

Markus Tausendpfund et al.

Fortgeschrittene Analyseverfahren in den Sozialwissenschaften

Fakultät für
**Kultur- und
Sozialwissen-
schaften**

Mehrebenenanalyse

Markus Tausendpfund

1 Einführung

Warum beteiligen sich einige Bürgerinnen und Bürger an Wahlen, während andere der Wahlurne fernbleiben? Warum sind einige Menschen in Vereinen aktiv, während andere kein Interesse an sozialer Beteiligung haben? Warum unterstützen einige Personen die Europäische Union, während andere die Staatengemeinschaft ablehnen? Zur Bearbeitung solcher Forschungsfragen sind die Sozialwissenschaften auf Befragungen angewiesen, bei denen zufällig ausgewählte Bürgerinnen und Bürger Antworten auf die unterschiedlichsten Fragen geben. Bei der Datenanalyse 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 (Smets und van Ham 2013; Wass und Blais 2017).

Sind individuelle Einstellungen und Verhaltensweisen aber wirklich nur eine Folge anderer individueller Merkmale? Gibt es keine anderen Faktoren, die bei der Analyse berücksichtigt werden sollten? Spielt es für die Wahlbeteiligung keine Rolle, ob eine Person in einem Land mit oder ohne Wahlpflicht lebt? Ist die Beteiligung in Vereinen nicht auch vom Vereinsangebot abhängig? Und könnte die Zustimmung zur Europäischen Union nicht auch von der wirtschaftlichen Situation abhängig sein, in der ein Mensch lebt?

Soziales Umfeld als Erklärungsgröße

Bereits vor 50 Jahren hat Allen H. Barton (1968, S. 1) eine deutliche Kritik an einer rein individualistisch ausgerichteten Forschung verfasst, bei der die soziale Umgebung der Menschen systematisch ausgeblendet wird. Die Mehrebenenanalyse – auch Kontextanalyse genannt – stellt eine Analysestrategie dar, bei der die soziale Umwelt einer Person systematisch berücksichtigt wird (Esser 1999, S. 428). Dabei werden individuelle *und* kontextuelle Merkmale genutzt, um individuelle Einstellungen und Verhaltensweisen zu erklären.

Dieser Beitrag bietet eine Einführung in die Mehrebenenanalyse. Das zweite Kapitel gibt zunächst einen Überblick über die Grundlagen der Mehrebenenanalyse. Dabei werden Gemeinsamkeiten und Unterschiede der Mehrebenenanalyse im Vergleich zur Individualdaten- und zur Aggregatdatenanalyse dargestellt. Anschließend werden verschiedene Aspekte und Verfahrensschritte der Mehrebenenanalyse erläutert und es wird ein Überblick über Statistikprogramme zur Schätzung von Mehrebenenmodellen gegeben. Das dritte Kapitel erläutert exemplarisch die Durchführung einer Mehrebenenanalyse. Dabei werden auf Grundlage der Daten der European Parliament Election Study 2014 die individuellen und kontextuellen Bestimmungsfaktoren der Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung analysiert. Das vierte Kapitel stellt aktuelle Weiterentwicklungen der Mehrebenenanalyse vor, das fünfte Kapitel bietet eine Zusammenfassung und gibt einen Ausblick.

2 Grundlagen

Dieses Kapitel behandelt die Grundlagen der Mehrebenenanalyse. In Abschnitt 2.1 werden zunächst die Individualdatenanalyse, die Aggregatdatenanalyse und die Mehrebenenanalyse schematisch dargestellt, um Gemeinsamkeiten und Unterschiede dieser Analysestrategien herauszuarbeiten. Der klassischen Mehrebenenanalyse liegt die Annahme zugrunde, dass individuelle Einstellungen und Verhaltensweisen nicht nur auf individuelle Merkmale der Personen zurückzuführen sind, sondern auch durch das soziale Umfeld beeinflusst werden, in dem eine Person lebt (Esser 1999, S. 415-461; Pötschke 2006, S. 167; Jäckle und Schärdel 2017, S. 147). Deshalb bietet Abschnitt 2.1 auch eine knappe Darstellung der theoretischen Ansätze, um Kontexteffekte erklären zu können. Auf Basis dieser Grundlagen beschäftigen sich die folgenden Abschnitte 2.2 bis 2.6 mit Voraussetzungen und Strategien zur Durchführung einer Mehrebenenanalyse.

2.1 Warum Mehrebenenanalyse?

Bei der Arbeit mit Querschnittsdaten lassen sich in den Sozialwissenschaften drei Analysestrategien unterscheiden: die Individualdatenanalyse, die Aggregatdatenanalyse und die Mehrebenenanalyse. Diese drei Analysestrategien sind in Abbildung 1 schematisch dargestellt.

Bei der Individualdatenanalyse können unabhängige und abhängige Variablen der Mikroebene zugeordnet werden. Es werden folglich Zusammenhänge auf der Individualebene untersucht. Die Analyse des Zusammenhangs zwischen der (subjektiven) Gesundheit und der individuellen Wahlbeteiligung ist ein Beispiel für eine Individualdatenanalyse (siehe den Beitrag von Weiß in diesem Band). Auf Basis theoretischer Überlegungen werden Individualhypothesen entwickelt, die auf der Individualebene (Mikroebene) untersucht werden.

Vergleich der Analysestrategien

Abbildung 1: Analysestrategien bei Querschnittsdaten

	Individualdatenanalyse	Aggregatdatenanalyse	Mehrebenenanalyse
Makroebene		uV → aV	
Mikroebene	uV → aV		

Quelle: Eigene Darstellung

Bei der Aggregatdatenanalyse werden unabhängige und abhängige Variablen der Makroebene zugeordnet. Eine mögliche Fragestellung könnte diejenige nach dem Zusammenhang zwischen der Gemeindegröße und der (durchschnittlichen) Wahlbeteiligung auf lokaler Ebene in Nordrhein-Westfalen sein.

Wie unterscheidet sich jetzt die Mehrebenenanalyse von der Individual- und der Aggregatdatenanalyse? Bei der Mehrebenenanalyse ist die abhängige Variable der Mikroebene (allgemeiner: Level-1-Ebene) zugeordnet. Dies stellt eine Gemeinsamkeit mit der Individualdatenanalyse dar. Allerdings können die unabhängigen Variablen bei einer Mehrebenenanalyse der Mikro- und der Makroebene (allgemeiner: Level-2-Ebene) zugeordnet werden. Hummell (1972, S. 13) bezeichnet es als „Charakteristikum der Mehrebenenanalyse, daß Objekte verschiedener Ordnung gleichzeitig zum Gegenstand der Untersuchung werden“.

Bei der Mehrebenenanalyse lassen sich drei Effekte unterscheiden: Pfeil 1 in Abbildung 1 kennzeichnet einen Individualeffekt. Es wird vermutet, dass ein individuelles Merkmal einen Effekt auf die abhängige Variable hat. Pfeil 2 in Abbildung 1 kennzeichnet einen Kontexteffekt. Auch bei Berücksichtigung der (relevanten) Individualmerkmale hat das soziale Umfeld einen unabhängigen Effekt auf die abhängige Variable. Ein solcher Effekt wird als „struktureller Effekt“ bezeichnet. Pfeil 3 in Abbildung 1 kennzeichnet eine mögliche Cross-Level-Interaktion. Damit ist gemeint, dass der Zusammenhang zwischen uV und aV auf der Mikroebene durch das Umfeld – also durch uVs auf der Makroebene – beeinflusst wird.

Grundannahme der Mehrebenenanalyse

Mit der Mehrebenenanalyse ist die (theoretische) Annahme verbunden, dass individuelle Einstellungen und Verhaltensweisen nicht nur auf individuelle Merkmale der Personen zurückzuführen sind (Pfeil 1 in Abbildung 1), sondern auch ein Resultat der Bedingungen sind, in denen ein Mensch lebt (Esser 1999, S. 415-461). Der amerikanische Politikwissenschaftler Robert Huckfeldt (1986, S. 1) beschreibt die Relevanz des Umfelds für (politische) Orientierungen sehr anschaulich:

„The political opinions and behavior of individuals cannot be explained apart from the environments within which they occur. Individual characteristics alone do not determine political actions and opinions. Rather, political behavior must be understood in terms of the actor’s relationship to the environment, and the environmental factors that impinge on individual choice.“

Die Annahme der Kontextabhängigkeit individueller Einstellungen und Verhaltensweisen ist in den Sozialwissenschaften allgemein akzeptiert (z.B. Barton 1968; Coleman 1986; Books und Prysby 1991; Dalton und Anderson 2011). Die Mehrebenenanalyse bzw. die Kontextanalyse stellt das (statistische) Analyseverfahren dar, um zu prüfen, ob individuelle Einstellungen und Verhaltensweisen durch die soziale Umwelt beeinflusst werden.

„Die Kontextanalyse ist jene Variante der empirischen Sozialforschung, in der systematisch auch die soziale und personale Umgebung aufgenommen wird, mit denen ein bestimmtes Verhalten erklärt werden soll.“ (Esser 1999, S. 428)

Bei einer Mehrebenenanalyse werden die vermuteten Wirkungen individueller und kontextueller Merkmale auf eine abhängige Variable in einem Modell integriert (Pötschke 2014b, S. 1103). Ein solches Modell sollte die Realität besser abbilden als die oben diskutierten Individual- und Aggregatdatenanalysen. Ein Einfluss des Kontexts auf individuelle Einstellungen und Verhaltensweisen liegt dann vor, wenn sich bei Berücksichtigung individueller Merkmale noch ein statistischer Effekt des Kontexts nachweisen lässt (Esser 1999, S. 429).

Zur Erklärung von Kontexteffekten wurden verschiedene theoretische Ansätze entwickelt (z.B. Putnam 1966; Hummell 1972, S. 122-148; Pappi 1977, S. 202-248; Alpheis 1988, S. 51-93; Books und Prysby 1991; Burbank 1995; Huckfeldt und Sprague 1995, S. 10-22; Sodeur und Hoffmeyer-Zlotnik 2005, S. 14-19; Friedrichs und Nonnenmacher 2010, 2014). Esser (1988, S. 46-49; 1999, S. 452-455) fasst die vielfältigen Überlegungen in drei Gruppen zusammen: Kontexte fungieren als Opportunitäten, Kontexte sind Räume der sozialen Beeinflussung und Kontexte können Objekte von Wahrnehmungen, Orientierungen und Identifikationen sein.

Erklärungen für Kontexteffekte

Die Betrachtung von Kontexten als Gelegenheitsstrukturen (Opportunitäten) macht auf den Sachverhalt aufmerksam, dass die Möglichkeiten bzw. die Kosten sozialen Handelns in Abhängigkeit vom Kontext variieren können. So werden Personen in einer Gemeinde – trotz gleicher Individualmerkmale – mehr politische Informationen erhalten, wenn sie in einem politisierten Umfeld leben. Auch die Wahrscheinlichkeit, mit der (lokalen) Vereinswelt in Berührung zu kommen, sollte in einer Gemeinde, in der es viele aktive Vereine gibt, größer sein als in einer Kommune, in der das Vereinsangebot überschaubar ist. Allgemeiner formuliert: Der Kontext beeinflusst die Rahmenbedingungen für die Wahrnehmung und Bewertung bestimmter Sachverhalte und damit die Chance, entsprechende Erfahrungen zu machen bzw. mit relevanten Informationen versorgt zu werden.

Ein Einfluss des sozialen Umfelds auf individuelle Orientierungen und Verhaltensweisen kann aber auch über die Eingebundenheit einer Person in kontextspezifische soziale Interaktionen vermittelt sein. In Anlehnung an die Überlegungen von Orbell (1970) haben insbesondere Books und Prysby (1991, S. 50) sowie Burbank (1995, S. 169) auf die Bedeutung kontextspezifischer Informationsvermittlung hingewiesen. Die meisten Menschen erhalten ihre (politischen) Informationen zwar nicht aus dem persönlichen Umfeld, sondern beziehen diese aus den Medien. Nach dem „information flow“-Ansatz nutzen die Bürgerinnen und Bürger allerdings ihr Umfeld, um diese Nachrichten einzuordnen und zu bewerten („soziale Beeinflussung“). Deshalb: „Contextual influences are not simply a function of access to information, but a product of the processes by which people supply meaning to the on-going stream of available political information“ (Burbank 1995, S. 169). Die Interpretation der Nachrichten kann dabei sowohl über persönliche Beobachtung als auch über soziale Interaktionen erfolgen. Die persönliche Beobachtung reicht von der Wahrnehmung der Zeichen und Signale, durch die Personen ihre Ansichten zum Ausdruck bringen, über die Begegnung mit Aktivitäten vor Ort bis hin zur Wahrnehmung wirtschaftlicher Prosperität. Auch die Berichterstattung der Medien kann bei der Einordnung und Bewertung der Nachrichten eine Rolle spielen. Soziale Interaktionen umfassen dabei informelle Gespräche mit Nachbarn, Freunden oder anderen Bürgern sowie Diskussionen in eher organisierten Zusammenkünften. Dies können Debatten bei Veranstaltungen oder Konversationen in Vereinen und Netzwerken sein (Books und Prysby 1991, S. 55-60).

