt und die Fälle auf Kontextebene im Regelfall Länder sind fällt die Fallzahl generell eher gering aus. Untersucht man zudem EU-spezifische Themen, wie in unserem Fall, ist die Zahl ohnehin auf momentan 27 Fälle beschränkt. Des Weiteren sind große länderübergreifende Erhebungen sehr teuer bzw. ein Vergleich einer großen Anzahl von Ländern ist aufgrund von zu ausgeprägten kulturellen Unterschieden (vielfältige Bedeutung der Konzepte) häufig wenig sinnvoll.

Eine exakte Mindestanzahl – insbesondere auf Kontextebene – kann nicht genannt werden: „As usual, it is not precisely known when a sample is large enough to be confident about the precision of the estimates“ (Hox 2002, 45). So weisen die Vorschläge hinsichtlich der maximalen Gruppenanzahl eine recht weite Bandbreite auf. Van der Leeden et al. (1997) geben an, dass die Standardfehler bei weniger als 100 Fällen auf der Kontextebene ungenau geschätzt werden und geben als Daumenregel tatsächlich 100 Fälle auf Kontextebene an. Maas/Hox (2004) entgegnen, dass auch mit weniger Fällen gerechnet werden kann, vor allem, wenn das Interesse hauptsächlich dem „*fixed part*“ des Modells gilt. Mit nur 30 Fällen auf Kontextebene sind die Ergebnisse zwar etwas ungenauer, aber dennoch vertretbar. Ist der Forscher eher an *Cross-Level*-Interaktionen bzw. dem „*random part*“ des Modells interessiert, sollte die Anzahl der Gruppen jedoch etwas höher sein; Hox (2002) erweitert die Daumenregel in diesen Fällen sogar auf „50/20“ bzw. „100/10“, d.h. 50 Fälle auf der Kontextebene und 20 Individuen pro Kontexteinheit bzw. 100 und 10 Fälle. Ähnliches stellt Ditton (1998) fest, der zunächst angibt, dass insbesondere zur Prüfung von Interaktionseffekten Individual- und Aggregateinheiten „hinreichend groß“ sein sollten, dass „die Erhöhung der Zahl der Aggregateinheiten bei gleichzeitig reduzierter Zahl der Individualeinheiten günstiger als eine umgekehrte Relation“ (Ditton 1998, 124) ist. Hinsichtlich der Fallzahl auf Individualebene schreiben Gelman/Hill (2007, 276), dass „even two observations per group is enough to fit a multi level model“. Die Schätzungen werden dadurch selbstverständlich ungenauer. Snijders/Bosker (1999) nennen als Daumenregel „nur“ mindestens zehn Fälle auf Kontextebene; ähnliches ist auch bei Pötschke (2006) zu lesen, die angibt, in einer spezifizierten Ebene wenigstens zehn Einheiten zu unterscheiden. In einem späterem Überblicksartikel gibt Snijders (2003) allerdings an, dass weniger als 20 Fälle nur eingeschränkte Rückschlüsse zulassen und „sample sizes less than 10 should be regarded with suspicion“ (Snijders 2003, 676). Letztlich wird klar, dass bislang keine klare Konvention zur Fallzahlgröße vorherrscht, so dass alle Angaben nur als so genannte Daumenregeln zu verstehen sind.

Inwieweit diese Daumenregeln angewandt werden, soll ein Blick in ausgewählte mehrbenenanalytische Untersuchungen zeigen. Hadler (2004) verwendet 30 Fälle, Freitag/Bühlmann (2005) kommen auf insgesamt 35 Fälle auf Kontextebene (jeweils Länder). Hinz (2005) führt eine MEA auf drei Ebenen durch, wobei seine Fallzahl auf der ersten Ebene 4817 Schüler, auf der zweiten 284 Schulklassen sowie auf dritten Ebene 21 Schulen sind. Peffley/Rohrschneider (2003) hingegen können in ihrer Ana-

lyse „Democratization and Political Tolerance in Seventeen Countries“ nur auf eine vergleichsweise geringe Fallzahl auf Kontextebene verweisen – ebenso Rosar (2003) mit 16 Ländern.

Es wird somit deutlich, dass die Fallzahlen sehr stark variieren, so dass die oben beschriebenen Daumenregeln alle Beachtung finden. Einigkeit besteht zumindest hinsichtlich zweier Aspekte: Erstens, die Höhe der Fallzahl auf Kontextebene ist ausschlaggebender als auf Individualebene: „For accuracy and high power a large number of groups appears more important than a large number of individuals per group“ (Hox 2002, 174). Zweitens, je höher die Fallzahl, gleichgültig auf welcher Ebene, desto genauer werden die Schätzungen.

In diesem Zusammenhang weisen Hox (2002) und Snijders/Bosker (1999) darauf hin, dass die verschiedenen Arten der Varianzschätzung in die Überlegungen einbezogen werden müssen: Die Schätzung mittels Restricted-Information-Maximum-Likelihood (RML) kann nach Browne/Draper (2000) sogar bei kleinster Gruppengröße, zwischen sechs und zwölf Fällen ausreichend genau ausfallen. Die Schätzung mittels Full-Information-Maximum-Likelihood (FIML) ist bei 48 Fällen problemlos möglich, Maas/Hox (2004) verwenden sogar nur 30 Fälle und können gute Ergebnisse vorweisen. Dies führt uns zu einem weiteren wichtigen Aspekt – dem Schätzverfahren.

Schätzverfahren

Ganz allgemein sind bei Mehrebenenmodellen zwei unterschiedliche Verfahren zur Schätzung der Parameter mittels der Maximierung der Likelihood-Funktion gängig: Das Full-Information-Maximum-Likelihood (FIML) bezieht neben den Schätzern für die Varianzkomponenten auch die Koeffizienten in die Likelihood-Funktion ein, während das Restricted-Information-Maximum-Likelihood (REML) nur die Varianzkomponenten zur Maximierung der Likelihood-Funktion heranzieht. Somit betrachtet FIML sowohl die Regressionskoeffizienten als auch die Varianzkomponenten der Fehlerterme. Im Rahmen des REML-Schätzverfahrens werden hingegen nur die Varianzkomponenten einbezogen, also keine bekannten Größen, sondern nur die Schätzer, die mit einer gewissen Unsicherheit behaftet sind (vgl. Hox 2002; Langer 2009; für eine Gegenüberstellung der Funktionsgleichungen siehe auch Kreft et al. 1990). Mit dem FIML-Verfahren werden oft zu geringe Varianzparameter geschätzt (Kreft et al. 1990, 18). Bei geringen Fallzahlen auf der höchsten Ebene wie in der vorliegenden Analyse sollte auf das REML-Verfahren zurückgegriffen werden (Hox 2002). Bei höheren Fallzahlen gleichen sich die Schätzer an.

3.3 Allgemeiner Fahrplan einer Mehrebenenanalyse¹⁵

Bevor wir die in Abschnitt 1.2 formulierten Hypothesen mittels des Verfahrens der MEA überprüfen, werden wir an dieser Stelle kurz den idealen Ablauf einer solchen Analyse aufzeigen. Während dieser hier nur überblicksartig dargestellt wird, um dem Leser einen Gesamteindruck zu vermitteln, wird in Abschnitt 4 jeder Analyseschritt anhand der Forschungsfrage detailliert beleuchtet. Wir werden die einzelnen Schritte, ausgehend von der Berechnung des *Random Intercept-Only-Modells* über die

¹⁵ Dieser Fahrplan der MEA wurde auf Basis der gängigen Literatur (insbesondere Ditton 1998; Hans 2006; Hox 2002; Langer 2009; Pötschke 2006) und des Besuchs eines Workshops zur Mehrebenenanalyse bei Dr. Manuela Pötschke erstellt.

Random Intercepts bzw. *Random Slopes* bis hin zu *Cross-Level-Effekten*, benennen, erklären und ihre Relevanz für den Gesamtprozess erläutern. Die Modellerweiterungen werden ausgehend vom Nullmodell beschrieben, da aufgrund der besseren Kontrolle und Interpretierbarkeit generell eine schrittweise Analyse vorzuziehen ist.¹⁶

Schritt 1: *Random Intercept-Only-Modell*

Das so genannte „*Random Intercept-Only-Modell*“, auch „*Empty Model*“ (Pötschke 2006) oder „leeres Modell“ (Hinz 2005)¹⁷ genannt, dient der Varianzaufteilung zwischen den Ebenen – insbesondere kann damit die Variation zwischen den Kontexten in Bezug auf die abhängige Variable geschätzt werden (dieses Modell enthält nur die Konstante und eine Varianzkomponente für diese, jedoch keine unabhängigen Variablen). In einer Formel ausgedrückt lässt sich das *Random Intercept-Only-Modell* folgendermaßen zusammenfassen:

$$Y_{ij} = y_{00} + u_{0j} + e_{ij} \quad \text{oder}^{18} \quad (\text{Formel 3.1})$$

$$1. \text{ Ebene: } Y_{ij} = \gamma_{01} + e_{ij}$$

$$2. \text{ Ebene: } \gamma_{01} = \beta_0 + u_{0j}$$

Erklärt werden soll der Wert Y_{ij} , das heißt konkret die EU-Zustimmung der Bürger (die Beobachtungseinheit „i“) im jeweiligen Kontext „j“ – dem Land. Die abhängige Variable kann erklärt werden über die Konstante y_{00} , die mittlere EU-Unterstützung (im Falle einer zentrierten abhängigen Variablen), die zudem je nach Kontext (Land) variiert sowie den Residualwerten der Individual- und der Kontextebene (e_{ij} und u_{0j}). Eine Darstellung der Formel über zwei Ebenen stellt zunächst auf der ersten Ebene die Erklärung der EU-Unterstützung durch den Steigungskoeffizienten γ_{01} des Kontextes (Land) dar, wobei dieser auf der zweiten Ebene genauer spezifiziert wird. Der Steigungskoeffizient γ_{01} des Kontextes setzt sich aus nichts anderem zusammen als der Regressionskonstanten und dem Residualwert für die Kontextebene (u_{0j}).

Letztlich wird im Rahmen des *Random Intercept-Only-Modells* die Gesamtvarianz der abhängigen Variablen in die Anteile der einzelnen Ebenen zerlegt. In Bezug auf unsere Hypothesen wird in diesem ersten Schritt der Frage nachgegangen, ob bzw. wie stark sich die einzelnen Länder (und die Individuen innerhalb dieser Länder) hinsichtlich der EU-Unterstützung voneinander unterscheiden. Es wird die Intraklassenkorrelation (engl. *Intra-class-correlation*, infolge mit ICC abgekürzt) berechnet. Diese gibt den Anteil der Varianz an, der auf die Kontextebene zurückgeführt werden kann. Je größer die

¹⁶ Da sich unsere Fragestellung auf zwei Ebenen bezieht wollen wir den Fahrplan an dieser Stelle auch nur für die Analyse zweier Ebenen demonstrieren. Allerdings soll darauf hingewiesen werden, dass sich das Verfahren auch auf weitere hierarchisch strukturierte Ebenen ausweiten lässt.

¹⁷ Hinsichtlich der Begrifflichkeiten konnten wir Unklarheiten feststellen; deshalb verwenden wir ausschließlich den Begriff „*Random Intercept-Only-Modell*“ und verstehen darunter ein Modell, das lediglich die Konstante enthält, d. h. den Mittelwert über die Ebenen (auch „*grand mean*“ genannt).

¹⁸ Es gibt jeweils zwei Möglichkeiten, die Formel darzustellen: Entweder die integrierte Variante (Langer 2009, 190), in der beide Analyseebenen gemeinsam behandelt werden, oder die schrittweise Darstellung – getrennt nach Ebenen (Pötschke 2006). An dieser Stelle werden exemplarisch beide Darstellungsformen beschrieben – für die nachfolgenden Formeln haben wir uns jeweils für die integrierte Variante entschieden.

ICC, desto heterogener sind die Länder in Bezug auf die EU-Unterstützung bzw. desto höher ist die erklärbare Varianz auf der Kontextebene.¹⁹ Ist die ICC nur sehr gering oder sogar gleich Null, ist keine Variation zwischen den Ländern (also Kontexten) gegeben und es kann auf die Durchführung einer Mehrebenenanalyse verzichtet werden. Die ICC berechnet sich als Anteil der Varianz der Residuen auf Kontextebene und der Gesamtvarianz der Fehlerterme, also der Summe der Varianzen der Individual- und Kontextresiduen. Der Koeffizient ρ gibt dabei den Anteil der erklärbaren Varianz an (vgl. Formel 3.2).

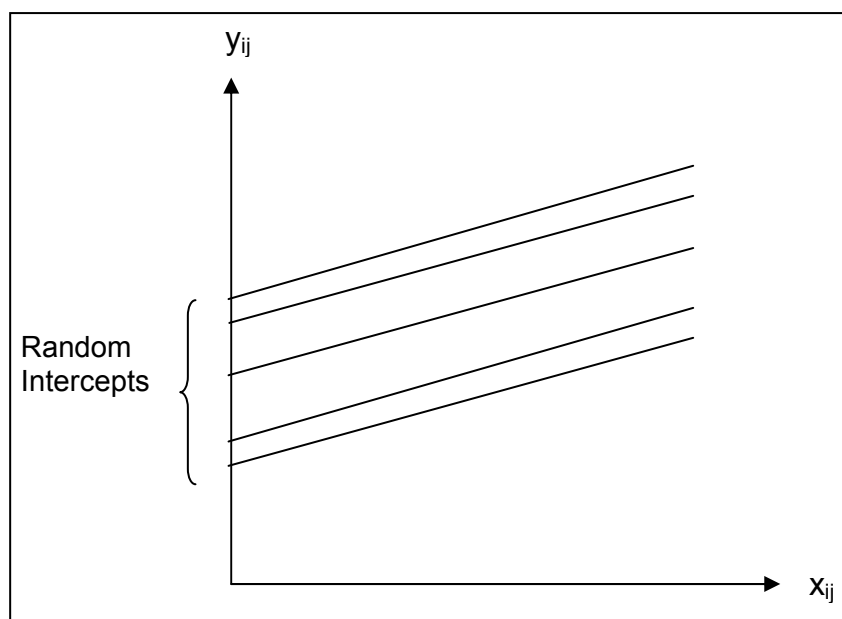
$$\rho = \frac{\tau_{u0}}{\sigma_e^2 + \tau_{u0}} \quad (\text{Formel 3.2})$$

Zusätzlich zur Varianzdekomposition dient das *Random Intercept-Only*-Modell außerdem dem Modellvergleich. Die ICC des Nullmodells kann als Referenzpunkt für die Beurteilung der nachfolgenden Modelle herangezogen werden. Im Idealfall reduziert sie sich (der Anteil der erklärbaren Varianz verringert sich) bei gleichzeitiger Aufnahme von Kontextmerkmalen, was bedeutet, dass diese einen Beitrag zur Erklärung der Varianz der abhängigen Variable zwischen den Kontexten leisten.