In den vergangenen Jahren hat sich die Durchführung von Mehrebenenanalysen immer weiterverbreitet (Dedrick et al. 2009; Friedrichs und Nonnenmacher 2014; eher kritisch: Gorard 2007) und Jäckle und Schärdel (2017, S. 149) sprechen gar von einem „Boom in der Anwendung“ der Mehrebenenanalyse. Zu dieser Entwicklung hat zweifellos der

Grenzen der Mehrebenenanalyse

technische Fortschritt beigetragen. Immer leistungsfähigere Computer und immer anwendungsfreundlichere Statistikprogramme erlauben die Berechnung von immer komplexeren statistischen Modellen (siehe auch Abschnitt 2.7).

Bei aller Begeisterung für die Berücksichtigung des Kontexts zeigen entsprechende Analysen immer wieder, dass das soziale Umfeld nur einen geringen Einfluss auf die Einstellungen und Verhaltensweisen der Menschen hat (van Deth und Tausendpfund 2013). Eine Erklärung für diesen – auf den ersten Blick möglicherweise überraschenden Befund – sind Modernisierungs- und Individualisierungsprozesse, die einen rückläufigen Einfluss des Kontexts auf das Handeln der Menschen erwarten lassen (Klein und Pötschke 2000, S. 183). Zudem erfordert eine Mehrebenenanalyse immer auch valide Informationen über die soziale Umwelt des Akteurs. Wenn keine (geeigneten) Informationen über den relevanten Kontext eines Akteurs vorliegen, dann können auch keine Kontexteffekte analysiert werden (Pötschke 2006, S. 167). Zudem sind Menschen häufig in mehrere Kontexte eingebunden (siehe Abschnitt 2.2), sodass zu klären ist, welcher Kontext für die konkrete Forschungsfrage besonders relevant ist.

Trotz dieser Einschränkungen gelten Mehrebenenanalysen immer noch als innovative Analysestrategie, die eine bessere Abbildung der Realität ermöglichen als Strategien, die nur individuelle oder kontextuelle Merkmale als Erklärung individueller Einstellungen und Verhaltensweisen berücksichtigen.

2.2 Hierarchische Datenstruktur

Die Grundlage für eine Mehrebenenanalyse ist eine hierarchische Datenstruktur. Unter einer hierarchischen Datenstruktur ist 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“ (Braun et al. 2010; siehe auch Pötschke 2014b, S. 1104).¹ In Tabelle 1 sind einige Beispiele für eine hierarchische Datenstruktur in Anlehnung an Snijders und Bosker (2012, S. 9) dokumentiert:

Tabelle 1: Beispiele für eine hierarchische Datenstruktur

Untere Ebene (Level 1)	Höhere Ebene (Level 2)
Schüler	Klassen
Personen	Länder
Studierende	Universitäten

Quelle: Eigene Darstellung

¹ Mittlerweile können auch Mehrebenenanalysen geschätzt werden, in denen die hierarchische Struktur verletzt wird. Pötschke (2014a, S. 224; siehe auch Jäckle und Schärudel 2017, S. 151) unterscheidet zwischen Cross Classified-Strukturen und multiplen Mitgliedschaften. Bei Cross Classified-Strukturen werden die Elemente der unteren Ebene auf voneinander unabhängige Elemente der oberen Ebene zugeordnet. Beispielsweise könnten Schüler in Schulen und Vereine gruppiert werden. Bei einer multiplen Mitgliedschaft gehört eine Studierende beispielsweise nicht nur einer Universität, sondern auch einer zweiten Universität an (Studiengangzweithörerin). Für eine Diskussion dieser Verfahren siehe Hox et al. (2018) sowie Snijders und Bosker (2012).

Ein klassisches Beispiel sind Schüler und Schulklassen. So sind Schüler jeweils genau einer Klasse zugeordnet und die Klassen umfassen jeweils alle Schüler. Es gibt keine Schülerinnen und Schüler, die keiner Klasse zugeordnet werden. Auch lassen sich Personen einem Land zuordnen. Bei einer Befragung des Eurobarometers können beispielsweise alle Befragten genau einem Land zugeordnet werden und die einzelnen Länder umfassen alle Personen. Das dritte Beispiel bezieht sich auf Studierende und Universitäten. In der Regel gehören die Studierenden genau einer (bestimmten) Universität an und die Universitäten umfassen alle Studierenden.

In der Realität umfasst eine hierarchische Datenstruktur natürlich mehr als zwei Ebenen. Schüler sind nicht nur in Schulklassen, sondern auch in Schulen eingebettet. Personen lassen sich nicht nur Ländern, sondern auch Regionen zuordnen. Esser (1999, S. 445-446) beschreibt diesen Sachverhalt wie folgt:

„Das Individuum ist dann – gewissermaßen – von immer weiter entfernten Schichten sozialer Umwelten umgeben: Familie, Verwandtschaft, Gemeinde, Provinz, Nation, übernationale Einheit, schließlich die Weltgesellschaft, für manche sogar das All. Es handelt sich um eine multiple und hierarchische Mehrebenen-Struktur, bei der die unteren Einheiten Teil der jeweils oberen Einheiten sind.“

Grundsätzlich können von all diesen Ebenen strukturelle Effekte auf die Einstellungen und Verhaltensweisen ausgehen. Diese Einführung beschränkt sich auf die Betrachtung eines Zwei-Ebenen-Modells und behandelt damit den einfachsten Fall einer Mehrebenenanalyse (siehe Kapitel 4 für Weiterentwicklungen).

Alternativen zur Mehrebenenanalyse

Die Mehrebenenanalyse gilt als Königsweg für die Analyse einer hierarchischen Datenstruktur. In der Literatur (und auch in der Forschungspraxis) lassen sich allerdings drei Alternativen zum Umgang mit hierarchischen Daten unterscheiden, die mit unterschiedlichen Problemen behaftet sind: (1) Disaggregation der Kontextmerkmale, (2) Aggregation der Individualmerkmale und (3) Schätzung separater Regressionsmodelle für einzelne Kontexte (Pötschke 2006, S. 174; Braun et al. 2010, S. 16-18; Wenzelburger et al. 2014, S. 94-95).

1. Bei der Disaggregation der Kontextmerkmale werden die Eigenschaften der oberen Ebene (z.B. das Bruttosozialprodukt) den Untersuchungseinheiten der unteren Ebene (z.B. Personen) zugewiesen. Mit dieser Strategie sind verschiedene Probleme verbunden. Zum einen werden durch die Disaggregation der Kontextmerkmale die Standardfehler und die Signifikanz der Kontextvariablen nicht korrekt berechnet. Durch die Disaggregation wird zur Berechnung des Standardfehlers nicht die Fallzahl der Level-2-Einheiten (z.B. Länder), sondern die Fallzahl der Level-1-Einheiten (z.B. Individuen) herangezogen. Die zugrundeliegende Stichprobe für die Berechnung der Standardfehler der Kontextmerkmale ist damit viel zu groß, wodurch die Signifikanztests falsch sind. Zum anderen wird durch die Disaggregation unter anderem auch die Annahme der unkorrelierten Residuen verletzt. Schließlich sind sich Individuen innerhalb der Kontexte vermutlich ähnlicher als zwischen den Kontexten.

2. Bei der Aggregation der Individualmerkmale werden die Daten der Individualebene für die einzelnen Ebenen zusammengefasst (z.B. durch Mittelwertbildung). Auch mit dieser Strategie sind verschiedene Nachteile verbunden: Einerseits werden Zusammenhänge auf der Makroebene untersucht. Nachgewiesene Beziehungen auf der Makroebene können allerdings nicht auf die Mikroebene übertragen werden (Gefahr des ökologischen Fehlschlusses). Andererseits können keine Cross-Level-Effekte geschätzt werden. Zudem ist mit der Aggregation der Individualmerkmale immer auch ein Informationsverlust verbunden.
3. Eine weitere (suboptimale) Alternative zur Mehrebenenanalyse besteht darin, einzelne Regressionsmodelle für einzelne Gruppen zu schätzen. Bei 28 Gruppen (z.B. Staaten) werden dann 28 Regressionsmodelle geschätzt. Die Anzahl an Regressionsmodellen stellt für aktuelle Statistikprogramme zwar keine Herausforderung dar, aber mit der Anzahl der Gruppen werden die Ergebnisse immer unübersichtlicher und schwieriger zu interpretieren. Zudem können keine Kontext- und Cross-Level-Effekte modelliert werden.

2.3 Fallzahl

Die erforderliche Fallzahl auf Individual- und Kontextebene für die Durchführung einer Mehrebenenanalyse wird seit vielen Jahren kontrovers diskutiert (Braun et al. 2010, S. 20-22; Jäckle und Schärdel 2017, S. 156-158; Pötschke 2014b, S. 1107; Hox et al. 2018, S. 212-218). Hox et al. (2018, S. 33) betonen:

„As usual, it is not precisely known when a sample is large enough to be confident about the precision of the estimates.“

Ausgangspunkt dieser Debatte ist die 30/30-Regel, die auf ein Arbeitspapier von Kreft (1996, zitiert nach Pötschke 2014a, S. 221) zurückgeht. Die 30/30-Regel beschreibt, dass in einem Zwei-Ebenen-Modell mindestens 30 Elemente der zweiten Ebene (z.B. Schulen) und jeweils mindestens 30 Elemente der ersten Ebene (z.B. Schüler) erforderlich sind. Mittlerweile liegen zahlreiche Simulationsstudien vor, die darauf hindeuten, dass die Anzahl an Elementen der zweiten Ebene wichtiger ist als eine große Anzahl an Elementen der ersten Ebene. Gilt das Forschungsinteresse insbesondere Cross-Level-Interaktionen, dann plädieren Hox et al. (2018, S. 216) für eine 50/20-Regel. Es sollten Daten von mindestens 50 Gruppen mit jeweils mindestens 20 Individuen vorliegen. Bei einem Interesse an den Varianzkomponenten wird sogar ein Verhältnis von 100/10 gefordert. Etwas großzügiger sind die Empfehlungen von Snijders (2003, S. 676). Danach sind bei weniger als 20 Einheiten auf der Kontextebene nur eingeschränkte Rückschlüsse möglich und bei weniger als zehn Einheiten seien die Resultate zurückhaltend zu interpretieren.

Bei der Diskussion über die erforderliche Fallzahl ist allerdings auch das konkrete Forschungsinteresse zu berücksichtigen (Hox et al. 2018, S. 216). Bei Schulleistungsstudien ist eine höhere Fallzahl auf der zweiten Ebene (Schulklassen) für die Forscherin relativ unproblematisch. Bei der Analyse des nationalstaatlichen Einflusses auf individuelle Einstellungen und Verhaltensweisen in der Europäischen Union ist der Handlungsspielraum des Forschers relativ begrenzt. Die Zahl der Staaten kann nicht einfach erweitert werden. In der Forschungspraxis finden sich daher auch zahlreiche Beispiele mit weniger als 20 Einheiten (Länder) auf der zweiten Ebene (z.B. Stecker und

Tausendpfund 2016; Peffley und Rohrschneider 2003; Rosar 2003). Die Befunde von Stegmueller (2013) deuten allerdings darauf hin, dass eine zu geringe Anzahl an Einheiten auf der zweiten Ebene (unter 20) zu verzerrten Regressionskoeffizienten führt. Eine jüngere Studie von Elff et al. (2020) relativiert allerdings diese pessimistische Einschätzung.

Mit Blick auf die Fallzahl lassen sich zwei Empfehlungen festhalten. Erstens ist die Fallzahl auf Kontextebene wichtiger als die Fallzahl auf Individualebene. Hox et al. (2018, S. 214) betonen: „For accuracy and high power a large number of groups appears more important than a large number of individuals per group.“ Zweitens werden die Schätzungen einer Mehrebenenanalyse besser, je größer die Fallzahl ist.

2.4 Schätzverfahren

Bei der Mehrebenenanalyse handelt es sich um ein regressionsanalytisches Verfahren. Bickel (2007, S. 8) beschreibt die Mehrebenenanalyse als eine Regressionsanalyse unter besonderen Umständen:

„Consistent with this tradition, multilevel modeling can be usefully viewed as a better way of doing regression analysis under specific circumstances. The circumstances are those in which observations, such as students, are nested or grouped in identifiable contexts, such as classrooms, schools, and districts.“

Bei der Schätzung der Regressionskoeffizienten greifen die Statistikprogramme aber nicht auf das OLS-Prinzip zurück, sondern nutzen das Maximum Likelihood-Verfahren (ausführlich: Gautschi 2010). Dabei handelt es sich um ein iteratives Vorgehen. Die geschätzten Regressionsparameter werden schrittweise so angepasst, dass die empirischen Daten möglichst gut auf Basis der Modellparameter reproduziert werden können (Pötschke 2014a, S. 226). Die Vorteile dieses Schätzverfahrens beschreiben Hox et al. (2018, S. 27) wie folgt:

„An advantage of the maximum likelihood estimation method is that it is generally robust, and produces estimates that are asymptotically (i.e., when the sample size approximates infinity) efficient and consistent. With large samples, ML estimates are usually robust against mild violations of the assumptions, such as having non-normal errors.“

Im Rahmen von Mehrebenenanalysen lassen sich zwei Varianten des Maximum Likelihood-Verfahrens unterscheiden: Full Maximum Likelihood (FML) und Restricted Maximum Likelihood (RML) (Snijders und Bosker 2012, S. 60-62; Pötschke 2014a, S. 226-228; Hox et al. 2018, S. 27-29). Beim Full Maximum Likelihood-Verfahren werden Regressionskoeffizienten und Varianzkomponenten gleichzeitig bei der Schätzung berücksichtigt. Beim Restricted Maximum Likelihood-Verfahren werden im ersten Schritt nur die Varianzkomponenten berücksichtigt und die Regressionskoeffizienten werden in einem zweiten Schritt geschätzt.