Schritt 2: Random Intercept-Modell mit Variablen der Individualebene

Das Random Intercept-Modell ohne Kovariaten wird im nächsten Schritt um die unabhängigen Variablen der Individualebene erweitert. Allerdings gehen wir im Rahmen des Modells weiterhin „nur“ davon aus, dass sich die unabhängigen Variablen in allen Ländern gleich auswirken, also keine Variation zwischen den Kontexten gegeben ist. Beispielsweise würde man annehmen, dass Bildung in allen Ländern den gleichen Effekt auf die Zustimmung zur Europäischen Integration hat. Somit werden die unabhängigen Variablen in Form von fixen Parametern in die Analyse aufgenommen, was bedeutet, dass „the corresponding variance components of the slopes are fixed at zero“ (Hox 2002, 51). Im Unterschied zur herkömmlichen Regression auf Individualebene wird hier zusätzlich den Länderunterschieden Rechnung getragen (im Prinzip vergleichbar mit der herkömmlichen OLS-Regression bei gleichzeitiger Berücksichtigung der Länder mittels Dummyvariablen).

¹⁹ Eine Konvention für einen Schwellenwert der Intraklassenkorrelation, ab dem eine Mehrebenenmodellierung angebracht ist, gibt es jedoch nicht. Vielmehr variiert je der "kritische Wert" nach Fachgebiet und Fragestellung. Bei Analysen, die auf Umfragedaten basieren, fällt die Intraklassenkorrelation in der Regel deutlich geringer aus (Brinegar/Jolly 2005).

Abbildung 4: Graphische Darstellung des Random Intercept-Modells mit Individualmerkmalen

Somit bedeutet *Random Intercept-Modell* lediglich, dass das Modell zufällige Effekte der Konstanten (also der abhängigen Variablen) hinsichtlich der Länderunterschiede berücksichtigt. Die EU-Zustimmung wird nunmehr über die Regressionskonstante, die unabhängigen Variablen γ_{p0} und deren Wert auf Individual- und Kontextebene sowie den Residualwerten auf Individual- und Kontextebene erklärt (vgl. Formel 3.3). Damit variiert die Konstante, die Zustimmung zur Europäischen Integration, zwar zwischen den Kontexten (Ländern), die Steigung ist jedoch identisch, was sich graphisch in kontextspezifischen, parallel verlaufenden Regressionsgeraden äußert (vgl. Abbildung 4).

$$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{p0} X_{pij} + u_{0j} + e_{ij}$$

(Formel 3.3)

Schritt 3: *Random Slope-Modell mit Variablen der Individualebene*

Im Rahmen dieses Analyseschritts wird – zusätzlich zur reinen Ländervariation in Bezug auf die Verteilung der abhängigen Variable – angenommen, dass Länderunterschiede hinsichtlich der Größe der Regressionskoeffizienten der unabhängigen Variablen, also der Steigung („slope“) auf Individualebene bestehen. Neben den fixen Parametern der Prädiktoren werden also, analog zum Random Intercept, auch Varianzkomponenten für alle oder bestimmte unabhängige Variablen ins Mehrebenenmodell aufgenommen. Dahinter steht die Idee, dass bestimmte Einflussfaktoren, beispielsweise die Einstellung gegenüber Einwanderern, je nach Länderzugehörigkeit unterschiedlich stark auf die abhängige Variable wirken.²⁰

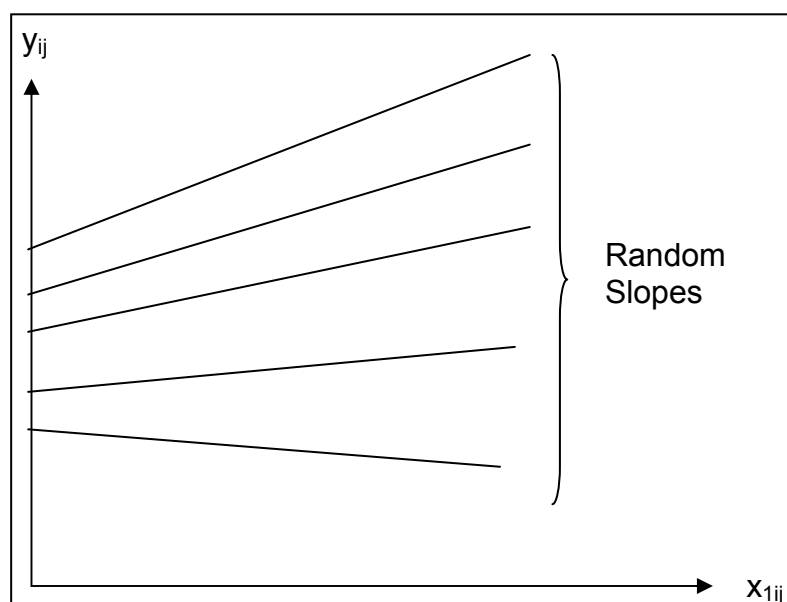
²⁰ Natürlich besteht die Möglichkeit, dass in Bezug auf einzelne unabhängige Variablen keine Kontext- (bzw. Länder-) Unterschiede gegeben sind bzw. diese theoretisch nicht begründbar sind. Es empfiehlt sich zwar in diesem Fall theoriegeleitet vorzugehen, allerdings sollte die Freisetzung von Variation – wenn auch theoretisch begründet – bei nicht-signifikanten Ergebnissen wieder aus der Analyse ausgeschlossen werden. Außerdem sollte bei der Zahl der freigeschalteten Varianzkomponenten für die Regressionskoeffizienten die Zahl der Freiheitsgrade auf der Kontextebene berücksichtigt werden. Denkbar ist zudem, dass zwar der Haupteffekt nicht signifikant ist, die Variation hingegen schon.

Die EU-Unterstützung wird demnach über die Regressionskonstante, die unabhängigen Variablen γ_{p0} und deren Wert auf Individual- und Kontextebene, den Residualwerten auf Individual- und Kontextebene sowie zusätzlich den Residualwerten der unabhängigen Variablen auf Kontextebene u_{0j} erklärt (vgl. Formel 3.4).

$$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{p0} X_{p1ij} + u_{pj} + u_{0j} + e_{ij} \quad (\text{Formel 3.4})$$

Unter *Random Slope-Modell* verstehen wir demnach, dass das Modell zufällige Effekte der unabhängigen Variablen hinsichtlich der Länderzugehörigkeit berücksichtigt. Auch an dieser Stelle verdeutlichen dies wieder die Regressionsgeraden: Es sind zufällige Effekte in Bezug auf beides, die Konstante und die Regressionsgeraden gegeben (vgl. Abbildung 5).

Abbildung 5: Graphische Darstellung von Random Slopes (und Random Intercepts)



Schritt 4: Random Slope-Modell mit Variablen der Individual- und Kontextebene

Erst an dieser Stelle sollte – insbesondere aus Gründen der Übersichtlichkeit – die Aufnahme der Kontextvariablen erfolgen. Zusätzlich zu den fixen oder freigegeben Parametern der individuellen Ebene werden nun, im Idealfall Schritt für Schritt, die Kontextvariablen in das Analysemodell aufgenommen. Neben den Einstellungen gegenüber Ausländern wird nun zum Beispiel zusätzlich die Auswirkung des BIP der einzelnen Länder untersucht.

$$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{p0} X_{p1ij} + \gamma_{0q} Z_{qj} + u_{pj} X_{p1ij} + u_{0j} + e_{ij} \quad (\text{Formel 3.5})$$

Schritt 5: Random Slope-Modell mit Cross-Level-Effekten

Als letzter Schritt kommen nun die oben angesprochenen Cross-Level-Effekte ins Spiel. Nehmen wir an, dass sich die individuelle Einstellung gegenüber Zuwandern auf die Zustimmung zur Europäischen Union nur bei gleichzeitig höherem Anteil an Ausländern im Land auswirkt, so können wir dies nur im Rahmen einer Interaktion zwischen der individuellen Einstellung gegenüber Ausländern und der Ausländerquote im Land überprüfen. Rein technisch bedeutet dies, dass neben den unabhängigen Variablen der Individual- und Kontextebene nun auch die Interaktionen in das Modell aufgenommen werden. Die Interaktionsterme werden, wie auch in konventionellen Regressionsanalysen, durch Multiplikation der einzelnen Terme gebildet.

$$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{p0} X_{p ij} + \gamma_{0q} Z_{qj} + \gamma_{pq} Z_{qj} X_{p ij} + u_{pj} X_{p ij} + u_{0j} + e_{ij} \quad (\text{Formel 3.6})$$

Die Zustimmung zur Europäischen Integration Y_{ij} wird demnach neben den einzeln eingeführten unabhängigen Variablen und deren Residuen zusätzlich über den Interaktionsterm $\gamma_{pq} Z_{qj} X_{p ij}$ erklärt (vgl. Formel 3.6).

Auch wenn unser Vorgehen dieser Reihenfolge entspricht, ist es denkbar die einzelnen Analyseschritte umgekehrt anzuordnen. Die Berechnung des *Random Intercept-Only-Modells* sollte jedoch immer zu Beginn ausgeführt werden, gefolgt vom *Random Intercept-Modell* mit den Variablen der Individual-ebene. Denkbar ist jedoch eine Variation hinsichtlich der darauffolgenden Schritte: Vor der Berechnung der *Random Slope-Modelle* können auch erst die Variablen der Kontextebene hinzugefügt werden, so dass an dieser Stelle ein *Random Intercept-Modell* mit Variablen der Individual- und der Kontextebene geschätzt wird (Hox 2002; Langer 2009). Verfolgt man diese Strategie, so ist es möglich, bereits an dieser Stelle den Einfluss der Individual- und der Kontextvariablen auf die abhängige Variable zu berechnen.

Die einzelnen Etappen zusammengefasst ergibt sich schließlich folgendes Bild:

1. Schritt	Random Intercept-Only-Modell	$Y_{ij} = \gamma_{00} + u_{0j} + e_{ij}$
2. Schritt	Random Intercept-Modell (mit Variablen der Individualebene)	$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{p0} X_{p ij} + u_{0j} + e_{ij}$
<i>Möglicher Zwischenschritt</i>	Random Intercept-Modell mit Variablen der Individual- und Kontextebene	$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{p0} X_{p ij} + \gamma_{0q} Z_{qj} + u_{0j} + e_{ij}$
3. Schritt	Random Slope-Modell mit Variablen der Individualebene	$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{p0} X_{p ij} + u_{pj} + u_{0j} + e_{ij}$
4. Schritt	Random Slope-Modell mit Variablen der Individual- und Kontextebene	$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{p0} X_{p ij} + \gamma_{0q} Z_{qj} + u_{pj} X_{p ij} + u_{0j} + e_{ij}$
5. Schritt	Random Slope-Modell mit Cross-Level-Effekten	$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{p0} X_{p ij} + \gamma_{0q} Z_{qj} + \gamma_{pq} Z_{qj} X_{p ij} + u_{pj} X_{p ij} + u_{0j} + e_{ij}$

Anmerkung: In jedem Schritt neu hinzugefügte Terme sind jeweils fett gedruckt.

Für alle Gleichungen gilt folgendes:

- Y_{ij} = Wert der abhängigen Variable Y für die Beobachtungseinheit i im Kontext j ²¹
- Y_{00} = Konstante
- Y_{p0} = Koeffizienten der unabhängigen Variablen der Individualebene (*fixed parts* im Modell)
- u_{0j} = Residualwert für die Kontextebene
- e_{ij} = Residualwert für die Individualebene (*random parts* im Modell)
- X_{ij} = Wert der unabhängigen Variable für die Beobachtungseinheit i im Kontext j
- Z_j = Wert der unabhängigen Variable für den Kontext j (d.h. für alle Beobachtungseinheiten dieser Gruppe)
- p = Laufvariable als Platzhalter für die unabhängigen Variablen der Individualebene
- q = Laufvariable als Platzhalter für die unabhängigen Variablen der Kontextebene

Wie aus Gleichungen konventioneller Regressionsmodelle bekannt, wird die abhängige Variable mit Y bezeichnet, die unabhängigen mit X sowie der Fehlerterm mit e . Hinzukommen nun Z , das für die unabhängigen Variablen auf Kontextebene steht sowie ein zweiter Fehlerterm u , der sich ebenfalls ausschließlich auf die Kontextebene bezieht.

Im nächsten Kapitel wollen wir nun die Analysen mit Bezug auf die einführend beschriebene Fragestellung durchführen – natürlich unter Anwendung des hier vorgestellten Fahrplans.

²¹ Die Individuen erhalten generell den Index i , die Gruppen bzw. die Einheiten auf Kontextebene j .