Zwei Varianten des Schätzverfahrens

In der Literatur werden Vor- und Nachteile dieser beiden Varianten unterschiedlich bewertet. Einerseits zeigen sich geringere Verzerrungen der Varianzkomponenten, die auf Grundlage des Restricted Maximum Likelihood-Verfahrens geschätzt wurden. Nach Hox et al. (2018, S. 28) bietet

das RML-Verfahren bessere Schätzungen, besonders bei geringer Anzahl an Gruppen (ähnlich auch Pötschke 2006; siehe aber Stegmueller 2013). Andererseits sind Schätzungen mit dem Full Maximum Likelihood-Verfahren leichter zu realisieren und FML bietet Vorteile beim Vergleich von unterschiedlichen Erklärungsmodellen. Für die Praxis gilt, dass die Unterschiede meist vernachlässigbar sind (Pötschke 2014a, S. 227; Hox et al. 2018).

2.5 Analysestrategie

Für die Durchführung einer Mehrebenenanalyse bietet sich ein schrittweises Vorgehen an (Snijders und Bosker 2012, S. 102-108; Pötschke 2014b, S. 1108-1113; Jäckle 2015, S. 147-154; Jäckle und Schärkel 2017, S. 159-163; Hox et al. 2018, S. 42-46). Vier Schritte bzw. Modelle werden unterschieden, die in der Regel aufeinander aufbauend entwickelt werden: Nullmodell, Individualmodell, Individual- und Kontextmodell sowie Cross-Level-Interaktionen.

Nullmodell Das sogenannte Nullmodell – in der Literatur auch als Random Intercept Modell (Snijders und Bosker 2012), Intercept-Only Modell (Hox et al. 2018, S. 56), „Empty Model“ (Pötschke 2006) oder „leeres Modell“ (Hinz 2009) bezeichnet – bildet den Startpunkt einer Mehrebenenanalyse. Das Nullmodell stellt die Varianz der abhängigen Variable ohne Berücksichtigung erklärender Variablen dar. Es enthält folglich nur die Regressionskonstante und die Varianzkomponenten für die Regressionskonstante, jedoch keine unabhängige Variablen. Das Nullmodell dient als Referenzmodell für die weiteren Modelle und erfüllt zwei wichtige Funktionen.

Erstens zerlegt das Nullmodell die Varianz der abhängigen Variable auf die Individual- und die Kontextebene. Es kann untersucht werden, welcher Anteil der Streuung der abhängigen Variable auf Individualmerkmale und welcher Anteil der Streuung auf Kontextmerkmale, also Kontexteinheiten wie Länder oder Gemeinden, zurückgeführt werden kann. Auf dieser Grundlage wird die sogenannte Intraklassenkorrelation (ICC) berechnet. Die Intraklassenkorrelation gibt den Anteil der Varianz der abhängigen Variable an, der auf die Kontextebene entfällt. Die Intraklassenkorrelation wird wie folgt berechnet:

$$\text{Intraklassenkorrelation} = \frac{\text{Varianz}_{\text{Kontextebene}}}{\text{Varianz}_{\text{Individualebene}} + \text{Varianz}_{\text{Kontextebene}}}$$

Der Wert der Intraklassenkorrelation liegt zwischen 0 und 1. Ein Wert von 0 deutet darauf hin, dass die Varianz der abhängigen Variable ausschließlich auf Individualmerkmale zurückzuführen ist. Bei einem Wert von 1 ist die Varianz der abhängigen Variable ausschließlich durch Kontextmerkmale verursacht (für eine Illustration siehe Wenzelburger et al. 2014, S. 96).

Die ICC gibt einen wichtigen Hinweis, ob die Durchführung einer Mehrebenenanalyse inhaltlich sinnvoll ist. Je größer die ICC, desto wichtiger ist die Berücksichtigung von Kontextmerkmalen. In der Literatur finden sich allerdings unterschiedliche Empfehlungen für eine Mindesthöhe der Intraklassenkorrelation (Jäckle und Schärkel 2017, S. 154), die von der konkreten Forschungsfrage und auch von der Gruppengröße abhängig ist. Als „Richtwerte“ für die Intraklassenkorrelation werden Werte von 0,05 bis 0,3 angegeben. Der Wert von 0,05 sollte allerdings nicht als verbindliche Untergrenze interpretiert werden. In einem Arbeitspapier betonen Braun et al. (2010, S. 24):

„Eine Konvention für einen Schwellenwert der Intraklassenkorrelation, ab dem eine Mehrebenenmodellierung angebracht ist, gibt es jedoch nicht. Vielmehr variiert der ‚kritische Wert‘ nach Fachgebiet und Fragestellung. Bei Analysen, die auf Umfragedaten basieren, fällt die Intraklassenkorrelation in der Regel deutlich geringer aus.“

Entscheidend für die Durchführung einer Mehrebenenanalyse sollten primär theoretische Argumente sein. Wenn es plausible Argumente für eine Relevanz des Kontexts auf individuelle Einstellungen und Verhaltensweisen gibt, dann kann (und sollte) eine Mehrebenenanalyse auch bei einer geringeren ICC geschätzt werden.

Zweitens können auf Grundlage des Nullmodells verschiedene Gütemaße berechnet werden (siehe Abschnitt 2.6). Diese stellen einen Referenzwert für die nachfolgenden Modelle dar. Mit anderen Worten: Es wird geprüft, ob die nachfolgenden Modelle (mit erklärenden Variablen) eine bessere Erklärung der abhängigen Variablen ermöglichen als das Nullmodell ohne erklärende Variablen.

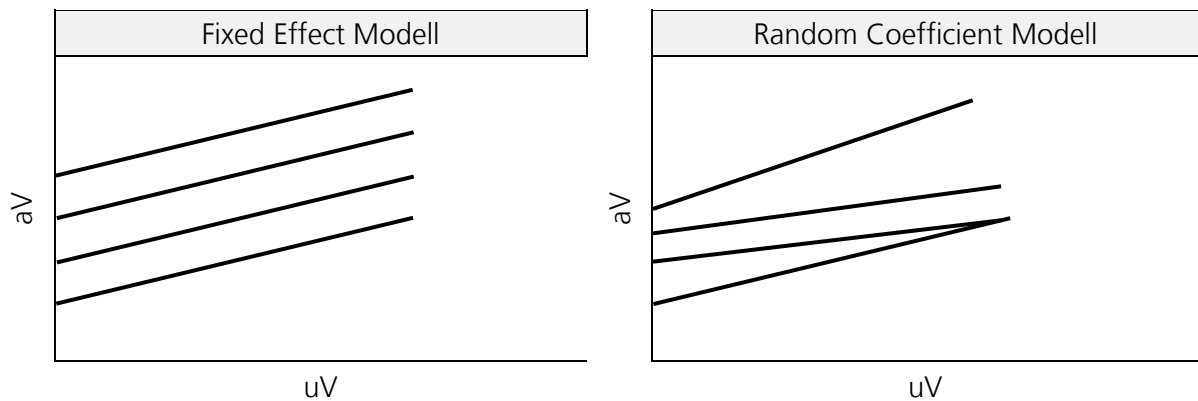
Nach dem Nullmodell wird zunächst ein Modell mit Individualmerkmalen geschätzt. Die diskutierten Individualmerkmale, die einen (theoretisch begründeten) Einfluss auf die abhängige Variable haben sollten, werden in das Regressionsmodell integriert. Die Vorgehensweise und auch die Interpretation der Regressionskoeffizienten sind dabei mit der linearen Regression vergleichbar. Der (unstandardisierte) Regressionskoeffizient zeigt die Veränderung der aV an, wenn sich die unabhängige Variable um eine Einheit verändert.

Individualmodell

Bei der Schätzung des Individualmodells lassen sich zwei Varianten unterscheiden: Das Fixed Effect Modell und das Random Coefficient Modell (Snijders und Bosker 2012, S. 44-54; Pötschke 2014b, S. 1109-1111; Wenzelburger et al. 2014, S. 106-110; Hox et al. 2018, S. 45). Beim Fixed Effect Modell wird unterstellt, dass die Wirkung einer unabhängigen Variable in allen Gruppen (Level-2-Einheiten) bzw. Kontexten gleich ist. Das Modell unterstellt damit, dass zwar der Achsenabschnitt (intercept) zwischen den Gruppen variiert, der Effekt der unabhängigen Variablen in den Gruppen aber gleich ist. Beim Random Coefficient Modell wird die Annahme der gleichen Wirkung einer unabhängigen Variable in den einzelnen Gruppen aufgegeben. Es wird modelliert, dass sich nicht nur der Achsenabschnitt, sondern auch einzelne Regressionskoeffizienten zwischen den Gruppen unterscheiden können. Technisch wird der Regressionskoeffizient um eine Varianzkomponente ergänzt, die die Streuung des Effekts zwischen den verschiedenen Gruppen beschreibt. Bei einer geringen Streuung sind die Effekte in den Gruppen sehr ähnlich, bei einer großen Streuung sind die Effekte unterschiedlicher (Pötschke 2014b, S. 1109-1111; Wenzelburger et al. 2014, S. 106-110).

Ein Beispiel: Die Zustimmung der Bevölkerung zur weiteren Europäischen Einigung unterscheidet sich zwischen den EU-Staaten (siehe Abbildung 2). In Deutschland fällt die Zustimmung beispielsweise höher aus als in Großbritannien. Dieser Unterschied wird bereits durch das Random Intercept Modell (Nullmodell) modelliert. Beim Fixed Effect Modell wird angenommen, dass der Effekt des Individualmerkmals „Bildung“ in Deutschland und Großbritannien gleich ausfällt. Beim Random Coefficient Modell wird unterstellt, dass sich der Effekt der Bildung auf die abhängige Variable zwischen Deutschland und Großbritannien unterscheidet.

Abbildung 2: Fixed Effect Modell und Random Coefficient Modell im Vergleich



Quelle: Eigene Darstellung.

Die Entscheidung für ein Fixed Effect Modell oder ein Random Coefficient Modell (random slopes) wird auf Grundlage eines Modellvergleichs getroffen. Bietet die Modellierung mit Random Coefficient eine bessere Modellgüte, dann wird die Annahme der gleichen Wirkung einer unabhängigen Variable in den Gruppen aufgegeben. Aus Gründen der Übersicht und zur Vermeidung von Schätzproblemen sollten random slopes sparsam modelliert werden. Für die empfohlene Reihenfolge der Modellierung von random slopes finden sich in der Literatur unterschiedliche Vorschläge: Hox et al. (2018, S. 45) empfehlen die Modellierung erst nach Berücksichtigung der Kontextmerkmale, bei Wenzelburger et al. (2014, S. 106-110) werden diese bereits vor der Aufnahme der Kontextmerkmale berücksichtigt.

Individual- und Kontextmodell

Im nächsten Schritt wird das Individualmodell um die theoretisch relevanten Kontextmerkmale erweitert. Dabei wird modelliert, dass unmittelbar vom Kontext ein Effekt auf die abhängige Variable ausgeht. Mit Blick auf das obige Beispiel: Die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung ist beispielsweise nicht nur von Individualmerkmalen abhängig, sondern auch von der wirtschaftlichen Lage eines Landes. Ein anderes Beispiel: Die Leistung eines Studierenden ist nicht nur von individuellen Merkmalen (z.B. individuelle Vorbereitung), sondern auch von der Prüfungssituation (z.B. Lautstärke in einem Raum) abhängig. Die Mehrebenenanalyse bietet – im Vergleich zur linearen oder logistischen Regression – die Möglichkeit, die Effekte des Kontexts systematisch in der Analyse aufzunehmen.

Technisch werden Kontextmerkmale wie Individualmerkmale in das Regressionsmodell aufgenommen. Dabei unterscheidet sich das Kontextmerkmal natürlich nicht zwischen Individuen innerhalb einer Gruppe, sondern nur zwischen Individuen von unterschiedlichen Gruppen. Schließlich ist das Kontextmerkmal (z.B. wirtschaftliche Lage oder Lautstärke) innerhalb der Gruppen jeweils gleich, unterscheidet sich aber zwischen den Gruppen. Auch die Interpretation ist mit Individualmerkmalen vergleichbar. Ändert sich die entsprechende uV auf der Kontextebene um eine Einheit, dann zeigt der Regressionskoeffizient die Veränderung der aV an.

Cross-Level-Interaktionen

Beim Individual- und Kontextmodell werden Effekte der Individual- und der Kontextebene auf die abhängige Variable separat geschätzt. Denkbar ist allerdings, dass der Effekt eines Individualmerkmals vom Kontext abhängig ist. Eine solche Wechselwirkung (Interaktion) wird bei Mehrebenenanalysen als Cross-Level-Interaktion bezeichnet. Die

Interaktionsterme werden, wie bei konventionellen Regressionsanalysen, durch Multiplikation gebildet.