4 Praktische Anwendung der Mehrebenenanalyse mit Stata

Im Folgenden werden zum einen die in Kapitel 1.2 formulierten – und bereits im Rahmen von linearen Regressionsmodellen geprüften – Hypothesen bezüglich der Einstellungen gegenüber der Europäischen Integration in Mehrebenenanalysen empirisch geprüft. Zum anderen wird an dieser Stelle der in Abschnitt 3.3 aufgezeigte „Fahrplan“ für lineare Mehrebenenanalysen in die Praxis umgesetzt. Dieser Abschnitt soll demonstrieren, wie Mehrebenenanalysen mit intervallskalierter Kriteriumsvariable mit Hilfe des Kommandos *xtmixed* in Stata durchgeführt werden können.²²

4.1 Random Intercept-Only-Modell

Ausgangspunkt der Analyse ist das Random Intercept-Only-Modell (Langer 2009, 194), welches nur die Regressionskonstante, jedoch keine unabhängigen Variablen enthält, und in dem die Konstante zufällig variiert. Mit folgender Syntax wird das Random Intercept-Only-Modell mit dem Restricted Maximum Likelihood-Verfahren geschätzt:

Syntax: `xtmixed eu || c: , variance;`

c ist die Gruppierungsvariable, die für jedes Individuum im Datensatz angibt, aus welchem Land es stammt; die Option *variance*²³ dient dazu, statt der voreingestellten Ausgabe der Standardabweichung die Varianz der Zufallskomponenten auszugeben. Auf die explizite Angabe der Option *reml* kann verzichtet werden, da die Parameter mit *xtmixed* standardmäßig mittels des Restricted Maximum Likelihood-Verfahrens geschätzt werden.²⁴ Tabelle 4 sind die Ergebnisse des Modells zu entnehmen.

Tabelle 4: Random Intercept-Only-Modell

	Random Intercept-Only-Modell
<i>Fixe Effekte</i>	
Konstante	5,31 ^{***} (26,73)
<i>Varianzkomponenten</i>	
σ^2_e	6,376
τ_{00}	0,784
Devianz	138614
N	29530

z-Werte in Klammern; ⁺ $p < .10$, ^{*} $p < .05$, ^{**} $p < .01$, ^{***} $p < .001$

²² Neben dem *xtmixed*-Kommando bietet Stata die Prozedur *xtreg* für Mehrebenenanalysen mit intervallskalierten abhängigen Variablen. Darüber hinaus steht als zusätzliches zu installierendes Ado *gllamm* zur Verfügung, welches allerdings sehr viel Rechenleistung beansprucht und für die vorliegenden Analysen wenig effizient ist.

²³ Wir werden im Folgenden in den Syntaxbeispielen die Optionen des *xtmixed*-Befehls ausschreiben und in aus den Stata-Hilfedateien bekannter Manier durch Unterstreichen die Kurzform der Optionsbezeichnungen kenntlich machen.

²⁴ Wie bereits in Abschnitt 3.2 beschrieben sollte bei einer geringen Anzahl von Kontexteinheiten das Restricted Maximum-Likelihood-Schätzverfahren verwendet werden.

Die Ergebnistabelle für das Random Intercept-Only-Modell enthält folgende Informationen: Als fixen Part die Konstante, deren geschätzter Wert sich auf 5,31 beläuft und als mittlere Zustimmung zur Europäischen Integration über alle Befragten und Länder hinweg interpretiert werden kann. Da sich die Skala auf Werte zwischen 0 und 10 beläuft, fällt die individuelle Zustimmung zur EU insgesamt leicht positiv aus. Als Varianzkomponenten („random part“) gibt die Tabelle die Residualvarianzen der ersten (σ^2_e) und der Kontextebene (τ_{u0}) an. Zudem wird die Devianz – errechnet aus dem –2-fachen des logarithmierten (Restricted) Maximum Likelihood – ausgewiesen. Sie ist ein Maß für die Modellgüte: Je geringer die Devianz eines Modells, desto besser die Modellanpassung (Hox 1995, 17). Wird das Restricted Maximum Likelihood-Verfahren angewendet, ist jedoch zu beachten, dass lediglich solche Modelle anhand ihrer Devianz verglichen werden können, die sich allein hinsichtlich der Varianzkomponenten voneinander unterscheiden, aber einen gemeinsamen fixen Part aufweisen. Dies ist darauf zurückzuführen, dass bei diesem Verfahren nur die Varianzkomponenten in die Schätzung einbezogen werden. Beim Full Information Maximum-Likelihood, das Varianzkomponenten und fixe Koeffizienten einbezieht, können dagegen auch Modelle mit unterschiedlicher Spezifikation des fixen Parts miteinander verglichen werden.

Die Variation zwischen den Kontexten, im vorliegenden Fall also den Ländern, kann mittels des Likelihood-Ratio-Tests – dem Vergleich der Devianzen zweier in einander verschachtelter Modelle – auf ihre statistische Signifikanz hin überprüft werden: Dazu wird das soeben geschätzte Random Intercept-Only-Modell mit einem sogenannten Nullmodell mit fixer Konstante verglichen (Langer 2009, 194). Dies ist auch mit Restricted Maximum Likelihood zulässig, da beide Modelle den gleichen fixen Part aufweisen (beide enthalten lediglich die Konstante) und sich bloß um die Varianzkomponente der Konstanten unterscheiden. Zur Berechnung des Tests werden die Devianzen der Modelle voneinander subtrahiert. Der resultierende Wert ist Chi²-verteilt bei einem Freiheitsgrad, der sich aus dem zusätzlichen Varianzparameter des Random Intercept Only-Modell ergibt (Hans 2006, 24; siehe auch Rabe-Hesketh/Skrondal 2008; Snijders/Bosker 1999, 89). Praktisch kann das Nullmodell geschätzt werden, indem man im Stata-Kommando die Gruppierungsvariable || c: entfernt. Anschließend werden die in den e()-Skalaren von Stata abgelegten Ergebnisse der Schätzung mit -estimates store- gespeichert. Der Likelihood Ratio-Test wird danach mit Hilfe des Kommandos -lrtest- durchgeführt.²⁵

```
Syntax: xtmixed eu, variance;
        estimates store null;

        xtmixed eu || c: , variance;
        estimates store rio;
        * Gespeicherte Modelle anhand des Likelihood Ratio-Tests vergleichen;
        lrtest rio null;
```

Für die vorliegenden Modelle ergibt sich eine Differenz der Devianzen von 2763, die signifikant von Null verschieden ist. Die mittleren Einstellungen gegenüber der Europäischen Union variieren signifi-

²⁵ Der von Stata im xtmixed-Output ausgegebene Likelihood-Ratio-Test bezieht sich unabhängig vom spezifizierten Modell stets auf den Vergleich der Devianz des Mehrebenenmodells und einer einfachen linearen Regression. Bei nicht-leeren Modellen sind jedoch andere Referenzmodelle als die korrespondierende Analyse ohne Random Intercept ausschlaggebend.

kant zwischen den Kontexten; die Aufnahme des Random Intercepts führt demnach zu einer besseren Modellanpassung.

Aufschluss darüber, welchen Anteil die Varianz auf der Kontextebene an der Gesamtvarianz der abhängigen Variablen einnimmt, gibt die Intraklassenkorrelation, die sich – wie in Abschnitt 3.3 ausgeführt – als Anteil der Varianz der Residuen auf Kontextebene an der Gesamtvarianz der Fehlerterme, also der Summe der Varianzen der Level 1- und Level 2-Residuen, berechnet (vgl. Formel 3.2) Die Intraklassenkorrelation dieses Modells liegt bei $0,784 / (0,784+6,376) = 0,109$, d.h. immerhin elf Prozent der Gesamtvariation der Zustimmung zur Europäischen Integration befindet sich auf der Kontextebene und lässt sich maximal mit Merkmalen der Länder erklären.²⁶ Die Höhe des Koeffizienten dient als Entscheidungskriterium, ob eine Mehrebenenanalyse die adäquate Modellierungsstrategie darstellt: Ließe sich keine oder nur ein Bruchteil der Varianz der abhängigen Variablen auf der zweiten Ebene ausmachen, so erübrigte sich auch die Erklärung der Varianz durch Kontextmerkmale.

4.2 Random Intercept-Modell mit Variablen der Individualebene

Nachdem wir Varianz auf der Kontextebene feststellen konnten, gehen wir im nächsten Schritt dazu über, die in Kapitel 2 bereits im Rahmen von linearen Regressionsanalysen untersuchten Erklärgrößen individueller Unterschiede hinsichtlich der EU-Einstellungen auf der Individualebene in das Mehrebenenmodell einfließen zu lassen.

Zentrieren der unabhängigen Variablen

Alle intervallskalierten Prädiktoren auf Individualebene werden an ihrem Mittelwert in der gesamten Stichprobe, dem „grand mean“, zentriert.²⁷ Die individuellen Ausprägungen der unabhängigen Variablen geben somit die Abweichung vom Gesamtmittelwert an. Für das Zentrieren sprechen mehrere Gründe: Erstens erhalten einige Variablen damit einen plausiblen Nullpunkt: So erscheint es im vorliegenden Fall wenig sinnvoll, beim Alter die Ausprägung 0 Jahre als Referenzkategorie zu verwenden.²⁸ Zweitens kann bei zentrierten unabhängigen Variablen die Konstante als kontextübergreifender Schätzwert für solche Personen, die auf allen Merkmalen eine mittlere Ausprägung besitzen, interpretiert werden.²⁹ Drittens ergeben sich durch das Zentrieren am Gesamtmittelwert ein modelltechnischer Vorteil: In der Regel verringert sich die Kovarianz zwischen den Varianzkomponenten der Konstanten und der Regressionskoeffizienten (Hofmann/Gavin 1998, 628; Gelman/Hill 2007, 287-288).³⁰

²⁶ An Stelle der Berechnung des Intraklassenkorrelationskoeffizienten „per Hand“ empfiehlt sich die Verwendung von `xtrrho`. Dieses Ado kann via `ssc install xtrrho` heruntergeladen und installiert werden.

²⁷ Es ist auch zulässig, Dummy-Variablen zu zentrieren. Da wir bei der Zentrierung am Gesamtmittelwert unter anderem mit der besseren Interpretierbarkeit argumentieren, werden wir an dieser Stelle jedoch darauf verzichten.

²⁸ In den weitergehenden Analysen gilt dies ebenso für Kontextmerkmale wie das Pro-Kopf-Bruttoinlandsprodukt (BIP), bei dem ein Wert von 0 nicht realistisch ist.

²⁹ Abgesehen von den unterschiedlichen Konstanten produzieren Modelle mit unzentrierten unabhängigen Variablen jedoch die gleichen Ergebnisse (Kreft et al. 1995). Die Regressionskoeffizienten am Gesamtmittelwert zentrierter Prädiktoren unterscheiden sich nicht von denen, die man unter Verwendung der ursprünglichen Werte erhält.

³⁰ Darüber hinaus kann durch das Zentrieren am Gesamtmittelwert ganz allgemein Multikollinearitätsproblemen zwischen den im Modell enthaltenen Prädiktoren entgegen gewirkt werden.

Neben dem Grand Mean Centering gibt es die Möglichkeit, Erklärvariablen am Gruppenmittelwert, also dem Mittelwert des jeweiligen Kontexts der Beobachtung, zu zentrieren („Group Mean Centering“). Hier ändert sich nicht allein die Interpretation der Koeffizienten (Abweichung vom Mittelwert im jeweiligen Land des Befragten), sondern auch die Koeffizienten selbst. Die Entscheidung zwischen den beiden Zentrierungsverfahren „must be determined by theory“ (Kreft et al. 1995, 17). Es ist übrigens auch möglich, wengleich in der Literatur selten anzutreffen, in ein Modell sowohl Variablen, die am Gesamtmittelwert zentriert sind, als auch am Gruppenmittel zentrierte Variablen simultan einfließen zu lassen (Enders/Tofighi 2007, 128).

In Stata können die Prädiktoren auf Individualebene wie folgt an ihrem grand mean zentriert werden:

```
Syntax: quietly sum immigrants;  
gen immigrants_c = immigrants - r(mean);
```

In Stata kann das Individualmodell durch Hinzufügen der Prädiktoren auf der ersten Ebene realisiert werden:

```
Syntax: xtmixed eu immigrants_c male age_c edu_c polint_c stfдем_c stfgov_c ppltrst_c || c: ,  
variance;
```

Ergebnisse

Die Ergebnisse der Analyse zeigt Tabelle 5. Die Vorzeichen der Koeffizienten zeigen allesamt in die erwartete Richtung: Frauen und ältere Befragte beurteilen den Integrationsprozess kritischer, Personen mit größeren Bildungsressourcen haben eine positivere Einstellung als Personen mit geringerem Bildungsstand. Allerdings fällt der Unterschied zwischen Frauen und Männer hinsichtlich ihrer EU-Unterstützung unter Kontrolle des politischen Interesses, das einen signifikanten Einfluss ausübt, nur gering aus. Ein starker Einfluss geht von der Performanzbewertung der nationalen Regierung aus: Befragte projizieren ihre Zufriedenheit (oder Unzufriedenheit) mit ihrer jeweiligen Regierung auf die EU als kognitiv „entferntes“ Einstellungsobjekt. Personen, die besonders zufrieden mit der eigenen Regierung sind, und solche, die überhaupt nicht zufrieden sind, unterscheiden sich auch hinsichtlich ihrer Bewertung der EU um etwa einen Skalenpunkt. Die diffusere Bewertung der konkreten Ausgestaltung der Demokratie im eigenen Land übt einen ähnlich zu erklärenden Effekt aus. Darüber hinaus besitzen Personen, die ein hohes generalisiertes Vertrauen aufweisen, eine günstigere Einstellung gegenüber der EU.

Die zentrale unabhängige Variable unserer Analyse, die Einstellung gegenüber Immigranten, übt – gemessen an standardisierten Koeffizienten³¹ – den stärksten Einfluss aller Individualmerkmale im Modell auf die Einstellung gegenüber der Europäischen Union aus: verbessert sich die Haltung gegenüber Zuwanderern um einen Skalenpunkt, so fällt die Bewertung der EU um knapp 0,4 Punkte günstiger aus und vice versa – jeweils gemessen auf einer elfstufigen Skala. Überaus positive Einstel-

³¹ Hier nicht dargestellt. Zur Berechnung standardisierter Koeffizienten bei Mehrebenenmodellen siehe Hox (1995, 24-26).

lungen gegenüber der Zuwanderung gehen im Vergleich zu besonders zuwanderungsfeindlichen Einstellungen mit einer um bis zu vier Skalenpunkte besseren Einschätzung der EU einher. Dieser Befund steht im Einklang mit den Ergebnissen, die de Vreese und Boomgaarden (2005) in ihren separaten Analysen für die Niederlande und Dänemark finden.

Dabei ist festzustellen, dass sich im Vergleich der linearen Regression und der Mehrebenenanalyse die Koeffizienten der Erklärgrößen auf der Individualebene nur unwesentlich unterscheiden (vgl. Abschnitt 2). Ebenso weichen die t- bzw. z-Werte (und damit die Standardfehler) der Koeffizienten kaum voneinander ab.

Tabelle 5: Individualmodell mit Random Intercept

	Individualmodell
<i>Fixe Effekte</i>	
Einstellung gegenüber Zuwanderern	0,36 ^{***} (49,22)
Geschlecht: männlich	0,06 ⁺ (2,19)
Alter	-0,01 ^{***} (-7,84)
Bildung	0,01 ⁺ (2,25)
Politisches Interesse	0,06 ^{***} (3,82)
Demokratiezufriedenheit	0,07 ^{***} (9,51)
Regierungszufriedenheit	0,10 ^{***} (13,51)
Generalisiertes Vertrauen	0,05 ^{***} (7,22)
Konstante	5,30 ^{***} (24,05)
<i>Varianzkomponenten</i>	
σ^2_e	5,474
T_{U0}	0,965
Devianz	134171
N	29530

z-Werte in Klammern; ⁺ $p < .10$, ^{*} $p < .05$, ^{**} $p < .01$, ^{***} $p < .001$

Der Einfluss der Einstellung gegenüber Immigranten auf die EU-Einstellung lässt sich einschließlich der kontextabhängigen Konstanten mit folgender Syntax visualisieren:

```
Syntax: quietly xtmixed eu immigrants_c male age_c edu_c polint_c stfдем_c stfgov_c ppltrst_c
|| c: , var;
local functions "";
forvalues i=1/23 {;
    capture sum eu if c == `i';
    if !_rc {;
        local b = _b[immigrants_c];
        local a = r(mean);
        local functions "`functions' (function y`i'=`a'+`b'*x, range(-5 5)
            lcolor(gs2) lwidth(thin))";
    }
}
graph twoway `functions', legend(off) ylabel(0(2)10) xtitle("Einstellungen gegenüber
Zuwanderung") ytitle("EU-Unterstützung")
```

Abbildung 6 zeigt 20 parallele Regressionsgeraden für den Einfluss der Einstellung gegenüber Immigranten auf die EU-Einstellung. Je nach mittlerer Ausprägung der Zustimmung zur Europäischen Integration in den einzelnen Ländern variiert die Konstante.

Abbildung 6: Random Intercepts



In einem späteren Schritt wird zu prüfen sein, ob der Einfluss der Einstellungen gegenüber Immigranten in allen Ländern gleich ist oder in Abhängigkeit bestimmter Kontextmerkmale zwischen den Ländern variiert, die Steigungen also zwischen den Ländern variieren.

Mit Blick auf die Varianzkomponenten sticht hervor, dass das Modell mit Individualmerkmalen im Vergleich zum Random Intercept-Only-Modell eine höhere Varianz der Residuen auf der Kontextebene

aufweist. Durch das Hinzufügen von Variablen der ersten Ebene *erhöht* sich im vorliegenden Modell die Varianz der Kontextebene. In den seltenen Fällen, in denen dieses Phänomen auftritt, kann es damit erklärt werden, dass die Varianzkomponente der Konstante im Random Intercept-Only-Modell unabhängig von der Verteilung von Kovariaten in den verschiedenen Gruppen geschätzt wird. Werden Individualmerkmale hinzugefügt, kann es vorkommen, dass die Steigungskoeffizienten dieser unabhängigen Variablen bewirken, dass die gruppenspezifischen Konstanten stärker variieren als im Modell ohne Kovariaten.

Um diesem Phänomen entgegenzuwirken können die Prädiktoren auf Individualebene statt am Gesamtmittelwert der Stichprobe am Mittelwert der jeweiligen Gruppen zentriert werden. So wären die Mittelwerte der unabhängigen Variablen über alle Länder identisch, nämlich 0. Die individuellen Ausprägungen würden sodann die Abweichungen vom kontextspezifischen Mittelwert angeben. Auch die Interpretation der Regressionskoeffizienten würde sich in diesem Fall ändern: Sie gäben nunmehr den Effekt auf die Unterstützung für die EU an, wenn ein Individuum um eine Einheit von der mittleren Einschätzung innerhalb seines Landes abweicht. Ändern würde sich in diesem Fall außerdem die Konstante im Vergleich zu einem Modell mit am Gesamtmittelwert zentrierten Prädiktoren. An dieser Stelle sehen wir vom Zentrieren am Gruppenmittelwert ab.

4.3 Random Slope-Modell mit Variablen der Individualebene

Bisher haben wir durch Einbeziehung der Varianzkomponente der Konstanten in unser Mehrebenenmodell berücksichtigt, dass die mittlere Position gegenüber der EU zwischen den Ländern variiert. Im nächsten Analyseschritt untersuchen wir, ob darüber hinaus die Wirkung der Einstellung gegenüber Immigranten, die sich in Schritt 2 als einflussreichster Prädiktor auf Individualebene erwiesen hat, auf die Position zur EU in den einzelnen Ländern unterschiedlich stark ausgeprägt ist. Abbildung 7 zeigt die Regressionsgeraden aus für die Länder separat gerechneten multiplen linearen Regressionsanalysen für den Effekt der individuellen Einstellungen gegenüber Zuwanderern auf die Unterstützung der europäischen Integration.

```
Syntax: local functions "";
forvalues i=1/23 {;
    capture reg eu immigrants_c male age_c edu_c polint_c stfдем_c stfgov_c
    pplrst_c if c == `i';
    if !_rc {;
        local b = _b[immigrants_c];
        local a = _b[_cons]
        local functions "`functions' (function y`i'=`a'+`b'*x, range(-5 5)
        lcolor(gs8) lwidth(thin))";
    };
};
graph twoway `functions', legend(off) ylabel(0(2)10)
    xtitle("Einstellungen gegenüber Zuwanderung")
    ytitle("EU-Unterstützung");
```

Aus der Grafik wird zweierlei deutlich: Zum einen variiert die Konstante zwischen den einzelnen Ländern. Personen mit einer mittleren Einstellung gegenüber Immigranten haben in manchen Ländern auf der elfstufigen Skala der EU-Unterstützung einen vergleichsweise geringen Wert von etwa 3; in anderen Ländern liegt dieser Werte um bis zu vier Punkte höher. Zum anderen unterscheidet sich auch die

Steigung der Regressionsgeraden zwischen den Ländern: So ist sie für manche Länder flach, für andere dagegen relativ steil.

Abbildung 7: Separate Regressionsgeraden für einzelne Länder³²



Um solche Variation eines Regressionskoeffizienten zwischen den Kontexten zu modellieren, wird der Varianzparameter dieses Koeffizienten „freigesetzt“. Entsprechend wird zusätzlich zu der Varianzkomponente der Konstanten und der Residuen der abhängigen Variable auf der ersten Ebene die Varianz des Regressionskoeffizienten für die Einstellungen gegenüber Immigranten geschätzt. Es wird also von der Annahme, der Einfluss dieser Einstellungen auf die Zustimmung zu Integration sei in allen Ländern gleich, Abstand genommen (Hox 1995, 21).³³

Um dies in Stata umzusetzen, muss das Modell mit Individualmerkmalen wie folgt erweitert werden: Hinter der Gruppierungsvariable *c*, die die Kontexte identifiziert, wird angegeben, dass der Regressionskoeffizient der Einstellung gegenüber Zuwanderern zwischen den Kontexten variieren kann, indem die Variable dort aufgeführt wird. Außerdem wird angegeben, dass die Kovarianz zwischen der Konstanten und dem Regressionskoeffizienten als weiterer Parameter geschätzt werden soll. Dies geschieht durch Spezifizieren der Option *covariance* mit dem Wert *unstructured*.³⁴

³² Alle übrigen unabhängigen Variablen werden konstant auf ihrem Mittelwert gehalten; Geschlecht: weiblich.

³³ Aus Effizienzgründen bei der Berechnung der Mehrebenenmodelle sollte nur eine begrenzte Anzahl von Regressionskoeffizienten zufällig variieren dürfen, da ansonsten der Zahl der zu schätzenden Parameter rasch sehr hoch ausfällt. Die Entscheidung, für welche unabhängigen Variablen Varianzkomponenten freigesetzt werden, kann entweder von der zu Grunde liegenden Theorie abhängen oder auf Grundlage eines explorativen Vorgehens getroffen werden (Hox 1995, 19-21).

³⁴ Würde man die Option *covariance(unstructured)* nicht angeben bzw. *covariance(independent)* spezifizieren, so würde angenommen, dass Konstante und Regressionskoeffizient voneinander unabhängig variieren.

```
Syntax: xtmixed eu immigrants_c male age_c edu_c polint_c stfдем_c stfgov_c ppltrst_c || c:
immigrants_c, variance covariance(unstructured);
```

In Tabelle 6 werden nun zusätzlich die Varianz der Einstellungen gegenüber Zuwanderern (τ_{u1}) sowie die Kovarianz zwischen dem Regressionskoeffizienten und der Konstanten (τ_{u0u1}) ausgewiesen. Fällt die Kovarianz positiv aus, so geht in Kontexten mit hohen Werten der Konstanten auch ein höherer Koeffizient einher. Ist die Kovarianz wie in der vorliegenden Analyse negativ, so fallen bei hohen Werten der Konstanten die Regressionskoeffizienten niedriger aus.

Tabelle 6: Individualmodell mit Random Intercept und Random Slope

	Individualmodell	Individualmodell mit Random Slope
<i>Fixe Effekte</i>		
Einstellung gegenüber Zuwanderern	0,36 ^{***} (49,22)	0,36 ^{***} (10,69)
Geschlecht: männlich	0,06 [*] (2,19)	0,06 [*] (2,34)
Alter	-0,01 ^{***} (-7,84)	-0,01 ^{***} (-7,61)
Bildung	0,01 [*] (2,25)	0,01 [*] (2,18)
Politisches Interesse	0,06 ^{***} (3,82)	0,05 ^{***} (3,05)
Demokratiezufriedenheit	0,07 ^{***} (9,51)	0,07 ^{***} (9,28)
Regierungszufriedenheit	0,10 ^{***} (13,51)	0,10 ^{***} (13,42)
Generalisiertes Vertrauen	0,05 ^{***} (7,22)	0,04 ^{***} (6,54)
Konstante	5,30 ^{***} (24,05)	5,29 ^{***} (24,74)
<i>Varianzkomponenten</i>		
σ^2_e	5,474	5,398
τ_{u0}	0,965	0,907
τ_{u1}		0,021
τ_{u0u1}		-0,070
Devianz	134171	133813
N	29530	29530

z-Werte in Klammern; ^{*} p < .10, ^{*} p < .05, ^{**} p < .01, ^{***} p < .001

Die Ergebnisse zeigen, dass der Regressionskoeffizient der unabhängigen Variable in der Tat zwischen den Kontexten variiert. Aber ist der Unterschied auch signifikant? Da sich das Modell mit Random Slope nur um die Varianzkomponente des Steigungskoeffizienten von dem Modell ohne Random Slope unterscheidet, kann an dieser Stelle zum Vergleich der beiden Modelle auch bei der Anwendung des Restricted Maximum Likelihood wieder der Likelihood-Ratio-Test herangezogen werden: Die Devianz des Modells mit Random Slope verringert sich im Vergleich zum Modell mit fixem Haupteffekt der Einstellungen gegenüber Zuwanderern um 358 Punkte. Die Verbesserung der Modellgüte ist signifikant, wie der Likelihood-Ratio-Test angibt:

```
Syntax: xtmixed eu immigrants_c male age_c edu_c polint_c stfдем_c stfgov_c ppltrst_c || c:,
variance;
estimates store immifix

xtmixed eu immigrants_c male age_c edu_c polint_c stfдем_c stfgov_c ppltrst_c || c: im-
migrants_c, variance covariance(unstructured);
estimates store immirand

* Gespeicherte Modelle anhand des Likelihood Ratio-Tests vergleichen;
lrtest immirand immifix
```

4.4 Random Slope-Modell mit Variablen der Individual- und Kontextebene

Im nächsten Schritt versuchen wir, die Variation auf der Kontextebene mit Hilfe von Merkmalen der in unserer Analyse einbezogenen Länder zu erklären. Durch Einfügen von Kontextmerkmalen soll die länderspezifische Ausprägung der Konstante, bei zentrierten Prädiktoren also das länderspezifische mittlere Niveau der EU-Unterstützung, modelliert werden. Wie bei der einfachen Regression, bei der die Kontextmerkmale durch Disaggregation den Individuen der einzelnen Kontexte zugespielt wurden (vgl. Abschnitt 2.2), werden das Pro-Kopf-Bruttoinlandsprodukt (BIP) sowie die Dauer der Mitgliedschaft in der EU in Jahren einbezogen. Daneben nehmen wir den Ausländeranteil im Land und den Stimmenanteil immigrationsfeindlicher Parteien bei der Europawahl 2004³⁵ in das Modell auf. Bei diesen beiden Merkmalen erwarten wir im Mehrebenenmodell keine direkten Haupteffekte, jedoch in weitergehenden Analysen entsprechend der Hypothesen H9 und H10 Cross-Level-Interaktionseffekte mit den Einstellungen gegenüber Zuwanderern. Allerdings hatten sich die Haupteffekte dieser beiden Variablen in der einfachen Regression aufgrund der Unterschätzung des Standardfehlers als signifikant erwiesen (vgl. Abschnitt 2.2).