Für die Interpretation von Cross-Level-Effekten wird – neben der Darstellung der Regressionskoeffizienten – auch eine grafische Darstellung empfohlen (Brambor et al. 2006; Bauer 2015). Häufig werden die marginalen Effekte präsentiert, also der Effekt einer unabhängigen Variable auf die abhängige Variable, wenn sich die unabhängige Variable um eine Einheit verändert und alle anderen unabhängigen Variablen konstant gehalten werden.

2.6 Gütemaße

Für die Bewertung eines Mehrebenenmodells werden in der Literatur verschiedene Maßzahlen diskutiert. Pötschke (2014a, S. 230) und Wenzelburger et al. (2014, S. 113-117) unterscheiden zwischen Maßen der Modellanpassung (Fitmaße) und Maßen für die Erklärungskraft.

Bei den Maßen für die Modellanpassung werden Devianz, AIC und BIC unterschieden. Bei der Schätzung einer Mehrebenenanalyse greifen die Statistikprogramme auf das Maximum-Likelihood-Verfahren zurück. Dabei wird der Wert der maximierten Log-Likelihood (LL) ermittelt, der stets zwischen $-\infty$ und 0 liegt. Die Multiplikation des maximierten Log-Likelihood-Werts mit -2 ist die Devianz. Durch die Multiplikation mit -2 erhält man einen positiven Wert. Je näher dieser Wert bei 0 liegt, desto besser passt das Modell zu den Daten. Allerdings ist der absolute Wert der Devianz von der Fallzahl abhängig und kann nicht direkt interpretiert werden. Die Devianz kann allerdings genutzt werden, um Modelle miteinander zu vergleichen. In der Regel wird die Devianz des Modells mit Individual- und Kontextmerkmalen mit der Devianz des Nullmodells verglichen. Eine geringere Devianz des Modells mit Individual- und Kontextmerkmalen deutet auf ein besseres Modell hin.

Maße der Modellanpassung

Bei steigender Variablenzahl sinkt allerdings auch die Devianz (zum Vergleich: bei der linearen Regression steigt das R^2 mit der Anzahl an unabhängigen Variablen). Eine Alternative zur Devianz stellen das Akaikes Informationskriterium (AIC) und das Bayesian Informationskriterium (BIC) dar, die jeweils die Aufnahme weiterer unabhängiger Variablen berücksichtigen. Zwar können auch hier die absoluten AIC- und BIC-Werte nicht interpretiert werden, aber die Differenz der Werte zweier Modelle. Dabei werden – wie bei der Devianz – die AIC- und BIC-Werte des Modells mit Individual- und Kontextmerkmalen mit den AIC- und BIC-Werten des Nullmodells verglichen. Geringere Werte deuten dabei auf eine bessere Modellanpassung hin (Wenzelburger et al. 2014, S. 115; Pötschke 2014a, S. 231-232).

In der linearen Regression gibt es mit dem (korrigiertem) R^2 eine leicht verständliche Zahl, die häufig herangezogen wird, um die Modellgüte zu bewerten. In der Mehrebenenanalyse gibt es eine solche Maßzahl nicht. Snijders und Bosker (2012, S. 109) betonen:

Maße der Erklärungskraft

„For the hierarchical linear model, however, the concept of ‘explained proportion of variance’ is somewhat problematic.“

Mit dem Maddala- R^2 (Maddala 1986), dem McFadden-Pseudo- R^2 (McFadden 1979), dem R^2 nach Raudenbush und Bryk (2002) sowie dem R^2 nach Snijders und Bosker (1994) lassen sich vier verschiedene Maßzahlen unterscheiden (für eine Übersicht siehe Langer 2010, S. 755-757).

Das Maddala- R^2 und das McFadden-Pseudo- R^2 werden herangezogen, um die Güte des Gesamtmodells zu bewerten. Beide Maße setzen allerdings eine Full Maximum Likelihood Schätzung der Regressionsparameter voraus (Wenzelburger et al. 2014, S. 116-117; Pötschke 2014a, S. 231). Beim R^2 nach Raudenbush und Bryk sowie beim R^2 nach Snijders und Boskers handelt es sich um ebenenspezifische R^2 -Erklärungsmaße. Es werden R^2 -Werte für die Mikro- und die Kontextebene berechnet (Braun et al. 2010; Snijders und Bosker 2012, S. 109-118; Hox et al. 2018, S. 57-64).


2.7 Software

In den vergangenen Jahren hat sich die Durchführung von Mehrebenenanalysen immer weiter verbreitet (Dedrick et al. 2009; Langer 2009, S. 300; Jäckle und Schärudel 2017, S. 147-149). Zu dieser Entwicklung hat zweifellos der technische Fortschritt beigetragen. Immer leistungsfähigere Computer erlauben die Berechnung von (immer) komplexeren Modellen. Neben spezialisierten Programmen wie HLM oder MLwiN sind entsprechende Rechenverfahren auch in die großen Statistikprogramme wie SPSS, Stata oder R implementiert (für einen Überblick siehe Snijders und Bosker 2012, S. 323-331; Jäckle und Schärudel 2017, S. 170-171). Eine Einführung in die unterschiedlichen Programme kann dieser Beitrag nicht leisten. Deshalb sei an dieser Stelle auf die weiterführende Literatur verwiesen.

Bei SPSS können einfache Mehrebenenanalysen mit dem Befehl VARCOMP geschätzt werden (Snijders und Bosker 2012, S. 329). Für weiterführende Analysen bietet sich der Befehl MIXED an. Eine erste Übersicht dieser Befehle bietet die Befehlssyntaxreferenz in SPSS (Command Syntax Reference). Eine Einführung in die Mehrebenenanalyse mit SPSS bieten Heck et al. (2014).

Das Arbeitspapier von Braun et al. (2010) bietet einen ersten Einstieg in die lineare Mehrebenenanalyse mit dem Statistikprogramm Stata. Allerdings nutzen die Autoren den Befehl xtmixed, der seit der Stata-Version 13 durch den Befehl mixed abgelöst wurde. Der Befehl xtmixed kann zwar auch mit neueren Stata-Versionen genutzt werden, aber er ist kein offizieller Bestandteil von Stata mehr und wird nicht mehr weiterentwickelt. Sehr umfassende Darstellungen zur Mehrebenenanalyse mit Stata bieten die Veröffentlichungen von Rabe-Hesketh und Skrondal (2012a, b), für einen ersten Einstieg sind die Darstellungen bei Acock (2018) sowie Mehmetoglu und Jakobsen (2017) ausreichend.

Für die freie Software R haben Finch et al. (2014) eine Einführung in die Mehrebenenanalyse vorgelegt. Mehrebenenmodelle können mit R unter anderem mit dem Programmpaket lme4 geschätzt werden (Bates et al. 2015).

 Bei der Mehrebenenanalyse handelt es sich um ein fortgeschrittenes Analyseverfahren. Für zahlreiche Schätzprobleme liegen mittlerweile Lösungen vor, sodass einfache Modelle mit allen Statistikprogrammen meist problemlos geschätzt werden können. Je komplexer das Modell ist, desto

höhere Rechenkapazitäten sind allerdings erforderlich. Bei der Schätzung der Regressionskoeffizienten greifen die Statistikprogramme auf das Maximum Likelihood-Verfahren zurück (siehe Abschnitt 2.4). Dabei handelt es sich um ein iteratives Vorgehen. Es werden schrittweise Schätzwerte ermittelt und dieses Vorgehen wird abgebrochen, wenn die Schätzung der Regressionskoeffizienten nicht mehr verbessert werden kann (Behnke 2015, S. 37-65; Urban und Mayerl 2018, S. 381-387). Je komplexer das Modell ist, desto mehr Schätzungen bzw. Iterationen sind erforderlich. Eine hohe Zahl an Iterationen deutet allerdings darauf hin, dass die Schätzung des Modells schwierig ist. Möglich ist auch, dass ein Modell nicht konvergiert. Dann können keine Regressionskoeffizienten geschätzt werden.

3 Beispiel: Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung

In diesem Abschnitt werden Logik und Vorgehensweise bei einer (linearen) Mehrebenenanalyse an einem Beispiel illustriert. Dabei werden die Bestimmungsfaktoren der Zustimmung der Bürgerinnen und Bürger zur weiteren Europäischen Einigung untersucht. Der folgende Abschnitt gibt zunächst einen knappen Überblick über den Forschungsstand, ehe die Datengrundlage und die Operationalisierung vorgestellt werden. In Abschnitt 3.3 wird schrittweise ein Mehrebenenmodell entwickelt, um die formulierten Hypothesen empirisch zu prüfen. Für die Schätzung der Regressionskoeffizienten wird auf das Statistikprogramm Stata (Version 15.1) zurückgegriffen. In einem Fazit werden die empirischen Ergebnisse knapp zusammengefasst.

3.1 Forschungsstand und Hypothesen

Die Transformation der Europäischen Union (EU) von einem ökonomischen Zweckverband zu einem politischen System mit demokratischem Legitimitätsanspruch (Kaina 2009, S. 31-32) hat die sozialwissenschaftliche Forschung zu den Einstellungen zur EU erheblich belebt (Hooghe und Marks 2005). Mittlerweile liegen umfangreiche Forschungsergebnisse zu den Bestimmungsfaktoren der Zustimmung zur Staatengemeinschaft vor (für allgemeine Übersichten siehe z.B. Trüding 2008; McLaren 2010; Tiemann et al. 2011; Tausendpfund 2013). Im Rahmen dieser exemplarischen Analyse werden aus Gründen der Übersicht nur ausgewählte Bestimmungsfaktoren betrachtet. Diese können der Individual- oder der Kontextebene zugeordnet werden. Auf der Individualenebene werden die Einflüsse für sechs Bestimmungsfaktoren betrachtet: Bildung, politisches Interesse, Schicht, Haltung zur Einwanderungspolitik sowie die demografischen Merkmale Geschlecht und Alter. Auf der Kontextebene wird das wirtschaftliche Umfeld berücksichtigt.

Bildung stellt eine zentrale individuelle Ressource dar. Eine höhere Bildung bedeutet „höhere individuelle Fähigkeiten der Informationsverarbeitung, im Umgang mit Problemstellungen bzw. stärkere Handlungskompetenzen“ (Hadjar und Becker 2006, S. 14) und damit „verbesserte Teilhabe- und Gestaltungsmöglichkeiten in vielen Bereichen des privaten und öffentlichen Lebens“ (Baumert 1991, S. 347). Mit dem Qualifikationsniveau verbessern sich auch die Chancen auf dem Arbeitsmarkt und die Wahrscheinlichkeit auf ein Einkommen, das einen hohen Lebensstandard ermöglicht. Deshalb ist Bildung auch mit einem Leben in Freiheit und Selbstbestimmung verbunden (Geißler 2014, S. 345). Für einen Zusammenhang zwischen Bildung und Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung lassen sich zwei Argumente unterscheiden.

Hypothesen der Individualenebene

Zum einen argumentieren Gabel und Palmer (1995) und Gabel (1998) auf Basis eines Kosten-Nutzen-Modells, dass Personen mit höherer Bildung stärker von der Europäischen Einigung profitieren als Personen mit geringerer Bildung. Bei dieser Argumentation spielt der europäische Binnenmarkt eine zentrale Rolle, der die Freiheit des Personen-, Waren-, Dienstleistungs- sowie Kapitalverkehrs in den Staaten der EU gewährleistet. Von den neuen beruflichen Möglichkeiten profitieren eher Personen mit höherer Bildung, da diese eher über die erforderlichen Qualifikationen verfügen (z.B. Sprachkenntnisse), die eine Arbeitsaufnahme im europäischen Ausland erleichtern. Zum anderen ist Bildung aber auch ein zentraler Indikator für allgemeine kognitive Fähigkeiten, der die Auseinandersetzung mit dem politischen System fördert. Personen mit höheren kognitiven Fähigkeiten sind mit höheren Kompetenzen zur Wahrnehmung, Verarbeitung und Reflexion von Informationen aus der politischen Sphäre ausgestattet (Hadjar und Becker 2006), die eine Auseinandersetzung mit politischen Themen erleichtern, eine bessere Reflexion der politischen Einstellungen ermöglichen und ein tieferes Verständnis der politischen Prozesse erlauben (Armingeon 2007). Eine höhere Bildung fördert die Auseinandersetzung mit der EU und kann sich dadurch positiv auf die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung auswirken. Auf Grundlage beider Argumentationsstränge wird ein positiver Zusammenhang zwischen Bildung und Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung postuliert.

H 1: Je höher die Bildung ist, desto größer ist die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung.

Bürger mit einem höheren politischen Interesse sind in der Regel besser informiert und eher in der Lage, politische Zusammenhänge zu verstehen und politische Entscheidungen angemessener zu beurteilen (van Deth 1990). Für das Verständnis der europäischen Politik ist das politische Interesse an europäischen Fragen vermutlich besonders relevant. Zum einen handelt es sich um ein besonders komplexes politisches System, mit dem die Bürger im Alltag nur selten konfrontiert sind. Ohne ein Interesse an europäischen Fragen können Entscheidungsprozesse schwierig nachvollzogen, Verantwortlichkeiten nicht zugeordnet und Konsequenzen nicht beurteilt werden. Zum anderen werden durch den europäischen Integrationsprozess immer mehr politische Entscheidungen auf europäischer Ebene getroffen. Das Interesse an der europäischen Politik kann die Auseinandersetzung mit der europäischen Ebene begünstigen, die Vertrautheit mit diesem politischen System fördern und Bedrohungsgefühle verringern. Folgende Hypothese wird formuliert:

H 2: Je höher das politische Interesse ist, desto größer ist die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung.