Sämtliche Kontextmerkmale werden wie die Individualmerkmale zentriert. Die Konstante behält damit ihre Bedeutung als Schätzwert für einen Befragten mit durchschnittlichen individuellen Merkmalen in einem Land mit durchschnittlich hohem BIP, Ausländeranteil, Stimmenanteil immigrationsfeindlicher Parteien und Dauer der EU-Mitgliedschaft. Zur Schätzung des Random Slope-Modells mit Kontextmerkmalen in Stata werden dem Modell hinter der Liste der unabhängigen Variablen des Individualmodells die Kontextmerkmale hinzugefügt. Die Stata-Prozedur ordnet ohne weitere Angaben die Prädiktoren der Ebene, auf der sie gemessen wurden, zu:

```
Syntax: xtmixed eu immigrants_c male age_c edu_c polint_c stfдем_c stfgov_c ppltrst_c
gdp_c member_c parties_c foreign_c || c: immigrants_c, variance covari-
ance(unstructured);
```

Im Vergleich des Individualmodells mit Random Slope und des Modells mit zusätzlichen Kontextmerkmalen verändern sich die Koeffizienten der Prädiktoren auf Individualebene nicht (vgl. Tabelle 7). Auch die Varianz auf der ersten Ebene bleibt unverändert. Dagegen kann durch Hinzufügen der Kontextmerkmale ein Teil der Varianz auf der Kontextebene erklärt werden.

³⁵ Für Bulgarien wurde das Ergebnis der dort stattgefundenen Nachwahl zum Europäischen Parlament 2007 herangezogen.

Tabelle 7: Random Slope-Modell mit Individual- und Kontextvariablen

	Individual- und Kontextmerkmale
<i>Fixe Effekte</i>	
Einstellung gegenüber Zuwanderern	0,36 ^{***} (10,67)
Geschlecht: männlich	0,06 ⁺ (2,34)
Alter	-0,01 ^{***} (-7,59)
Bildung	0,01 ⁺ (2,21)
Politisches Interesse	0,05 ^{***} (3,07)
Demokratiezufriedenheit	0,07 ^{***} (9,36)
Regierungszufriedenheit	0,10 ^{***} (13,42)
Generalisiertes Vertrauen	0,04 ^{***} (6,56)
BIP pro Kopf (in 1000)	-0,13 ^{***} (-4,21)
Dauer EU-Mitgliedschaft (in Jahren)	0,02 (1,55)
Stimmenanteil	-0,01 (-0,32)
Ausländeranteil	0,04 (1,36)
Konstante	5,20 ^{***} (35,84)
<i>Varianzkomponenten</i>	
σ^2_e	5,398
T_{u0}	0,403
T_{u1}	0,021
T_{u0u1}	-0,047
Devianz	133819
N	29530

z-Werte in Klammern; ⁺ $p < .10$, ^{*} $p < .05$, ^{**} $p < .01$, ^{***} $p < .001$

Es fällt ins Auge, dass unter den länderspezifischen Merkmalen im Gegensatz zum linearen Regressionsmodell bloß das Pro-Kopf-BIP einen signifikanten Einfluss auf das kontextspezifische Niveau der EU-Unterstützung ausübt, wenngleich die Größe der Koeffizienten vergleichbar ist (vgl. Tabelle 3). Je größer die am Pro-Kopf-BIP gemessene Wirtschaftskraft eines Landes, desto geringer fällt die Unterstützung der Bürger für die weitere Integration aus. Dieses Resultat steht im Einklang mit den Befunden von Sánchez-Cuenca (2000), der argumentiert, dass sich Bürger eines Landes mit geringerem BIP von einer weitergehenden europäischen Integration eine Verbesserung der wirtschaftlichen Verhältnisse erwarten. Die Insignifikanz der übrigen Kontextmerkmale – abweichend von den Resultaten der linearen Regression – kann wie folgt erklärt werden: Durch die fälschliche Annahme einer Fallzahl von N=29530 im linearen Regressionsmodell mit disaggregierten Kontextmerkmalen an Stelle der tatsächlichen Zahl der Kontexte (N=20) werden die Standardfehler der Koeffizienten deutlich unter-

schätzt und daraus resultierend eine drastisch überhöhte Präzision der Schätzer angenommen.³⁶ Dies lässt sich auch an den t-Werten der Regressionskoeffizienten der Kontextmerkmale ablesen: Während die Werte im linearen Regressionsmodelle betragsmäßig zwischen 5 und 39 liegen, liegen sie im Mehrebenenmodell zwischen 0,3 und 4,2. Darüber hinaus wird bei Missachtung der tatsächlichen, wesentlich geringeren Fallzahl ein geringerer kritischer t-Wert angenommen. An dieser Stelle wird deutlich, dass die Übertragung der Fallzahl auf Individualebene auf die Fallzahl auf Kontextebene bei Disaggregation im linearen Regressionsmodell allzu leicht dazu führt, die Nullhypothese zu verwerfen, wenngleich es tatsächlich keinen Unterschied gibt. Umso wichtiger ist es, die hierarchische Struktur von Daten zu berücksichtigen und angemessen zu modellieren.

4.5 Random Slope-Modell mit Cross-Level-Effekten

Abschließend testen wir – wie in den Hypothesen H9, H10 und H11 expliziert – drei Cross-Level-Interaktionseffekte zwischen unterschiedlichen Kontextmerkmalen und der individuellen Einstellung gegenüber Immigranten. Cross-Level-Interaktionen werden in Stata wie Interaktionsterme in linearen Regressionen als Produkt der interagierenden unabhängigen Variablen modelliert:

```
Syntax: gen immixforeign = immigrants_c * foreign;
```

Der Unterschied besteht darin, dass Merkmale unterschiedlicher Ebenen interagieren. Variierende Steigungen zwischen den Kontexten werden also mit Merkmalen der Kontexte erklärt. Im vorliegenden Fall soll sukzessive überprüft werden, ob der Einfluss der Einstellungen gegenüber Immigranten auf die EU-Unterstützung in Abhängigkeit (a) des Ausländeranteils im jeweiligen Land, (b) der Bedeutung von Parteien, die eine Antizuwanderungspolitik betreiben, gemessen am Stimmenanteil bei der Europawahl 2004, sowie (c) des Pro-Kopf-BIP zunimmt. Der soeben generierte Interaktionsterm wird als weitere Variable der Variablenliste des xtmixed-Kommandos hinzugefügt:³⁷

```
Syntax: xtmixed eu immigrants_c male age_c edu_c polint_c stfdem_c stfgov_c ppltrst_c gdp_c  
member_c parties_c foreign_c immixforeign  
|| c: immigrants_c, variance covariance(unstructured);
```

Tabelle 8 zeigt die Ergebnisse dieser drei Analysen (Modelle Cross-Level 1, 2 und 3). Weder der Ausländeranteil noch der Stimmenanteil immigrationsfeindlicher Parteien üben einen Einfluss auf die Stärke des Effekts der Einstellungen gegenüber Zuwanderung auf die EU-Unterstützung aus. Dagegen fällt der Zusammenhang zwischen den Einstellungen gegenüber Immigranten und EU in Ländern mit einer hohen Wirtschaftskraft enger aus als in Ländern mit einer schwächeren Wirtschaftslage. Der Effekt verfehlt mit einem t-Wert von 1,88 nur knapp die Signifikanz auf dem Fünf-Prozent-Niveau.

³⁶ Statt korrekterweise durch $\sqrt{20}$ zu dividieren wird zur Berechnung der Standardfehler der Schätzer durch $\sqrt{29530}$ geteilt.

³⁷ Dies gilt auch für die weiteren in der Tabelle 8 ausgegebenen, aber nicht mit Syntax präsentierten Modelle.

Tabelle 8: Random Slope-Modell mit Individual- und Kontextvariablen sowie Cross-Level-Effekten

	Cross-Level (1)	Cross-Level (2)	Cross-Level (3)
<i>Fixe Effekte</i>			
Einstellung gegenüber Zuwanderern	0,36*** (10,90)	0,36*** (10,46)	0,36*** (11,36)
Geschlecht: männlich	0,06 [†] (2,34)	0,06 [†] (2,34)	0,06 [†] (2,34)
Alter	-0,01*** (-7,59)	-0,01*** (-7,59)	-0,01*** (-7,60)
Bildung	0,01 [†] (2,22)	0,01 [†] (2,22)	0,01 [†] (2,19)
Politisches Interesse	0,05*** (3,07)	0,05*** (3,07)	0,05*** (3,05)
Demokratiezufriedenheit	0,07*** (9,36)	0,07*** (9,36)	0,07*** (9,35)
Regierungszufriedenheit	0,10*** (13,42)	0,10*** (13,43)	0,10*** (13,43)
Generalisiertes Vertrauen	0,04*** (6,57)	0,04*** (6,56)	0,04*** (6,55)
BIP pro Kopf (in 1000)	-0,13*** (-4,21)	-0,13*** (-4,21)	-0,15*** (-4,57)
Dauer EU-Mitgliedschaft (in Jahren)	0,02 (1,55)	0,02 (1,55)	0,02 (1,55)
Stimmenanteil	-0,01 (-0,32)	-0,01 (-0,51)	0,04 (-0,31)
Ausländeranteil	0,02 (0,63)	0,04 (1,36)	0,04 (1,35)
Einstellung Immigration * Ausländeranteil	0,01 (1,31)		
Einstellung Immigration * Stimmenanteil		0,002 (0,51)	
Einstellung Immigration * BIP pro Kopf			0,01 [†] (1,88)
Konstante	5,20*** (35,94)	5,20*** (35,68)	5,18*** (36,04)
<i>Varianzkomponenten</i>			
σ^2_e	5,398	5,398	5,398
T_{u0}	0,403	0,406	0,393
T_{u1}	0,020	0,022	0,019
T_{u0u1}	-0,045	-0,048	-0,041
Devianz	133825	133828	133825
N	29530	29530	29530

z-Werte in Klammern; [†] $p < .10$, * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$

An dieser Stelle sei noch einmal angemerkt, dass diese Cross-Level-Interaktion keinen Einfluss auf die Einstellungen gegenüber Zuwanderern *an sich* postuliert. Vielmehr fallen diese Orientierungen je nach Wirtschaftskraft des Landes bei den Individuen stärker oder schwächer ins Gewicht, wenn sie die EU beurteilen, unabhängig davon, ob sie der Zuwanderung eher positiv oder eher negativ gegenüberstehen. Der Koeffizient des Interaktionseffekt erscheint mit 0,01 zwar gering; allerdings variiert das durch 1000 dividierte Pro-Kopf-BIP innerhalb der EU-Staaten in unserer Analyse zwischen -14 und 12 um den Mittelwert der Kontexte. Der Haupteffekt der Einstellungen gegenüber Immigranten beträgt 0,36 – für das Land mit dem geringsten BIP ergibt dies einen kontextspezifischen Gesamteffekt von $0,36 - 14 * 0,01 = 0,22$, für das Land mit dem höchsten BIP einen Effekt von $0,36 + 12 * 0,01 = 0,48$, mithin mehr als das Doppelte. Abschließend empfiehlt es sich aus Modellierungsperspektive, insignifikante unabhängige Variablen aus dem Modell zu entfernen, um die Modellgüte zu erhöhen. Dies betreffe beim zuletzt betrachteten Modell mit Cross-Level-Interaktion zwischen den Einstellungen gegenüber Immigranten und dem BIP als Haupteffekte die Dauer der Mitgliedschaft in der EU, den Ausländeranteil sowie den Stimmenanteil immigrationsfeindlicher Parteien. Das finale Modell unserer Analysen ist Tabelle 9 zu entnehmen.

Tabelle 9: Finales Modell

<i>Fixe Effekte</i>	
Einstellung gegenüber Zuwanderern	0,37*** (11,52)
Geschlecht: männlich	0,06* (2,33)
Alter	-0,01*** (-7,61)
Bildung	0,01* (2,20)
Politisches Interesse	0,05*** (3,04)
Demokratiezufriedenheit	0,07*** (9,35)
Regierungszufriedenheit	0,10*** (13,44)
Generalisiertes Vertrauen	0,04*** (6,54)
BIP pro Kopf (in 1000)	-0,11*** (-5,64)
Einstellung Immigration * BIP pro Kopf	0,01* (1,88)
Konstante	5,17*** (38,67)
<i>Varianzkomponenten</i>	
σ^2_e	5,398
T _{u0}	0,342
T _{u1}	0,019
T _{u0u1}	-0,025
Devianz	133809
N	29530

z-Werte in Klammern; + $p < .10$, * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$

4.6 Modellgüte und erklärte Varianz

In der linearen Regression gibt es mit dem R^2 eine leicht verständliche Zahl, die häufig herangezogen wird, um die Güte eines Modells zu bewerten (siehe S. 10). In der Mehrebenenanalyse gibt es eine solche Maßzahl nicht.