Schichten sind soziale Kategorisierungen von Menschen, die sich durch eine gleiche oder ähnliche sozioökonomische Lage auszeichnen (Pollak 2016). Die Mitglieder einer Schicht leben unter ähnlichen Bedingungen und sind daher mit vergleichbaren Problemen und Herausforderungen konfrontiert. Die relativ homogenen Lebensverhältnisse bedingen ähnliche Bedürfnisse und Interessen und es bilden sich schichttypische Einstellungen heraus (Geißler 2014, S. 94). Für einen möglichen Zusammenhang zwischen der subjektiven Schichtzugehörigkeit und der Zustimmung zur Europäischen Einigung sprechen zwei Argumente. Erstens argumentieren Gabel und Palmer (1995) auf Basis von Kosten-Nutzen-Erwägungen, dass Personen aus höheren Schichten eher durch die EU profitieren und diese deshalb auch eher unterstützen. Zudem verschärft sich durch den europäi-

schen Binnenmarkt die Situation auf dem heimischen Arbeitsmarkt für Arbeitnehmer aus den unteren Schichten. Zweitens impliziert die Europäische Einigung eine Verlagerung der nationalstaatlichen Politik auf die europäische Ebene. Dadurch entfernt sich die Politik immer weiter von den Personen. Dies könnte sich insbesondere auf das Politikverständnis der Menschen aus den unteren Schichten ungünstig auswirken, was zu einer geringen Zustimmung zur Europäischen Einigung führen könnte.

H 3: Je höher die soziale Schicht ist, desto größer ist die Zustimmung zur Europäischen Einigung.

Jederzeit ohne Grenzkontrolle ins benachbarte Ausland reisen, ein Auslandssemester in Großbritannien verbringen oder einen Arbeitsplatz jenseits der nationalstaatlichen Grenzen suchen – das sind spürbare Veränderungen der Europäischen Integration. Der Europäische Integrationsprozess bringt damit Menschen aus verschiedenen Ländern, Regionen und Kulturen zusammen. Mit der Erweiterung der Europäischen Union (EU), insbesondere der Ausweitung der Freizügigkeit für Personen, Kapital, Waren und Dienstleistungen, kam es in den vergangenen Jahren zu stärkeren Migrationsbewegungen innerhalb der EU. Da diese Migrationsbewegungen unmittelbar eine Folge des europäischen Integrationsprozesses sind, ist es denkbar, dass negative Einstellungen gegenüber Immigration auch eine negative Haltung gegenüber der weiteren Europäischen Integration begünstigen. Forschungsergebnisse deuten darauf hin, dass eine positive Haltung zu Immigranten mit einer größeren Zustimmung zur Staatengemeinschaft verknüpft ist (McLaren 2002, 2003; De Vreese und Boomgaarden 2005; Braun und Tausendpfund 2013). Vor dem Hintergrund dieser Forschungsergebnisse ist ein Zusammenhang zwischen der Haltung zur Einwanderungspolitik und der Zustimmung zur Europäischen Einigung plausibel. Personen, die sich gegen eine restriktive Einwanderungspolitik aussprechen, sollten eine Europäische Einigung eher begrüßen.

H 4: Je stärker die Ablehnung gegen eine restriktive Einwanderungspolitik ist, desto größer ist die Zustimmung zur Europäischen Einigung.

Empirische Studien deuten darauf hin, dass Frauen eine kritischere Haltung zur EU haben als Männer (Knigge-McKenna und Niedermayer 1990; Liebert 1998; Nelsen und Guth 2000). Als Erklärung für diese geschlechtsspezifischen Unterschiede lassen sich zwei Ansätze unterscheiden: Zum einen werden die Unterschiede auf strukturelle Disparitäten zwischen Männern und Frauen zurückgeführt. Da eine höhere Bildung, ein höheres Einkommen und eine höhere gesellschaftliche Position eine proeuropäische Haltung begünstigen sollten, Frauen aber durchschnittlich ein geringeres Bildungsniveau haben, weniger verdienen und eine niedrigere gesellschaftliche Position innehaben, sind die geschlechtsspezifischen Unterschiede in der Bewertung der Staatengemeinschaft eine Folge des unterschiedlichen Bildungsniveaus, der Einkommensverteilung und der gesellschaftlichen Stellung. Als weitere Erklärung für die geschlechtsspezifischen Muster werden in der Literatur auch unterschiedliche Sozialisationserfahrungen angeführt. Danach werden Mädchen und Jungen in der primären Sozialisation unterschiedliche Geschlechtsrollenorientierungen vermittelt, die sich negativ auf die politische Kompetenz des weiblichen Geschlechts auswirken (Orum et al. 1974). Dadurch entwickeln Frauen eine skeptische Einschätzung gegenüber der EU. Folgende Hypothese wird formuliert:

H 5: Männer zeigen eine größere Zustimmung zur weiteren europäischen Integration als Frauen.

Neben dem Geschlecht stellt auch das Alter ein klassisches demografisches Merkmal dar. Dabei finden sich in der Literatur Argumente für einen negativen Zusammenhang zwischen Alter und der Zustimmung zur (weiteren) Europäischen Integration. Jüngere Menschen sind mental flexibler (Genna 2009, S. 223), kosmopolitischer (Carey 2002, S. 396) und profitieren auch stärker durch die Europäische Union als ältere Bürgerinnen und Bürger (Down und Wilson 2013), weshalb mit steigendem Lebensalter die Zustimmung zur Staatengemeinschaft sinken sollte.²

H 6: Je älter eine Person ist, desto geringer ist die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung.

Hypothesen auf Kontextebene

Das wirtschaftliche Umfeld, in dem die Menschen leben, unterscheidet sich erheblich zwischen den EU-Staaten. Im Jahr 2013 lag das Bruttonettoprodukt je Einwohner zwischen 5800 Euro (Bulgarien) und 85.300 Euro (Luxemburg). Zwar gilt eine positive Wirtschaftslage als wichtiger Bestimmungsfaktor für die politische Unterstützung (Braun und Tausendpfund 2014; Quaranta und Martini 2016; Lange 2018), aber im Fokus dieses Beitrags steht nicht die aktuelle politische Unterstützung der EU, sondern die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung. Dabei lässt sich argumentieren, dass durch Finanzzuweisungen aus den EU-Strukturfonds ökonomisch schwächere Staaten mehr (direkte) Vorteile durch die EU haben als wirtschaftlich starke Staaten. Insbesondere Bürgerinnen und Bürger, die in einem schwachen wirtschaftlichen Umfeld leben, könnten sich daher eher für eine weitere Europäische Integration aussprechen, da damit positive Erwartungen für ein besseres Leben verbunden sind. Im Gegenzug lehnen gerade Menschen in wirtschaftsstarken Staaten eine weitere Europäische Einigung ab, da sie dadurch keine unmittelbaren (wirtschaftlichen) Vorteile haben. Folgende Kontexthypothese wird formuliert:

H 7: Je positiver die nationale Wirtschaftslage ist, desto geringer ist die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung.

Cross-Level- Interaktion

Die Mehrebenenanalyse bietet nicht nur die Möglichkeit, direkte Effekte, beispielsweise den Effekt des politischen Interesses oder den Effekt der Wirtschaftslage auf die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung, zu untersuchen, sondern

² Diese Argumentation postuliert implizit einen sogenannten Lebenszykluseffekt. Bei Lebenszykluseffekten verändern sich die politischen Orientierungen im Verlauf des Lebensalters. Lebenszykluseffekte sind von sogenannten Kohorteneffekten zu unterscheiden. Bei Kohorteneffekten geht man davon aus, dass „die jetzt älteren Menschen in ihrer Kindheit und Jugend anders sozialisiert wurden und sich diese Sozialisationserfahrung bis ins hohe Alter erhalten haben“ (Rattinger 2009, S. 139). Insbesondere mit Blick auf die Haltung zur Europäischen Union finden sich in der Literatur auch Argumente für einen solchen Kohorteneffekt. Personen, die vor 1945 aufgewachsen sind, haben die Auswirkungen von Nationalsozialismus, Krieg und Zerstörung am eigenen Leib erfahren. Dagegen sind die Geburtskohorten nach 1945 in einem Umfeld groß geworden, in dem es keine gewaltsamen Feindseligkeiten mehr gab, die europäischen Völker immer enger zusammenfanden und die grundlegenden Bedürfnisse gesichert waren (Down und Wilson 2013, 2017; siehe auch Tausendpfund 2013, S. 99-113).

auch Wechselbeziehungen zwischen Merkmalen verschiedener Ebenen. Bei einer Cross-Level-Interaktion wird modelliert, ob der Effekt eines Individualmerkmals auf die abhängige Variable von einem Kontextmerkmal abhängt. Für diese exemplarische Untersuchung werden zwei Cross-Level-Interaktionen formuliert.

Bei den Individualhypothesen wurde ein positiver Zusammenhang zwischen der individuellen Schichtzugehörigkeit und der Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung postuliert, da Personen in höheren Schichten eher durch die Europäische Integration profitieren. Allerdings könnte dieser Zusammenhang auch davon abhängig sein, in welchem Umfeld eine Person lebt. So spielt es möglicherweise eine Rolle, ob eine Person in einem wirtschaftsschwachen oder einem wirtschaftsstarken Umfeld lebt. In einem wirtschaftsschwachen Umfeld könnte die subjektive Schichtzugehörigkeit einen stärkeren Effekt auf die Haltung zur weiteren Integration ausüben als in einem wirtschaftsstarken Umfeld. Mit anderen Worten: Der Effekt der Schichtzugehörigkeit auf die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung hängt vom Umfeld ab, in dem ein Mensch lebt. Eine mögliche Erklärung für einen solchen Befund bietet das Konzept „Relative Deprivation“. Damit wird die subjektive Wahrnehmung bezeichnet, gegenüber einer Vergleichsgruppe benachteiligt zu sein. Eine solche Wahrnehmung basiert dabei nicht auf einer objektiven Mangellage, sondern aus einem Vergleich mit einem bestimmten Standard (Esser 2001, S. 436-437).

H 8: Der Effekt der Schichtzugehörigkeit auf die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung variiert in Abhängigkeit vom wirtschaftlichen Umfeld.

Angesichts der Arbeitnehmerfreizügigkeit im Rahmen des Europäischen Binnenmarkts müssen wirtschaftsstarke Mitgliedsländer der Europäischen Union im Falle einer fortschreitenden Erweiterung der Staatengemeinschaft mit stärkerer Zuwanderung durch Arbeitnehmer aus wirtschaftlich schwächeren Nationen rechnen als Mitgliedsländer mit geringerer Wirtschaftskraft. Aus vergleichbaren Erwägungen wurde beispielsweise die Freizügigkeit von Bürgern der 2004 (mit Ausnahme von Malta und Zypern) bzw. der 2007 beigetretenen Staaten beschränkt. In wirtschaftlich stärkeren Staaten könnten daher die Einstellungsobjekte „Europäische Union“ und „Einwanderung“ stärker verknüpft sein. Denkbar wäre, dass der Effekt der Haltung zur Immigrationspolitik auf die weitere Zustimmung zur Europäischen Integration in wirtschaftsstarken Ländern stärker ausgeprägt ist als in wirtschaftsschwachen Ländern.

H 9: Der Effekt der Haltung zur Immigrationspolitik auf die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung variiert in Abhängigkeit vom wirtschaftlichen Umfeld.

3.2 Daten und Operationalisierung

Für die empirischen Analysen werden die Daten der European Parliament Election Study 2014 (EES) genutzt. Bei der CAPI-Erhebung wurden vom 30. Mai bis 27. Juni 2014 insgesamt 30.064 wahlberechtigte Personen ab 18 Jahren (Österreich: ab 16 Jahren) in allen EU-Mitgliedsstaaten befragt (Schmitt et al. 2015). In jedem Mitgliedsland wurden etwa 1100 Interviews realisiert. Ausnahmen sind Malta und Luxemburg (jeweils 500) sowie Deutschland (1600). Der Datensatz steht

bei GESIS zur Verfügung (doi: 10.4232/1.12628). Mit 28 Ländern und durchschnittlich 911 Personen je Land liegen auf beiden Ebenen ausreichend Fälle vor, um eine lineare Mehrebenenanalyse schätzen zu können.

Abhängige Variable

Zur Erfassung der Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung wird auf eine Frage zurückgegriffen, die seit einigen Jahren zu den Standardinstrumenten der Analyse der Einstellungen zur EU zählt. Der Indikator ist prospektiv angelegt und fragt nach der Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung. Auf einer 11-Punkt-Skala können die Befragten angeben, ob sie eine weitere Integration ablehnen oder begrüßen. Höhere Zahlen auf der Skala werden dabei als größere Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung interpretiert. Folgende Frage wird gestellt:

„Einige sagen, dass die europäische Einigung weiter vorangetrieben werden sollte. Andere sagen, dass sie schon zu weit gegangen ist. Was ist Ihre Meinung? Bitte geben Sie Ihre Ansicht auf einer Skala von 0 bis 10 an. 0 bedeutet dabei „die europäische Einigung ist schon zu weit gegangen“ und 10 „die europäische Einigung sollte weiter vorangetrieben werden“. Welche Zahl von 0 bis 10 gibt am besten Ihre Meinung wieder?“

Die Fragestellung ist aus zwei Gründen problematisch: Zum einen wird der Mehrdimensionalität der politischen Unterstützung der EU nicht Rechnung getragen (Boomgaarden et al. 2011; Tausendpfund 2013). Zum anderen ist nicht klar spezifiziert, ob sich die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung auf eine Vertiefung der Europäischen Einigung oder auf eine Vergrößerung der Staatengemeinschaft bezieht (Karp und Bowler 2006). Beide Kritikpunkte sind berechtigt, werden aber im Rahmen dieser exemplarischen Analyse nicht weiter berücksichtigt.

Von 30.064 Befragten konnten 2481 Personen die Frage nicht beantworten („weiß nicht“). Weitere 221 Personen haben die Angabe verweigert. Insgesamt liegen von 27.362 Befragten inhaltlich verwertbare Angaben vor (MW=4,6; SD=3,1).

Unabhängige Variablen

Auf der Individualebene werden sechs Hypothesen überprüft. Zur Erfassung des Bildungsniveaus (H 1) wurden die Personen gefragt, wie alt sie waren, als sie ihre Schul- bzw. Universitätsbildung beendet haben. Dabei werden im Datensatz drei Gruppen unterschieden: bis 15 Jahre, 16 bis 19 Jahre sowie 20 Jahre und älter. Die Bildungsgruppe „gering“ umfasst alle Personen, die bis 15 Jahre die Schulbildung beendet hatten. Außerdem werden Personen, die die Frage mit „weiß nicht“, „keine Angabe“ oder „keine Schule besucht“ beantwortet haben, dieser Gruppe zugeordnet. Die Bildungsgruppe „mittel“ umfasst alle Befragten, die im Alter zwischen 16 und 19 Jahren ihre Schul- bzw. Universitätsbildung abgeschlossen haben. Die Bildungsgruppe „hoch“ setzt sich aus den Personen zusammen, die 20 Jahre und älter waren, als sie ihre Schul- bzw. Universitätsbildung beendet haben. Zu dieser Gruppe gehören auch Personen, die zum Zeitpunkt der Befragung noch studierten.

Zur Erfassung des politischen Interesses (H 2) wurde den Befragten die Aussage „Sie sind sehr an Politik interessiert“ mit den Antwortkategorien „Ja, voll und ganz“, „Ja, teilweise“, „Nein, nicht wirklich“ und „Nein, sicher nicht“ vorgelegt. Um die (subjektive) Schichtzugehörigkeit (H 3) zu

erfassen, wurde eine 10-Punkt-Skala verwendet, bei der 1 „niedrigste Stellung innerhalb der Gesellschaft“ und 10 „höchste Stellung innerhalb der Gesellschaft“ bedeutet. Für die Haltung zur Einwanderungspolitik (H 4) wurde eine 11-Punkt-Skala eingesetzt, bei der 0 „Sie sind absolut für eine restriktive Einwanderungspolitik“ und 10 „Sie sind absolut gegen eine restriktive Einwanderungspolitik“ bedeutet. Das Geschlecht der Befragten (H 5) wird als Dummyvariable (Männer=1) und das Alter der Befragten in Jahren (H 6) berücksichtigt.

Als Indikator für das allgemeine wirtschaftliche Umfeld wird das Bruttosozialprodukt (BIP) in Euro je Einwohner genutzt. Das BIP entspricht dem Gesamtwert der produzierten Waren und Dienstleistungen abzüglich des Werts der Waren und Dienstleistungen, die bei ihrer Produktion als Vorleistungen verwendet wurden. Durch die Berechnung auf Pro-Kopf-Basis kann die wirtschaftliche Lage von Ländern verglichen werden. Für die Analysen wird auf die BIP-Angaben von Eurostat zurückgegriffen. Das BIP 2013 in Euro liegt zwischen 5800 Euro/Kopf (Bulgarien) und 85.300 Euro/Kopf (Luxemburg). Das mittlere BIP in den 28 EU-Staaten liegt bei 16.735,19 Euro/Kopf (SD=16.734,19).

3.3 Empirische Analysen

In diesem Abschnitt werden zum einen die Hypothesen empirisch geprüft und zum anderen der „Fahrplan“ einer Mehrebenenanalyse exemplarisch illustriert. Startpunkt einer Mehrebenenanalyse ist das sogenannte Nullmodell (Random Intercept Only-Modell). Dieses Modell enthält nur die Regressionskonstante, jedoch keine unabhängigen Variablen. Im Nullmodell wird untersucht, wie sich die Gesamtvarianz der abhängigen Variable auf die Individual- und die Kontextebene aufteilt. Auf der Grundlage des Nullmodells wird die Intraklassenkorrelation (ICC) berechnet. Die Intraklassenkorrelation informiert, welchen Anteil die Varianz der Kontextebene an der Gesamtvarianz hat.

Die Ergebnisse des Nullmodells (Modell 1) sind in Tabelle 2 dokumentiert. Modell 1 enthält die Regressionskonstante mit einem Wert von 4,66. Dieser Wert entspricht der mittleren Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung über alle Länder und alle Befragten und wird auch als „grand mean“ bezeichnet. Damit liegt die mittlere Zustimmung etwas unterhalb der Skalenmitte von 5. Zur Erinnerung: Die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung wurde auf einer Skala von 0 bis 10 erfasst. Höhere Werte deuten dabei auf eine größere Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung hin.

Modell 1 in Tabelle 2 enthält auch Angaben zur Intraklassenkorrelation. Die Intraklassenkorrelation kann händisch wie folgt berechnet werden (in den meisten Statistikprogrammen kann die ICC aber auch angefordert werden):

$$\text{Intraklassenkorrelation} = \frac{\text{Varianz}_{\text{Kontextebene}}}{\text{Varianz}_{\text{Individualebene}} + \text{Varianz}_{\text{Kontextebene}}} = \frac{0,87}{8,66+0,87} = \frac{0,87}{9,53} = 0,091$$

Der Wert von 0,091 bedeutet, dass 9,1 Prozent der Gesamtvarianz auf Unterschiede zwischen den Ländern zurückgehen. Inhaltlich deutet der Wert darauf hin, dass die Zustimmung zur weiteren Integration nicht nur durch Individualmerkmale, sondern auch durch Merkmale des Kontexts (hier: Länder) erklärt werden kann. Die ICC gibt einen wichtigen Hinweis darauf, ob die Durchführung einer Mehrebenenanalyse inhaltlich sinnvoll ist. Je größer die ICC ist, desto wichtiger ist

die Berücksichtigung von Kontextmerkmalen. In der Literatur finden sich allerdings unterschiedliche Empfehlungen für eine Mindesthöhe der Intraklassenkorrelation (Jäckle und Schärkel 2017, S. 154), die von der konkreten Forschungsfrage und auch von der Gruppengröße abhängig ist. Als „Richtwerte“ für die Intraklassenkorrelation werden Werte von 0,05 bis 0,3 angegeben. Mit einer ICC von 0,091 ist eine Mehrebenenanalyse einer einfachen linearen Regression vorzuziehen.

Tabelle 2: Individuelle Bestimmungsfaktoren der Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung

	Modell 1	Modell 2a	Modell 2b
<i>Bildung (Referenz: Mittel)</i>			
gering		-0,08	-0,08
hoch		0,25***	0,25***
<i>Politikinteresse (Referenz: gering)</i>			
überhaupt nicht		-0,27***	-0,27***
etwas		0,19***	0,19***
stark		0,26***	0,26***
Soziale Schicht		0,14***	1,26***
Haltung zur Immigrationspolitik		0,16***	1,59***
Geschlecht (Referenz=Frauen)		0,15***	0,15***
Alter		-0,01***	-0,44***
Konstante	4,66***	3,38***	3,30***
<i>Varianzkomponenten</i>			
Individualebene	8,66	8,26	8,26
Kontextebene	0,87	0,83	0,83
Intraklassenkorrelation	0,091	0,092	0,092
Devianz (-2*Log Likelihood)	127530,7	126345,8	126328
Akaikes Informationskriterium	127536,7	126369,8	126352
Bayesian Informationskriterium	127561,2	126467,6	126449,8
Fallzahl: Befragte (Länder)	25.496 (28)	25.496 (28)	25.496 (28)

Anmerkungen: Lineare Mehrebenenanalyse mit einer Restricted Maximum Likelihood-Schätzung. Bei Modell 2b sind alle pseudometrischen Variablen auf eine 0-1-Skala umgerechnet. 0 ist der geringste Wert des Merkmals, 1 ist die höchste Ausprägung. Die Koeffizienten geben damit den Effekt vom Minimal- zum Maximalwert eines Indikators an. Signifikanzniveaus: *= $p < 0,05$; **= $p < 0,01$; ***= $p < 0,001$. Eigene Berechnungen

Modell 1 in Tabelle 2 enthält mit dem Akaikes Informationskriterium (AIC) und dem Bayesian Informationskriterium (BIC) auch Angaben zur Modellanpassung. Dabei sind an dieser Stelle nicht die absoluten Werte der beiden Fitmaße relevant, sondern die Veränderung der Maße bei einem Vergleich der Modelle (Pötschke 2014a, S. 231-232). Geringere Werte deuten auf eine bessere Modellanpassung hin.

Individualmodell | Im zweiten Schritt wird ein Mehrebenenmodell mit den diskutierten Individualmerkmalen geschätzt (Random Intercept-Modell). Die Ergebnisse der Modelle 2a und 2b in Tabelle 2 sind vergleichbar, aber die inhaltliche Interpretation unterscheidet sich bei

den pseudometrischen Variablen „Soziale Schicht“, „Haltung zur Immigrationspolitik“ und „Alter“. Bei Modell 2a müssen diese Variablen mit Blick auf den Wertebereich beurteilt werden, bei Modell 2b wurde der Wertebereich für diese Variablen vereinheitlicht. Betrachten wir zunächst die Angaben des Modells 2a in Tabelle 2.

Die Regressionskoeffizienten „gering“ und „hoch“ bei der Bildung werden – analog zur linearen und der logistischen Regression – immer im Vergleich zur Referenzgruppe interpretiert. Der Wert von 0,25 bei Bildung „hoch“ bedeutet, dass Befragte mit höherer Bildung eine um 0,25 Punkte höhere Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung aufweisen als Personen mit mittlerer Bildung (Referenzgruppe). Der Koeffizient der Personen mit geringer Bildung ist negativ. Dies deutet darauf hin, dass diese Personengruppe einer weiteren Europäischen Einigung im Vergleich zur Referenzgruppe ablehnender gegenübersteht. Allerdings ist der Koeffizient nicht signifikant und kann daher nicht von der Stichprobe auf die Grundgesamtheit übertragen werden. In der Regel werden nicht signifikante Ergebnisse nicht interpretiert. Der Befund deutet aber darauf hin, dass mit höherer Bildung eine größere Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung verbunden ist. Hypothese H1 ist damit vorläufig bestätigt.

Auch die Koeffizienten beim politischen Interesse sind immer in Bezug zur Referenzgruppe zu interpretieren (Referenz: geringes politisches Interesse). Personen, die sich überhaupt nicht für Politik interessieren, haben eine um 0,27 Punkte geringere Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung im Vergleich zur Personengruppe mit geringem politischem Interesse. Dagegen haben die Befragten mit „etwas“ (0,19) und „starkem“ (0,26) politischem Interesse eine höhere Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung als Personen mit geringem politischem Interesse. Hypothese H2, die einen positiven Zusammenhang zwischen politischem Interesse und der Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung postulierte, ist damit bestätigt.

Das Geschlecht (H 5) ist als Dummyvariable kodiert. Der Koeffizient gibt den Wert der Männer im Vergleich zur Referenzgruppe (Frauen) an. Mit einem Wert von 0,15 zeigen Männer eine leicht größere Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung als Frauen.

Die Merkmale „Soziale Schicht“, „Haltung zur Immigrationspolitik“ und „Alter“ sind als pseudometrische Variablen in das Regressionsmodell aufgenommen. Ändert sich die (subjektive) Schichtzugehörigkeit, die Haltung zur Immigrationspolitik und das Alter um eine Einheit, dann ändert sich die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung bei der sozialen Schicht um 0,14, bei der Immigrationspolitik um 0,16 und beim Alter um -0,01 Punkte. Bei den beiden erstgenannten Merkmalen liegen positive Effekte, beim Alter ein negativer Effekt vor. Zur Illustration: Ändert sich die Haltung zur Immigrationspolitik um einen Punkt (z.B. von 5 auf 6), dann steigt die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung um 0,16 Punkte. Dagegen sinkt die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung mit jedem Jahr um 0,01 Punkte. Die Interpretation dieser (pseudo-)metrischen Variablen ist also immer an den Wertebereich der unabhängigen Variablen gebunden. Die Hypothesen H 3 (Schicht), H 4 (Immigrationspolitik) und H 6 (Alter) sind allesamt bestätigt.