„For the hierarchical linear model, however, the concept of ‘explained proportion of variance’ is somewhat problematic.” (Snijders/Bosker 1999, 99)

Mit dem Maddala- R^2 (Maddala 1986), dem McFadden-Pseudo- R^2 (McFadden 1979), dem R^2 nach Raudenbusch und Bryk (2002) sowie dem R^2 nach Snijders und Boskers (1994) lassen sich vier verschiedene Maßzahlen unterscheiden. Das Maddala- R^2 und das McFadden-Pseudo- R^2 werden herangezogen, um die Güte des Gesamtmodells zu bewerten, während das R^2 nach Raudenbusch und Bryk sowie das R^2 nach Snijders und Boskers jeweils für die Individualebene und die Kontextebene bestimmt werden (für einen Überblick siehe Hans 2006; Langer 2009). Bei unserer Darstellung beschränken wir uns auf das Verfahren nach Snijders und Boskers (1999, 101), welches auf der Idee der Fehlerreduktion basiert.³⁸ Ein Nachteil des R^2 nach Snijders und Boskers ist jedoch, dass die Berechnung für Random Slope-Modelle sehr kompliziert ist. Sie betonen allerdings, dass „the estimated R_1^2 and R_2^2 usually change only very little when random regression coefficients are included in the model” (Snijders/Bosker 1999, 104). In der Praxis wird also das Modell herangezogen, das die erklärenden Variablen enthält, nicht aber random slope. Für die Berechnung des R^2 werden die Fehlervarianzen der Individual- und der Kontextebene benötigt, die in Tabelle 10 dargestellt sind.

Tabelle 10: Varianz der Individual- und Kontextebene nach Regressionsmodell

	Random Intercept-Only-Modell	Modell mit Individual- und Kontextvariablen sowie Interaktionsterm (ohne random slopes)
Varianz e_{ij} (Individualebene)	6,376	5,458
Varianz u_{0j} (Kontextebene)	0,784	0,394

Für das R^2 der Individualebene wird die Fehlervarianz des vollständigen Modells (hier: Modell mit Individual- und Kontextvariablen) in Bezug zur Fehlervarianz des Random Intercept-Only-Modells gesetzt. Der Anteil erklärter Varianz ergibt sich aus 1 minus diesen Koeffizienten. Für unser finales Modell ergibt sich ein R^2 auf der Individualebene von $1 - (5,458 + 0,394) / (6,376 + 0,784) = 18,3$. Nach dieser Berechnung werden 18,3 Prozent der Unterschiede zwischen Personen innerhalb eines Landes durch die unabhängigen Variablen der Individualebene erklärt.

³⁸ Das Maddala- R^2 und das McFadden-Pseudo- R^2 setzen eine Full-Information-Maximum-Likelihood-Schätzung voraus, weshalb sie nicht geeignet sind, um die Güte des vorliegenden Modells zu beurteilen (Langer 2009, 119-121). Bei Langer (2009, 148-152) findet sich auch eine Diskussion der Vor- und Nachteile der von Raudenbusch und Bryk sowie Snijders und Boskers vorgeschlagenen Maßzahlen.

Der Anteil erklärter Varianz auf der Kontextebene berücksichtigt, dass „die länderspezifische Varianz auch von der Residualvarianz der Individuen innerhalb der Länder beeinflusst wird“ (Hans 2006, 20). Deshalb wird auch hier wieder das Modell mit den Individual- und Kontextmerkmalen in Bezug zum Random Intercept-Only-Modell gesetzt. Neben der Varianz der Regressionskonstanten wird die Residualvarianz addiert, diese wird allerdings vorher durch die durchschnittliche Gruppengröße (Snijders/Bosker 1999, 103) geteilt und geht damit nur zu einem geringen Teil in die Berechnung ein. Die durchschnittliche Gruppengröße beträgt 1477 Befragte. Für unser Regressionsmodell ergibt sich dabei ein R^2 auf der Kontextebene von $1 - (5,458/1477 + 0,394) / (6,376/1477 + 0,784) = 0,505$. Danach erklärt das Modell 50,5 Prozent der Varianz auf der Kontextebene. Dabei ist allerdings zu berücksichtigen, dass es auf der Kontextebene knapp elf Prozent unerklärte Varianz gab (siehe Abschnitt 4.1). Unser Modell erklärt folglich knapp die Hälfte der Varianz.

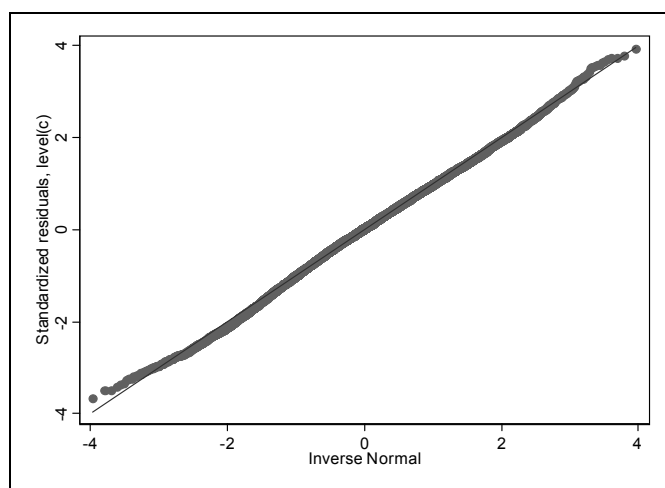
4.7 Regressionsdiagnostik

Zum Abschluss der Analysen empfiehlt es sich zu überprüfen, ob grundlegenden Annahmen über die Normalverteilung der Residuen, des Random Intercept und der Random Slope eingehalten werden (Rabe-Hesketh/Skrondal 2008, 165-166; siehe auch Abschnitt 3.1). Die Verteilung der Residuen auf Individualebene kann graphisch durch einen Plot der standardisierten Verteilung der beobachteten Residuen (y-Achse) gegen die erwartete Normalverteilung (x-Achse) geprüft werden. Dabei sollten sich die Punkte möglichst entlang der Diagonalen anordnen. Folgende Syntax ist zur Inspektion der Residuen erforderlich:

```
Syntax: predict res1, rstandard level(c);  
         qnorm res1, name(res1);
```

Die resultierende Verteilung zeigt Abbildung 8: Die Werte verteilen sich in der Tat eng um die Diagonale. Allein bei den Extremwerten gibt es leichte Abweichungen von der Normalverteilung. Diese Diskrepanzen bewegen sich allerdings in einem vertretbaren Rahmen.

Abbildung 8: Plot der Residuen gegen die Normalverteilung



Ob auch die vorhergesagten Zufallseffekte normalverteilt sind, lässt sich mit Hilfe von Histogrammen graphisch inspizieren. Mittels *predict* werden die „best linear unbiased predictions“ der kontextspezifischen Ausprägungen der Varianzkomponenten ermittelt, die anschließend im Histogramm abgetragen werden:

```
Syntax: predict u1 u0, reffects;
        preserve;
          collapse u0 u1, by(c) ;
          histogram u0, normal name(u0) bin(5) ;
          histogram u1, normal name(u1) bin(5) ;
        restore;
```

Abbildung 9: Verteilung des Random Intercepts

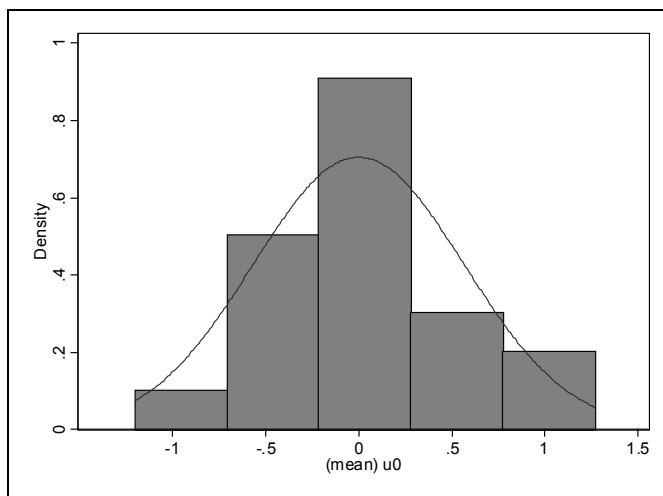
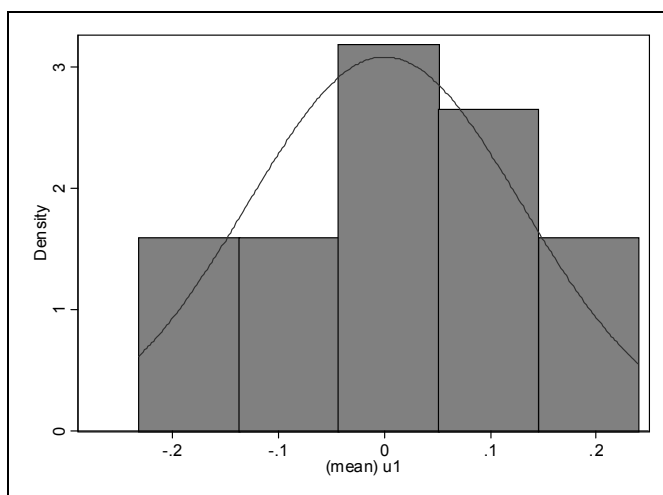


Abbildung 10: Verteilung der Random Slope



Wie Abbildung 9 zu entnehmen ist, sind die vorhergesagten Werte des Random Intercepts dem Augenschein nach annähernd normalverteilt. Die Verteilung der Random Slope (Abbildung 10) wirkt hingegen ein wenig linksschief.

5 Zusammenfassung

Das vorliegende Papier verfolgte zwei Ziele. Zum einen haben die vorgelegten Analysen an die Arbeit von de Vreese/Boomgaarden (2005) angeknüpft, die die Einstellungen gegenüber Immigranten als wichtige Determinante der Unterstützung der Europäischen Integration identifiziert haben. Unsere Analysen bestätigten diese Einschätzung. Auch bei Berücksichtigung weiterer Merkmale (z.B. Bildung, Demokratie- und Regierungszufriedenheit) zeigen Menschen mit einer positiveren Einstellung gegenüber Immigranten eine positivere Haltung gegenüber der Europäischen Integration. Zum anderen wurde mit dem Papier ein methodisches Ziel verfolgt. Die Mehrebenenanalyse ist ein adäquates Verfahren zum Umgang mit hierarchisch strukturierten Daten; in unserem Beispiel Personen in Staaten. Sie überwindet einerseits die Grenzen der linearen Regression und bietet durch die Modellierung von Cross-Level-Interaktionen erweiterte Analysemöglichkeiten. Dazu wurden die theoretischen Grundannahmen und die einzelnen Schritte der Mehrebenenanalyse erläutert. In einem Anwendungskapitel wurden schließlich die Befehle der Mehrebenenanalyse im Statistikprogramm Stata illustriert. Mit dem vorliegenden Papier sollte ein erster Einblick in die Möglichkeiten der Mehrebenenanalyse gegeben werden. Der Schwerpunkt lag dabei auf der schrittweisen Entwicklung eines Zwei-Ebenen-Modells und der Erläuterung der dazu notwendigen Stata-Syntax. Mit der Modellierung von drei oder mehr Ebenen, Paneldaten oder einer nicht-metrischen abhängigen Variablen stehen weitere Anwendungsmöglichkeiten zur Verfügung.

6 Literatur

- Alpheis, Hannes. 1988a. „Das Wohnquartier und die Zufriedenheit seiner Bewohner. Kontextanalysen - Anwendung und Kritik.“ In: Jürgen Friedrichs (Hg.). *Soziologische Stadtforschung*. Opladen: Westdeutscher Verlag: 328-356.
- Alpheis, Hannes. 1988b. *Kontextanalyse. Die Wirkung des sozialen Umfeldes untersucht am Beispiel der Eingliederung von Ausländern*. Wiesbaden: DeutscherUniversitätsVerlag.
- Anderson, Christopher J. 1998. „When in doubt, use proxies: Attitudes toward domestic politics and support for European integration.“ *Comparative Political Studies* 31 (5): 569-601.
- Anderson, Christopher J./Karl C. Kaltenthaler. 1996. „The Dynamics of Public Opinion toward European Integration, 1973-93.“ *European Journal of International Relations* 2 (2): 175-199.
- Anderson, Christopher J./M. Shawn Reichert. 1996. „Economics Benefits and Support for Membership in the E.U.: A Cross-National Analysis.“ *Journal of Public Policy* 15 (3): 231-249.
- Barton, Allen H. 1968. „Bringing Society back in. Survey Research and Marco-Methodology.“ *American Behavioral Scientist* 12 (2): 1-9.
- Baumert, Jürgen/Ulrich Trautwein/Cordula Artelt. 2003. „Schulumwelten - institutionelle Bedingungen des Lehrens und Lernens.“ In: Deutsches PISA-Konsortium (Hg.). *PISA 2000. Ein differenzierter Blick auf die Länder der Bundesrepublik Deutschland*. Opladen: Leske + Budrich: 261-331.
- Benoit, Kenneth/Laver Michael. 2006. *Party Policy in Modern Democracies*. London: Routledge.
- Books, John/Charles Prysby. 1999. „Contextual effects on retrospective economic evaluations. The Impact of the State and Local Economy.“ *Political Behavior* 21 (1): 1-16.
- Books, John W./Charles L. Prysby. 1991. *Political behavior and the local context*. New York: Praeger.
- Bosch, Agusti/Kenneth Newton. 1995. „Economic Calculus or Familiarity Breeds Content.“ In: Oskar Niedermayer/Richard Sinnott (Hg.). *Public Opinion and Internationalized governance*. Oxford: Oxford University Press: 73-104.
- Brinegar, Adam P./Seth K. Jolly. 2005. „Location, Location, Location: National Contextual Factors and Public Support for European Integration.“ *European Union Politics* 6 (2): 155-180.
- Browne, William J./David Draper. 2000. „Implementation and performance issues in the Bayesian and the likelihood of fitting of multilevel models.“ *Computational Statistics* 15: 391-420.
- Burbank, Matthew J. 1995. „How do contextual effects work? Developing a theoretical model.“ In: Munroe Eagles (Hg.). *Spatial and Contextual Model Model in Political Research*. London/Bristol: 165-178.
- Carey, Sean. 2002. „Undivided Loyalties: Is National Identity an Obstacle to European Integration?“ *European Union Politics* 3 (4): 387-413.
- Castles, Francis G. 1998. „Die Bedeutung der Ökonomie für die politische Unterstützung der Europäischen Union.“ In: Thomas König/Elmar Rieger/Hermann Schmitt (Hg.). *Europa der Bürger? Voraussetzungen, Alternativen, Konsequenzen*. Frankfurt/New York: Campus Verlag: 159-176.
- de Vreese, Claes H./Hajo G. Boomgaarden. 2005. „Projecting EU Referendums: Fear of Immigration and Support for European Integration.“ *European Union Politics* 6 (59): 59-82.
- Dedrick, Robert F./John M. Ferron/Melinda R. Hess/Kristine Y. Hogarty/Jeffrey D. Kromrey/Thomas R. Lang/John D. Niles/Reginald S. Lee. 2009. „Multilevel Modeling: A Review of Methodological Issues and Applications.“ *Review of Educational Research* 79 (1): 69-102.