Die unterschiedlichen Wertebereiche der (pseudo-)metrischen Variablen erschweren allerdings etwas den Vergleich der Effekte. Die Koeffizienten bei der Schicht bzw. der Haltung zur Immigrationspolitik sind zwar größer als beim Alter, aber die Wertebereiche sind bei beiden Variablen deutlich kleiner als beim Alter. Die Schichtzugehörigkeit wurde auf einer 10-Punkt-Skala erfasst, die



Haltung zur Immigrationspolitik auf einer 11-Punkt-Skala. Der Wertebereich des Alters umfasst dagegen 83 Jahre (der jüngste Befragte ist 16 Jahre, der älteste Befragte ist 99 Jahre). Um die maximalen Effektstärken besser abschätzen zu können, bietet sich eine alternative Kodierung an. Die pseudometrischen Variablen werden auf den Wertebereich von 0 bis 1 vereinheitlicht. Der Wert 0 gibt die geringste Ausprägung eines Merkmals an (z.B. jüngster Befragter), der Wert 1 zeigt die höchste Ausprägung eines Merkmals an (z.B. ältester Befragter). Der Regressionskoeffizient gibt damit den maximalen Effekt eines Merkmals an. Die Ergebnisse dieser alternativen Operationalisierung sind in Modell 2b in Tabelle 2 dokumentiert.

Der Regressionskoeffizient 1,59 beim Merkmal „Haltung zur Immigrationspolitik“ kann wie folgt interpretiert werden. Der maximale Effekt der „Haltung zur Immigrationspolitik“ beträgt 1,59 Punkte. Der Regressionskoeffizient basiert dabei auf einem Vergleich von zwei Extrempositionen. Den Wert „0“ haben Personen erhalten, die sich absolut für eine restriktive Einwanderungspolitik aussprechen. Den Wert „10“ haben Befragte erhalten, die sich absolut gegen eine restriktive Einwanderungspolitik aussprechen. Der Regressionskoeffizient gibt jetzt den Effekt vom Minimal- zum Maximalwert eines Indikators an. Die beiden Merkmale „Soziale Schicht“ und „Alter“ können analog interpretiert werden. Die Werte 1,26 bzw. -0,44 zeigen die maximalen Effektstärken der Schichtzugehörigkeit und des Alters an. Die geänderte Operationalisierung hat – wie oben bereits ausgeführt – keinen Effekt auf die substantielle Interpretation der Befunde. Weiterhin haben die Schichtzugehörigkeit und die Haltung zur Immigrationspolitik positive Effekte auf die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung, während das Alter einen negativen Effekt aufweist.

Zentrierung bei einer Mehrebenenanalyse

Bei Mehrebenenanalysen werden die unabhängigen Variablen gelegentlich zentriert. Dabei lassen sich zwei Varianten der Zentrierung unterscheiden: das „Grand Mean Centering“ und das „Group Mean Centering“ (ausführlicher siehe Wenzelburger 2014, S. 103-104). Beim „Grand Mean Centering“ werden die unabhängigen Variablen der Individualebene am arithmetischen Mittel der Gesamtstichprobe zentriert. Die individuellen Ausprägungen der unabhängigen Variablen geben damit die Abweichung vom Gesamtmittelwert an. Für das Zentrieren am Gesamtmittelwert sprechen mehrere Argumente: Erstens erhalten einige Variablen (z.B. Alter) einen plausiblen Nullpunkt, da sonst Personen im Alter von 0 Jahren als Referenzkategorie herangezogen werden. Zweitens kann bei zentrierten unabhängigen Variablen die Regressionskonstante als kontextübergreifender Schätzwert für solche Personen, die auf allen Merkmalen eine mittlere Ausprägung besitzen, interpretiert werden. Drittens kann durch das Zentrieren allgemein Multikollinearität vermieden werden. Beim „Group Mean Centering“ erfolgt eine Zentrierung am jeweiligen Gruppenmittelwert. Diese Zentrierungsvariante wird in der Literatur kritischer gesehen, da sich nicht nur die Interpretation ändert, sondern auch die Koeffizienten (Jäckle und Schärudel 2017, S. 162; Hox et al. 2018, S. 46-52). Bei den Analysen in diesem Beitrag wurde auf eine Zentrierung verzichtet und mit der 0-1-Standardisierung eine alternative Vorgehensweise illustriert.

Die Modelle 2a und 2b in Tabelle 2 sind Random Intercept-Modelle. Der Achsenabschnitt (Intercept) variiert zwischen den Kontexten (Ländern), aber es wird unterstellt, dass die Effektstärke der einzelnen Merkmale (z.B. Politikinteresse, Bildung) in allen Kontexten gleich ausfallen (Fixed Effect-

Modelle). Mit Random Coefficient-Modellen (Random Slopes-Modellen) kann diese Annahme statistisch geprüft werden. Der Unterschied zum Random Intercept-Modell besteht darin, dass sich die Länder nicht nur im Hinblick auf die Achsenabschnitte, sondern auch in ihren Steigungen unterscheiden. Technisch wird das Random Intercept-Modell mit einem Random Coefficient-Modell verglichen, bei dem auch Random Slopes für ein Merkmal modelliert werden. Zur Vermeidung von Schätzproblemen werden die Individualmerkmale einzeln geprüft, das heißt, es wird für jedes Individualmerkmal ein Modell mit Random Slopes modelliert.

Bei der Modellierung von Random Slopes sind allerdings auch theoretische Argumente und statistische Herausforderungen zu berücksichtigen. Aus theoretischer Sicht sollte diskutiert werden, ob es inhaltliche Argumente gibt, die für die Berücksichtigung von Random Slopes sprechen. Aus methodischer Sicht kann die Berücksichtigung von (mehreren) Random Slopes zu Schätzproblemen führen, sodass ggf. das Modell nicht mehr geschätzt werden kann. Zudem erschwert die Aufnahme von Random Slopes auch die Interpretation der Ergebnisse (für eine gelungene Darstellung zu Random Slope-Modellen siehe Wenzelburger et al. 2014, S. 106-110). An dieser Stelle wird aus Gründen der Übersicht auf eine Modellierung von Random Slopes verzichtet.

Das Random Intercept-Modell in Tabelle 2 wird im nächsten Schritt durch die Aufnahme eines Kontextmerkmals erweitert. In H 7 wird ein Zusammenhang zwischen der nationalen Wirtschaftslage und der Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung postuliert. In Tabelle 3 sind die Ergebnisse einer linearen Mehrebenenanalyse mit Bestimmungsfaktoren der Individual- und der Kontextebene dokumentiert.

Individual- und Kontextmodell

Als Indikator für die wirtschaftliche Lage wird das Bruttonettoprodukt in Euro/Einwohner berücksichtigt. Die Modelle 3a, 3b und 3c in Tabelle 3 sind substantiell identisch, lediglich aus Gründen der Illustration wird das Kontextmerkmal in drei verschiedenen Varianten im Modell 3 berücksichtigt. Bei Modell 3a wird das BIP unverändert aufgenommen. Der Wertebereich dieser Variable reicht von 5800 bis 85.300 Euro/Einwohner. Bei Modell 3b wurde das BIP vor der Regression durch 1000 dividiert. Bei Modell 3c wird die Variable auf den Wertebereich von 0 bis 1 standardisiert. Der Wert 0 gibt den minimalen Wert an (5800 Euro/Einwohner), der Wert 1 gibt den maximalen Wert an (85.300 Euro/Einwohner). Die Vorgehensweise bei Modell 3c entspricht dabei der 0-1-Kodierung bei den pseudometrischen Individualmerkmalen.

Bei allen drei Modellen in Tabelle 3 lässt sich für das BIP ein signifikanter negativer Effekt feststellen. Je höher das BIP, desto geringer die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung. Hypothese H 7 kann mit allen drei Modellen vorläufig bestätigt werden. Das wirtschaftliche Umfeld hat – bei Berücksichtigung der Individualmerkmale – einen negativen Effekt auf die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung.

Wie können jetzt aber die unterschiedlichen Regressionskoeffizienten erklärt werden? Der Regressionskoeffizient in Modell 3a kann wie folgt interpretiert werden: Ändert sich die uV um eine Einheit – steigt z.B. das BIP von 20.000 auf 20.001 Euro/Einwohner –, dann verringert sich die geschätzte Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung um 0,000034 Punkte. Dies ist ein sehr kleiner Wert, der in der Regressionstabelle auf zwei Nachkommastellen abgeschnitten wird. Irrtümlicherweise könnte jetzt der Eindruck entstehen, dass das Kontextmerkmal keinen Effekt auf

die Haltung zur Europäischen Integration hat. Allerdings ist der kleine Wert lediglich die Konsequenz der unglücklichen Operationalisierung der uV. Dies wird beim Blick auf den Regressionskoeffizienten in Modell 3b deutlich. Der Koeffizient gibt hier die Veränderung des Wertes der aV an, wenn sich das BIP um 1000 Euro/Einwohner verändert. Steigt das BIP um 1000 Euro/Einwohner, dann sinkt die durchschnittliche Zustimmung zur weiteren Europäischen Union um 0,03. Bei der Veränderung des BIP um 10.000 Euro/Einwohner, sinkt die durchschnittliche Zustimmung um 0,3 Punkte. Der Regressionskoeffizient des Modells 3c in Tabelle 3 gibt den maximalen Effekt des BIP an. Das Land mit dem geringsten BIP ist Bulgarien, das Land mit dem höchsten BIP ist Luxemburg. Der Koeffizient gibt folglich den Unterschied zwischen Bulgarien und Luxemburg an. In Luxemburg ist die durchschnittliche Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung um 2,71 Punkte geringer als in Bulgarien.

Tabelle 3: Individuelle und kontextuelle Bestimmungsfaktoren der Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung

	Modell 3a	Modell 3b	Modell 3c
<i>Bildung (Referenz: Mittel)</i>			
gering	-0,08	-0,08	-0,08
hoch	0,26***	0,26***	0,26***
<i>Politikinteresse (Referenz: gering)</i>			
überhaupt nicht	-0,27***	-0,27***	-0,27***
etwas	0,20***	0,20***	0,20***
stark	0,26***	0,26***	0,26***
Soziale Schicht	1,26***	1,26***	1,26***
Haltung zur Immigrationspolitik	1,59***	1,59***	1,59***
Geschlecht (Referenz=Frauen)	0,15***	0,15***	0,15***
Alter	-0,44***	-0,44***	-0,44***
BIP in Euro/Einwohner	-0,00***		
BIP in Euro/Einwohner (in 1000)		-0,03***	
BIP in Euro/Einwohner (standardisiert)			-2,71***
Konstante	4,16***	4,16***	3,96***
<i>Varianzkomponenten</i>			
Individualebene	8,26	8,26	8,26
Kontextebene	0,52	0,52	0,52
Intraklassenkorrelation	0,059	0,059	0,059
Devianz (-2*Log Likelihood)	126335,96	126335,96	126313,48
Akaike's Informationskriterium	126362,0	126348,1	126339,4
Bayesian Informationskriterium	126467,9	126454,0	126445,3
Fallzahl: Befragte (Länder)	25.496 (28)	25.496 (28)	25.496 (28)

Anmerkungen: Lineare Mehrebenenanalyse mit einer Restricted Maximum Likelihood-Schätzung. Bei Modell 3c sind alle pseudometrischen Variablen auf eine 0-1-Skala umgerechnet. 0 ist der geringste Wert des Merkmals, 1 ist die höchste Ausprägung. Die Koeffizienten geben damit den Effekt vom Minimal zum Maximalwert eines Indikators an. Signifikanzniveau: *= $p < 0,05$; **= $p < 0,01$; ***= $p < 0,001$. Eigene Berechnungen

Technisch sind alle drei Varianten der Operationalisierung möglich. Für eine inhaltliche Interpretation sind allerdings die Varianten 3b und 3c in Tabelle 3 der Variante 3a vorzuziehen. Bei Veröffentlichungen in Fachzeitschriften werden in der Regel nur die Ergebnisse einer Operationalisierung dargestellt. Für eine angemessene Interpretation der empirischen Ergebnisse sollte deshalb die gewählte Operationalisierung berücksichtigt werden.

Abschließend noch ein Blick auf die Individualmerkmale: Die Effekte der Individualebene sind im Vergleich zu Modell 2b in Tabelle 2 praktisch identisch. Mit höherer Bildung (H 1), höherem politischem Interesse (H 2), höherer Schichtzugehörigkeit (H 3) und einer positiven Haltung zur Immigrationspolitik (H 4) ist eine größere Zustimmung zur weiteren Europäischen Union verbunden. Das Alter (H 6) hat weiterhin einen negativen Effekt; Männer (H 6) stehen der Integration tendenziell etwas positiver gegenüber.

Die Gütemaße in Tabelle 3 deuten darauf hin, dass die Berücksichtigung eines Kontextmerkmals mit einer deutlichen Modellverbesserung verbunden ist. Die Intraklassenkorrelation verringert sich von 9,2 auf 5,9 Prozent. Ein Rückgang um 3,3 Prozentpunkte. Die geringere Devianz sowie die geringeren AIC- und BIC-Werte deuten ebenfalls auf eine Modellverbesserung hin.

Die Effekte der Individualmerkmale und des Kontextmerkmals auf die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung wurden bisher isoliert betrachtet.