- Diekmann, Andreas. 2008. *Empirische Sozialforschung. Grundlagen, Methoden, Anwendungen*. 19. Auflage. Reinbek: Rowohlt Taschenbuch Verlag.
- Ditton, Hartmut. 1998. *Mehrebenenanalyse Grundlagen und Anwendungen des Hierarchisch Linearen Modells*. Weinheim: Juventa.
- Dülmer, Hermann/Dieter Ohr. 2008. „Rechtsextremistische Wahlabsicht und regionaler Kontext Mehrebenenanalysen zur Rolle sozialer Milieus und regionaler Gruppenkonflikte in Deutschland.“ *Politische Vierteljahresschrift* 49 (3): 491-517.
- Easton, David. 1965. *A Systems Analysis of Political Life*. New York: Wiley.
- Easton, David. 1975. „A Re-Assessment of the Concept of Political Support.“ *British Journal of Political Science* 5: 435-457.
- Eichenberg, Richard C./Russell J. Dalton. 1993. „Europeans and the European Community: The Dynamics of Public Support for European Integration.“ *International Organization* 47 (4): 507-534.
- Eichenberg, Richard C./Russell J. Dalton. 2007. „Post-Maastricht Blues: The Transformation of Citizen Support for European Integration, 1973-2004.“ *Acta Politica* 42 (2-3): 128-152.
- Enders, Craig K./Davood Tofighi. 2007. „Centering Predictor Variables in Cross-Sectional Multilevel Models: A New Look at an Old Issue.“ *Psychological Methods* 12 (2): 121-138.
- Engel, Uwe. 1998. *Einführung in die Mehrebenenanalyse. Grundlagen, Auswertungsverfahren und praktische Beispiele*. Opladen: Westdeutscher Verlag.
- Engel, Uwe/Julia Simonson. 2004. „Sozialer Kontext in der Mehrebenenanalyse.“ *Kölner Zeitschrift für Soziologie und Sozialpsychologie*: 303-329.
- Esser, Hartmut. 1999. *Soziologie – Spezielle Grundlagen. Band 1: Situationslogik und Handeln*. Frankfurt: Campus-Verlag.
- Faulbaum, Frank/Peter Prüfer/Margrit Rexroth. 2009. *Was ist eine gute Frage? Die systematische Evaluation der Fragenqualität*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Franklin, Mark/Michael Marsh/Lauren McLaren. 1994. „Uncorking the Bottle: Popular Opposition to European Unification in the Wake of Maastricht.“ *Journal of Common Market Studies* 32 (4): 455-472.
- Freitag, Markus/Marc Bühlmann. 2005. „Politische Institutionen und die Entwicklung generalisierten Vertrauens. Ein internationaler Vergleich.“ *Politische Vierteljahresschrift* 46 (4): 575-601.
- Fuchs, Dieter. 2003. „Das Demokratiedefizit der Europäischen Union und die politische Integration Europas: Eine Analyse der Einstellungen der Bürger in Westeuropa.“ In: Frank Brettschneider/Jan W. van Deth/Edeltraud Roller (Hg.). *Europäische Integration in der öffentlichen Meinung*. Opladen: Leske+Budrich: 29-56.
- Gabel, Matthew. 1998a. „Public Support for European Integration: An Empirical Test of Five Theories.“ *The Journal of Politics* 60 (2): 333-354.
- Gabel, Matthew J. 1998b. *Interests and Integration. Market Liberalization, Public Opinion, and European Union*. Ann Arbor: University of Michigan Press.
- Gabel, Matthew/Harvey D. Palmer. 1995. „Understanding variation in public support for European Integration.“ *European Journal of Political Research* 27 (1): 3-19.
- Gelman, Andrew/Jennifer Hill. 2007. *Data Analysis Using Regression and Multilevel/Hierarchical Models*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Goodin, Robert E./Charles Tilly (Hg.). 2006. *The Oxford Handbook of Contextual Political Analysis*. Oxford: Oxford University Press.

- Gorard, Stephen. 2007. „The dubious benefits of multi-level modeling.“ *International Journal of Research & Method in Education* 30 (2): 221-236.
- Häder, Michael. 2006. *Empirische Sozialforschung. Eine Einführung*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Häder, Sabine/Matthias Ganninger/Siegfried Gabler. 2009. „Die Stichprobenziehung für den European Social Survey: Prinzipien und Ergebnisse.“ In: Martin Weichbold/Johann Bacher/Christof Wolf (Hg.). *Umfrageforschung. Herausforderungen und Grenzen*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften: 181-193.
- Hadler, Markus. 2004. „Die Mehrebenenanalyse. Ihre praktische Anwendung und theoretische Annahmen.“ *Österreichische Zeitschrift für Soziologie* 29: 53-74.
- Haller, Max. 2009. *Die Europäische Integration als Elitenprozess. Das Ende eines Traums?* Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Hans, Silke. 2006. *Die Analyse gepoolter Daten mit Mehrebenenmodellen. Einstellungen zu Zuwanderern im europäischen Vergleich*. BSEE-Arbeitspapier Nr. 6. Berlin: Freie Universität Berlin.
- Hinz, Thomas. 2005. „Mehrebenenanalyse.“ In: Stefan Kühl/Petra Strodtholz/Andreas Taffertshofer (Hg.). *Quantitative Methoden der Organisationsforschung. Ein Handbuch*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften: 361-385.
- Hofmann, David A./Mark B. Gavin. 1998. „Centering Decisions in Hierarchical Linear Models: Implications for Research in Organisations.“ *Journal of Management* 24 (5): 623-641.
- Hooghe, Liesbet/Gary Marks. 2004. „Does Identity or Economic Rationality Drive Public Opinion on European Integration.“ *Political Science and Politics* 37: 415-420.
- Hooghe, Liesbet/Gary Marks. 2005. „Calculation, community and cues: Public opinion on European integration.“ *European Union Politics* 6 (4): 419-443.
- Hox, Joop J. 1995. *Applied Multilevel Analysis*. 2. Auflage. Amsterdam: TT-Publikaties.
- Hox, Joop J. 2002. *Multilevel Analysis. Techniques and Applications*. New York: Psychology Press.
- Inglehart, Ronald. 1970. „Cognitive Mobilization and European Identity.“ *Comparative Politics* 3 (1): 45-70.
- Inglehart, Ronald. 1977. *The silent revolution. Changing values and political styles among western publics*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Inglehart, Ronald. 1995. *Kultureller Umbruch. Wertwandel in der westlichen Welt*. Frankfurt: Campus-Verlag.
- Inglehart, Ronald. 1999. „Trust, Well-being and Democracy.“ In: Mark E. Warren (Hg.). *Democracy and Trust*. Cambridge: University Press: 88-120.
- Inglehart, Ronald/Jacques-René Rabier. 1978. „Economic Uncertainty and European Solidarity: Public Opinion Trends.“ *The Annals of the American Academy of Political and Social Science* 440: 66-97.
- Inglehart, Ronald/Jacques-René Rabier/Karlheinz Reif. 1987. „The Evolution of Public Attitudes toward European Integration: 1970-86.“ *Journal of European Integration* 10: 135-155.
- Keil, Silke I. 2009. „Die Datengrundlage der Politischen Soziologie in Forschung und Lehre.“ In: Viktoria Kaina/Andrea Römmele (Hg.). *Politische Soziologie. Ein Studienbuch*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften: 421-445.
- Kielmansegg, Peter Graf. 2003. „Integration und Demokratie.“ In: Markus Jachtenfuchs/Beate Kohler-Koch (Hg.). *Europäische Integration*. 2. Auflage. Opladen: Leske+Budrich: 50-83.

- Klein, Markus/Manuela Pötschke. 2000. „Wählen im sozialen Kontext: Mehrebenenanalysen des Wahlverhaltens bei den Bundestagswahlen der Jahre 1969 bis 1998.“ In: Markus Klein/Wolfgang Jagodzinski/Ekkehard Mochmann/Dieter Ohr (Hg.). *50 Jahre empirische Wahlforschung in Deutschland*. Wiesbaden: Westdeutscher Verlag: 182-211.
- Klingemann, Hans-Dieter/Dieter Fuchs/Zielonka (Hg.). 2006. *Democracy and Political Culture in Europe*. New York: Routledge.
- Kohler, Ulrich/Frauke Kreuter. 2008. *Datenanalyse mit Stata. Allgemeine Konzepte der Datenanalyse und ihre praktische Anwendung*. 3. Auflage. München Wien: Oldenbourg.
- Kreft, Ita G. G./Jan de Leeuw/Leona S. Aiken. 1995. „The Effect of Different Forms of Centering in Hierarchical Linear Models.“ *Multivariate Behavioral Research* 30 (1): 1-21.
- Kreft, Ita G. G./Jan de Leeuw/Kyung-Sung Kim. 1990. *Comparing four Different Statistical Packages for Hierarchical Linear Regression GENMOD, HLM, ML2 and VARCL*. UCLA Center for Research on Evaluation, Standards, and Student Testing.
- Kunz, Volker. 2004. „Soziales Vertrauen.“ In: Jan W. van Deth (Hg.). *Deutschland in Europa. Ergebnisse des European Social Survey 2002-2003*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften: 201-227.
- Lachauer, Chloé. 2005. *Die dunkle Seite Europas. Rechtsextreme auf dem Weg zum politischen Akteur? Netzwerkbildung der Rechten in der Europäischen Union*. Marburg: Tectum-Verlag.
- Langer, Wolfgang. 2009. *Mehrebenenanalyse. Eine Einführung für Forschung und Praxis*. 2. Auflage. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Maas, Cora J. M./Joop J. Hox. 2004. „Robustness issues in multilevel regression analysis.“ *Statistica Neerlandica* 58: 127-137.
- Maddala, Gangadharrao S. 1986. *Limited-dependent and qualitative variables in econometrics*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Marks, Gary/Liesbet Hooghe. 2003. *National Identity and Support for European Integration. Discussion Paper SP IV 2003-202*. Wissenschaftszentrum Berlin für Sozialforschung (WZB).
- McFadden, Daniel. 1979. „Quantitative methods for analysing travel behavior of individuals: Some recent Developments.“ In: David A. Hensher/Peter R. Stopher (Hg.). *Behavioral Travel Modelling*. London: Croom Helm: 279-318.
- McLaren, Lauren M. 2002. „Public support for the European Union: Cost/Benefit Analysis or Perceived Cultural Threat?“ *The Journal of Politics* 64 (2): 551-566.
- McLaren, Lauren M. 2006. *Identity, interests and attitudes to European integration*. Houndmills: Palgrave Macmillan.
- Minkenber, Michael/Dagmar Sucker/Agnieszka Wenninger (Hg.). 2006. *Radikale Rechte und Fremdenfeindlichkeit in Deutschland und Polen. Nationale und europäische Perspektiven*. Bonn: Informationszentrum Sozialwissenschaften.
- Mummendey, Amélie/Sabine Otten. 2002. „Theorien intergruppalen Verhaltens.“ In: Dieter Frey/Martin Irle (Hg.). *Theorien der Sozialpsychologie. Band II: Gruppen-, Interaktions- und Lerntheorien*. 2. Auflage. Bern: Verlag Hans Huber: 95-119.
- Neller, Katja. 2004. „Anhang: Der European Social Survey (ESS) 2002-2003.“ In: Jan W. van Deth (Hg.). *Deutschland in Europa*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften: 373-381.
- Nelsen, Brent F./James L. Guth. 2000. „Exploring the Gender Gap: Women, Men and Public Attitudes toward European Integration.“ *European Union Politics* 1 (3): 267-291.
- Nelsen, Brent F./James L. Guth. 2003. „Religion and Youth Support for the European Union.“ *Journal of Common Market Studies* 41 (1): 89-112.

- Niedermayer, Oskar. 1991. „Bevölkerungsorientierungen gegenüber dem politischen System der Europäischen Gemeinschaft.“ In: Rudolf Wildenmann (Hg.). *Staatswerdung Europas? Optionen für eine Europäische Union*. Baden-Baden: Nomos Verlagsgesellschaft: 321-353.
- Nonnenmacher, Alexandra. 2007. „Eignen sich Stadtteile für den Nachweis von Kontexteffekten? Eine empirische Analyse am Beispiel von Disorder und Kriminalitätsfurcht.“ *Kölner Zeitschrift für Soziologie und Sozialpsychologie* 59 (3): 493-511.
- Peffley, Mark/Robert Rohrschneider. 2003. „Democratization and political tolerance in seventeen countries: A multi-level model of democratic learning.“ *Political Research Quarterly* 56 (3): 243-257.
- Pickery, Jan. 2002. *Contextual Effects on the Vote in Germany: A Multilevel Analysis*. Wissenschaftszentrum Berlin für Sozialforschung (WZB).
- Pospeschill, Markus. 2006. *Statistische Methoden Strukturen, Grundlagen, Anwendungen in Psychologie und Sozialwissenschaften*. München Heidelberg: Elsevier Spektrum Akademischer Verlag.
- Pötschke, Manuela. 2006. „Mehrebenenanalyse.“ In: Joachim Behnke/Thomas Gschwend/Delia Schindler/Kai-Uwe Schnapp (Hg.). *Methoden der Politikwissenschaft. Neuere qualitative und quantitative Analyseverfahren*. Baden-Baden: Nomos: 167-179.
- Putnam, Robert D. 1993. *Making democracy work. Civic traditions in modern Italy*. 5. Auflage. Princeton, New Jersey: Princeton University Press.
- Putnam, Robert D. 2000. *Bowling Alone. The Collapse and Revival of American Community*. New York, NY: Simon & Schuster.
- Rabe-Hesketh, Sophia/Anders Skrondal. 2005. *Multilevel and Longitudinal Modeling. Using Stata*. College Station: Stata Press.
- Rabe-Hesketh, Sophia/Anders Skrondal. 2008. *Multilevel and Longitudinal Modeling. Using Stata. 2. Auflage*. College Station: Stata Press.
- Raudenbush, Steven S./Anthony W. Bryk. 2002. *Hierarchical Linear Models. Applications and Data Analysis Methods. 2. Auflage*. Thousand Oaks: Sage.
- Ray, Leonard. 2006. „Public Opinion, Socialization and Political Communication.“ In: Knud Erik Jørgensen/Mark A. Pollack/Ben Rosamond (Hg.). *Handbook of European Union Politics*. London: Sage: 263-281.
- Rohrschneider, Robert. 2002. „The Democracy Deficit and Mass Support for an EU-Wide government.“ *American Journal of Political Science* 46 (2): 463-475.
- Rosar, Ulrich. 2003. „Die Einstellungen der Europäer zum Euro. Ein Anwendungsbeispiel der Mehrebenenanalyse als Instrument komparativer Umfrageforschung.“ In: Susanne Pickel/Gert Pickel/Hans-Joachim Lauth/Detlef Jahn (Hg.). *Vergleichende politikwissenschaftliche Methoden: neue Entwicklungen und Diskussionen*. Wiesbaden: Westdeutscher Verlag.
- Sánchez-Cuenca, Ignacio. 2000. „The Political Basis of Support for European Integration.“ *European Union Politics* 1 (2): 147-171.
- Scheuer, Angelika/Wouter van der Brug. 2007. „Locating support for European integration.“ In: Wouter van der Brug/Cees van der Eijk (Hg.). *European Elections & Domestic Politics. Lessons from the past and scenarios for the future*. Notre Dame, Ind: University of Notre Dame Press: 94-115.
- Schmidberger, Martin. 1997. *Regionen und europäische Legitimität. Der Einfluß des regionalen Umfelds auf Bevölkerungseinstellungen zur EU*. Frankfurt: Peter Lang.
- Schnell, Rainer/Paul B. Hill/Elke Esser. 2008. *Methoden der empirischen Sozialforschung. 8. Auflage*. München: Oldenbourg.

- Snijders, Tom A. 2003. „Multilevel Analysis.“ In: Michael S. Lewis-Beck/Alan E. Bryman/Tim F. Liao (Hg.). *The Sage Encyclopedia of Social Science Research Methods*. Thousand Oaks: Sage: 673-677.
- Snijders, Tom A. B./Roel J. Bosker. 1994. „Modeled Variance in Two-Level Models.“ *Sociological Methods & Research* 22 (3): 342-363.
- Snijders, Tom A./Roel J. Bosker. 1999. *Multilevel Analysis. An Introduction to Basic and Advanced Multilevel Modeling*. London: Sage.
- Sodeur, Wolfgang/Jürgen H. P. Hoffmeyer-Zlotnik. 2005. „Regionalisierung von statistischen Daten: Eine Einführung.“ In: Arbeitsgruppe Regionale Standards (Hg.). *Regionale Standards. Eine gemeinsame Empfehlung des Arbeitskreises Deutscher Markt- und Sozialforschungsinstitute e.V. (ADM), der Arbeitsgemeinschaft Sozialwissenschaftlicher Institute e.V. (ASI) und des Statistischen Bundesamtes*. Bonn: Statistisches Bundesamt.
- Steinbrecher, Markus. 2009. *Politische Partizipation in Deutschland*. Baden-Baden: Nomos.
- Tausendpfund, Markus/Daniela Braun. 2008. „Die schwierige Suche nach Ergebnissen der Wahlen zum Europäischen Parlament: Ein neuer Datensatz für die Wahlen 1979 bis 2004.“ *Zeitschrift für Parlamentsfragen* 39 (1): 84-93.
- Treiber-Reif, Helga/Hermann Schmitt. 1990. *Structure in European Attitudes*. Zentrum für Europäische Umfrageanalysen und Studien (Zeus).
- Urban, Dieter/Jochen Mayerl. 2008. *Regressionsanalyse: Theorie, Technik und Anwendung*. 3. Auflage. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- van der Leeden, Rien/Frank M.T.A Busing/Erik Meijer. 1997. *Bootstrap methods for two-level-models*. Department of Psychometrics and Research Methodology, Technical report No. PRM 97-04.
- van Deth, Jan W. 2000a. „Das Leben, nicht die Politik ist wichtig.“ In: Oskar Niedermayer/Bettina Westle (Hg.). *Demokratie und Partizipation. Festschrift für Max Kaase*. Wiesbaden: Westdeutscher Verlag: 115-135.
- van Deth, Jan W. 2000b. „Interesting but irrelevant: Social capital and the saliency of politics in Western Europe.“ *European Journal of Political Research* 37: 115-147.
- van Deth, Jan W. 2003. „Vergleichende politische Partizipationsforschung.“ In: Dirk Berg-Schlosser/Ferdinand Müller-Rommel (Hg.). *Vergleichende Politikwissenschaft*. Opladen: Leske+Budrich: 167-187.
- White, Halbert. 1980. „A Heteroskedasticity-Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroskedasticity.“ *Econometrica* 48: 817-830.
- Woyke, Wichard. 1998. *Europäische Union. Erfolgreiche Krisengemeinschaft. Einführung in Geschichte, Strukturen, Prozesse und Politiken*. München: Oldenbourg.
- Zmerli, Sonja/Ken Newton. 2008. „Social Trust and Attitudes Toward Democracy.“ *Public Opinion Quarterly* 72 (4): 706-724.
- Zmerli, Sonja/Kenneth Newton/José Ramón Montero. 2007. „Trust in people, confidence in political institutions, and satisfaction with democracy.“ In: Jan W. van Deth/José Ramón Montero/Anders Westholm (Hg.). *Citizenship and Involvement in European Democracies. A comparative analysis*. London: Routledge: 35-65.

Anhang

Individualvariablen (die Fallzahl beträgt immer 29.530)

Tabelle 11: Einstellung gegenüber Immigranten

	Fallzahl	in Prozent
sehr negativ (0 bis <1)	917	3,1
1 bis <2	1122	3,8
2 bis <3	1854	6,3
3 bis <4	3077	10,4
4 bis <5	4262	14,4
5 bis <6	6629	22,5
6 bis <7	5226	17,7
7 bis <8	3588	12,2
8 bis <9	1816	6,2
9 bis <10	670	2,3
sehr positiv (10)	369	1,3

Anmerkung: Diese Variable wurde als Index aus drei Variablen gebildet, die jeweils auf einer 11er-Skala gemessen wurden. Die entsprechenden Fragen des deutschen Fragebogens lauten: „Was würden Sie sagen, ist es im Allgemeinen gut oder schlecht für die deutsche Wirtschaft, dass Zuwanderer hierher kommen?“, „Würden Sie sagen, dass das kulturelle Leben in Deutschland durch Zuwanderer untergraben oder bereichert wird?“ und „Wird Deutschland durch Zuwanderer zu einem schlechteren oder besseren Ort zum Leben?“

Tabelle 12: Geschlecht

Geschlecht	Fallzahl	in Prozent
männlich	15289	51,8
weiblich	14241	48,2

Alter

Der Altersdurchschnitt in unserem Datensatz liegt bei knapp 47 Jahren. Der jüngste Befragte ist 14 Jahre alt, der älteste Befragte ist 97 Jahre alt.

Bildung

Bildung wurde in Bildungsjahren gemessen und reicht von 0 bis 36 Bildungsjahren. Der Durchschnitt liegt bei zwölf Jahren.

Tabelle 13: Politisches Interesse

Politisches Interesse	Fallzahl	in Prozent
sehr interessiert	3384	11,5
interessiert	11475	38,9
kaum interessiert	10316	34,9
nicht interessiert	4355	14,8

Tabelle 14: Demokratiezufriedenheit

	Fallzahl	in Prozent
0 - sehr unzufrieden	1267	4,3
1	963	3,3
2	1739	5,9
3	2710	9,2
4	3064	10,4
5	5241	17,8
6	3813	12,9
7	4660	15,8
8	3840	13,0
9	1491	5,1
10 - sehr zufrieden	742	2,5

Tabelle 15: Zufriedenheit mit der Regierung

	Fallzahl	in Prozent
0 - sehr unzufrieden	2127	7,2
1	1570	5,3
2	2663	9,0
3	3644	12,3
4	3702	12,5
5	5280	17,9
6	3782	12,8
7	3675	12,4
8	2150	7,3
9	611	2,1
10 - sehr zufrieden	326	1,1

Tabelle 16: Generalisiertes Vertrauen

	Fallzahl	in Prozent
0 - man kann nicht vorsichtig genug sein	1580	5,4
1	1130	3,8
2	1964	6,7
3	3019	10,2
4	2776	9,4
5	6092	20,6
6	3343	11,3
7	4618	15,6
8	3436	11,6
9	942	3,2
10 - den meisten Menschen kann man vertrauen	630	2,1

Tabelle 17: Einstellung gegenüber der Europäischen Integration

EU-Einstellung	Fallzahl	in Prozent
0 - Einigung ist schon zu weit gegangen	1794	6,1
1	1210	4,1
2	2126	7,2
3	2780	9,4
4	2665	9,0
5	6221	21,1
6	3128	10,6
7	3477	11,8
8	3007	10,2
9	1217	4,1
10 - Einigung sollte weiter gehen	1905	6,5

Tabelle 18: Kontextvariablen

Länder	Pro-Kopf BIP in Euro	Dauer der EU- Mitgliedschaft	Ausländeranteil in Prozent	Stimmenanteil immigrations- feindlicher Parteien in Prozent
Belgien	28,0	49	8,5	17,1
Bulgarien	8,6	0	0,3	14,2
Dänemark	29,1	34	5,0	6,8
Deutschland (Ost)	18,4	17	2,4	4,5
Deutschland (West)	29,2	49	10,1	2,5
Estland	15,4	3	18,0	17,2
Finnland	27,1	12	2,2	0,5
Frankreich	25,9	49	5,6	19,1
Großbritannien	28,4	34	5,6	20,4
Irland	34,8	34	7,4	0
Niederlande	30,9	49	4,2	2,5
Österreich	29,4	12	9,8	6,3
Polen	12,4	3	1,8	26,7
Portugal	18,0	21	2,6	0
Schweden	28,7	12	5,3	0
Slowakei	15,0	3	0,5	2,2
Slowenien	20,7	3	2,4	5
Spanien	24,6	21	9,1	0
Ungarn	15,0	3	1,6	3,1
Zypern	21,3	3	12,7	0

Anmerkungen: Bruttoinlandsprodukt in Kaufkraftstandards je Einwohner zu jeweiligen Marktpreisen umgerechnet in Euro. Quelle: Eurostat. Die Dauer der EU-Mitgliedschaft im Jahr 2006 wird in Jahren gemessen. Quelle: http://europa.eu/abc/european_countries/eu_members/index_de.htm (abgerufen am: 18.11.2009). Der Ausländeranteil wird als Anteil an der Gesamtbevölkerung angegeben. Quelle: Eurostat. Ausländeranteil für Deutschland differenziert nach alten und neuen Bundesländern anhand des Destatis Datenband 2004, umgerechnet auf den von Eurostat angegebenen Anteil. Der Stimmenanteil von Anti-Immigrationsparteien bezieht sich auf die Europawahl 2004 (Tausendpfund/Braun 2008; http://www.mzes.uni-mannheim.de/fs_daten_d.html); für Ost- und Westdeutschland: Bundeswahlleiter) bzw. für Bulgarien (Europäische Kommission) auf die Nachwahl 2007.

Tabelle 19: Anti-Immigrationsparteien

Länder	immigrationsfeindliche Parteien
Belgien	FN, Vlaams Belang/Block
Bulgarien	Ataka
Dänemark	DF
Deutschland (Ost)	NPD, REP
Deutschland (West)	NPD, REP
Estland	IL Party, Res Publika
Finnland	PS
Frankreich	Front National, MPF, UFCN
Großbritannien	BNP, UKIP
Irland	./.
Niederlande	List Pim Fortuyn
Österreich	FPÖ
Polen	LPR, Samoobrona/Self Defence of the Polish People
Portugal	./.
Schweden	./.
Slowakei	HZDS, SNS
Slowenien	SNS
Spanien	./.
Ungarn	MNS, MIÉP
Zypern	./.

Für die Auswahl der Parteien wurde auf folgende Quellen zurückgegriffen: Benoit/Laver (2006), Lachauer (2005), Minkenberg et al. (2006) und Klingemann et al. (2006). Jedem Land wurde die erreichte Prozentzahl dieser Anti-Immigrationsparteien bei den Wahlen zum Europäischen Parlament 2004 (bzw. Nachwahlen 2007) zugeteilt. Hierfür wurde auf die Mannheimer Dokumentation der amtlichen Europawahlergebnisse 1979 bis 2004 zurückgegriffen (Tausendpfund/Braun 2008).