Cross-Level-Interaktionen

Die Ergebnisse zeigen, dass Individual- und Kontextmerkmale einen Einfluss auf die Zustimmung zur weiteren Integration haben. Bei den Hypothesen wurde (exemplarisch) argumentiert, dass der Effekt der Schichtzugehörigkeit bzw. der Haltung zur Immigrationspolitik auf die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung möglicherweise von der wirtschaftlichen Lage abhängig ist. In der Sprache der empirischen Sozialforschung wird eine sogenannte Cross-Level-Interaktion postuliert. Der Zusammenhang zwischen zwei Individualmerkmalen (z.B. Schichtzugehörigkeit und Zustimmung zur weiteren Europäischen Integration) wird durch den Kontext (z.B. Wirtschaftslage) beeinflusst.

Die Berücksichtigung einer Cross-Level-Interaktion unterscheidet sich nicht grundlegend von der Modellierung von Interaktionseffekten bei linearen oder logistischen Regressionen (Wenzelburger et al. 2014, S. 39-54). Die betroffenen Merkmale werden meist multiplikativ verknüpft und als zusätzliches Merkmal in der Regression aufgenommen. In Tabelle 4 sind die Ergebnisse für zwei Mehrebenenanalysen mit jeweils einer Cross-Level-Interaktion dokumentiert. Bei Modell 4a in Tabelle 4 wird eine Cross-Level-Interaktion zwischen der Schichtzugehörigkeit und dem BIP modelliert, bei Modell 4b in Tabelle 4 wird eine Cross-Level-Interaktion zwischen der Haltung zur Immigrationspolitik und dem BIP modelliert.

Für die Schätzung und Interpretation von Interaktionseffekten sind die Empfehlungen von Brambor et al. (2006) hilfreich (siehe auch Wenzelburger et al. 2014, S. 41-43). Der Interaktionseffekt gibt an, in welchem Ausmaß der Effekt des Individualmerkmals auf die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung vom Kontextmerkmal abhängt. Das Ergebnis in Modell 4a kann wie folgt interpretiert werden: Ändert sich das BIP vom Minimal- zum Maximalwert (also von 0 auf 1), dann verringert sich der Effekt der sozialen Schicht auf die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung um 0,02 Punkte. Der Effekt ist zwar negativ, aber sehr schwach und auch

nicht signifikant. Offensichtlich variiert der Effekt der sozialen Schichtzugehörigkeit nicht in Abhängigkeit vom wirtschaftlichen Umfeld. Hypothese H 8 ist damit (vorläufig) falsifiziert. Die Ergebnisse in Modell 4b in Tabelle 4 können allerdings eine Cross-Level-Interaktion zwischen der Haltung zur Immigrationspolitik und der Wirtschaftslage bestätigen. Der Effekt der Haltung zur Immigrationspolitik auf die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung ist in wirtschaftlich stärkeren Ländern deutlich ausgeprägter als in wirtschaftlich schwächeren Ländern. Ändert sich das BIP vom Minimal- zum Maximalwert, dann ist der Effekt der Haltung zur Immigrationspolitik um 2,49 Punkte stärker.

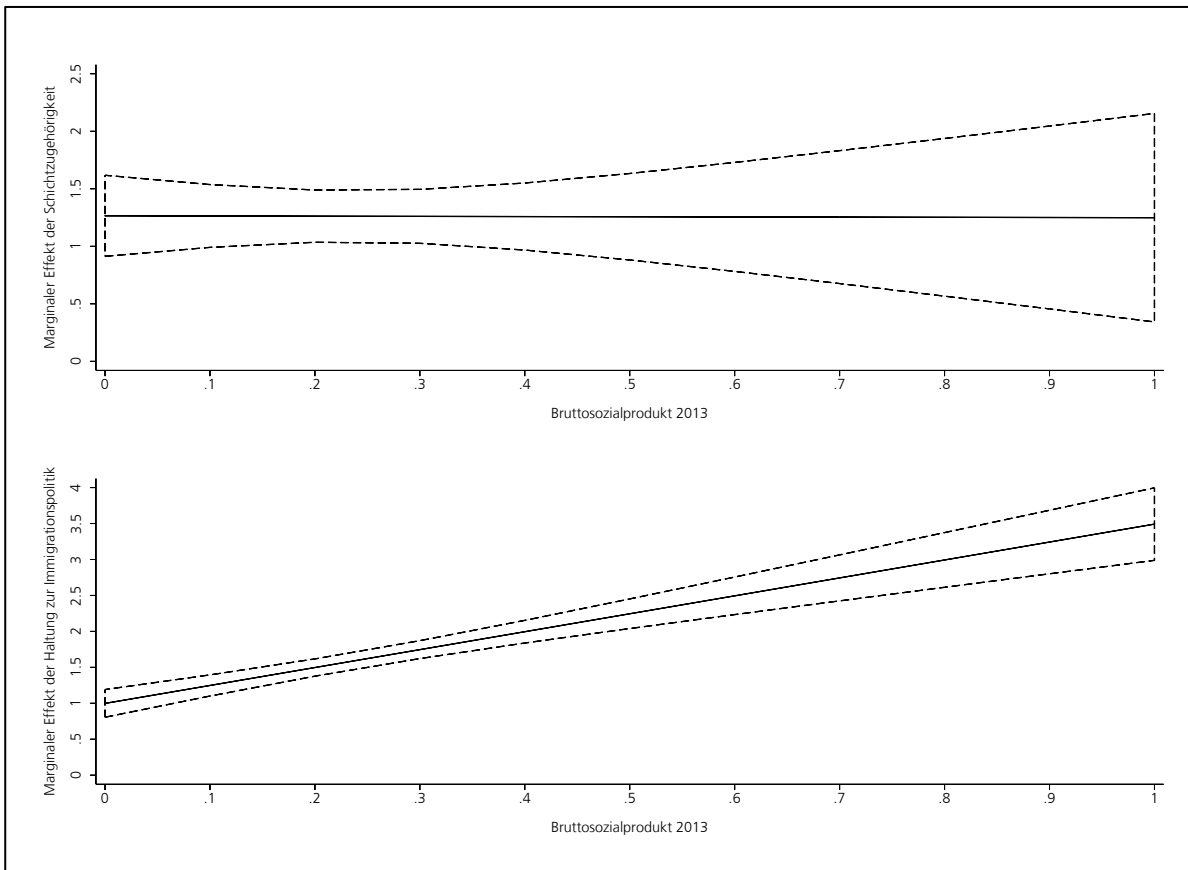
Tabelle 4: Individuelle und kontextuelle Bestimmungsfaktoren der Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung (mit Cross-Level-Interaktion)

	Modell 4a	Modell 4b
<i>Bildung (Referenz: Mittel)</i>		
gering	-0,08	-0,08
hoch	0,26***	0,24***
<i>Politikinteresse (Referenz: gering)</i>		
überhaupt nicht	-0,27***	-0,27***
etwas	0,20***	0,19***
stark	0,26***	0,24***
Soziale Schicht	1,27***	1,27***
Haltung zur Immigrationspolitik	1,59***	1,00***
Geschlecht (Referenz=Frauen)	0,15***	0,15***
Alter	-0,44***	-0,42***
BIP in Euro/Einwohner (standardisiert)	-2,70***	-3,87***
Soziale Schicht*	-0,02	
BIP in Euro/Einwohner (standardisiert)		
Haltung zur Immigrationspolitik*		2,49***
BIP in Euro/Einwohner (standardisiert)		
Konstante	3,96***	4,25***
<i>Varianzkomponenten</i>		
Individualebene	8,26	8,24
Kontextebene	0,52	0,54
Intraklassenkorrelation	0,059	0,061
Devianz (-2*Log Likelihood)	126312,62	126256,00
Akaikes Informationskriterium	126340,6	126284,0
Bayesian Informationskriterium	126454,7	126398,0
Fallzahl: Befragte (Länder)	25.496 (28)	25.496 (28)

Anmerkungen: Lineare Mehrebenenanalyse mit einer Restricted Maximum Likelihood-Schätzung. Alle pseudometrischen Variablen sind auf eine 0-1-Skala umgerechnet. 0 ist der geringste Wert des Merkmals, 1 ist die höchste Ausprägung. Die Koeffizienten geben damit den Effekt vom Minimal- zum Maximalwert eines Indikators an. Signifikanzniveaus: *= $p < 0,05$; **= $p < 0,01$; ***= $p < 0,001$. Eigene Berechnungen.

Die Interpretation der Koeffizienten ist allerdings nicht sonderlich anschaulich und beschränkt sich zudem auch auf den Vergleich des Effekts in den Ländern mit dem schwächsten bzw. stärksten wirtschaftlichen Umfeld. Deshalb empfehlen Brambor et al. (2006) grafisch darzustellen, wie sich der Effekt einer uV auf die aV über die Ausprägungen des Kontextmerkmals ändert. Für eine solche Darstellung bieten sich sogenannte Marginal-Effects-Plots an. In Abbildung 3 werden die marginalen Effekte der Schichtzugehörigkeit (oben) und der Haltung zur Immigrationspolitik (unten) dargestellt.

Abbildung 3: Marginale Effekte der Haltung zur Immigrationspolitik und der Schichtzugehörigkeit



Quelle: Die obere Grafik zeigt den marginalen Effekt der Schichtzugehörigkeit in Abhängigkeit vom Brutto Sozialprodukt mit eingezeichnetem 95-Prozent-Konfidenzintervall. Die untere Grafik zeigt den marginalen Effekt der Haltung zur Immigrationspolitik in Abhängigkeit vom Brutto Sozialprodukt mit eingezeichnetem 95-Prozent-Konfidenzintervall. Eigene Darstellung.

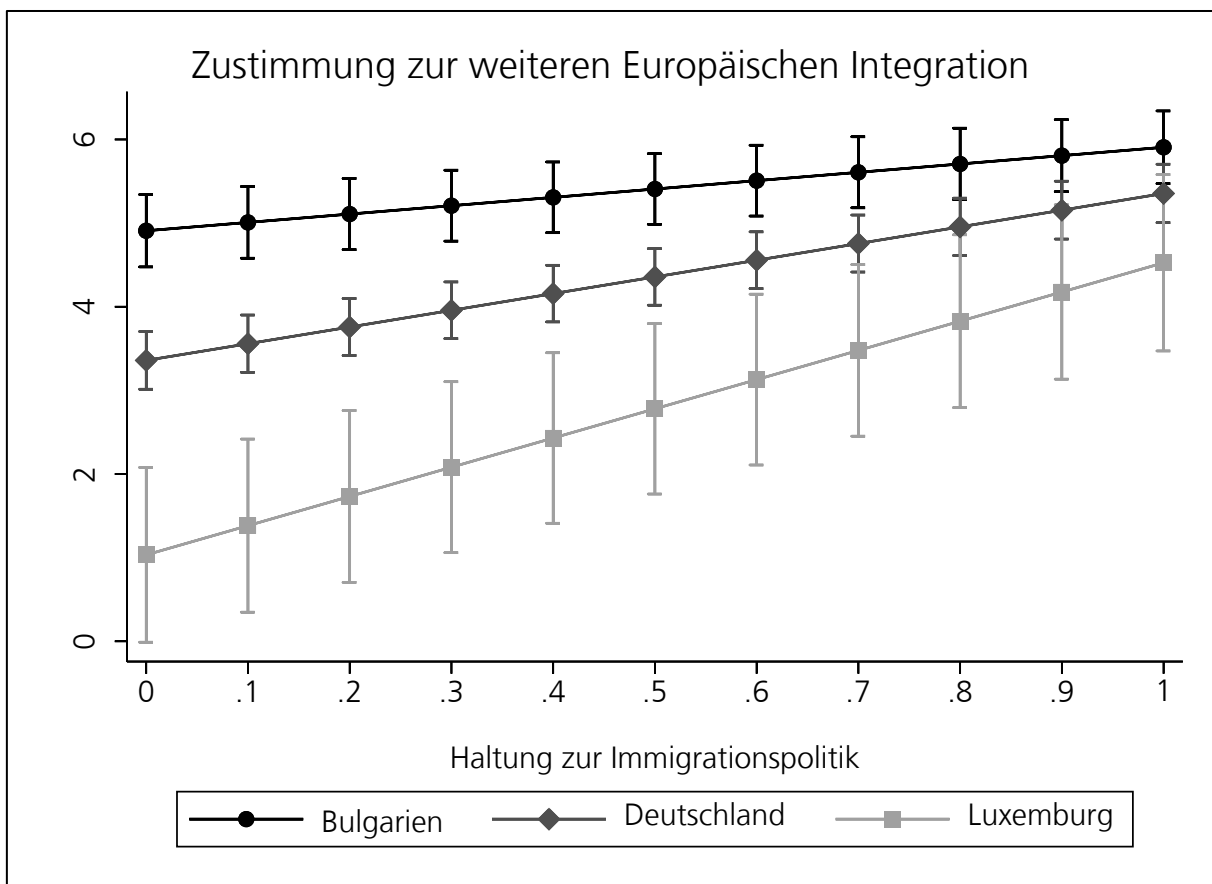
Auf der X-Achse ist jeweils das BIP abgetragen, das von 0 (geringstes BIP) und 1 (größtes BIP) standardisiert ist. Bei der oberen Abbildung ist zu erkennen, dass der Effekt der Schichtzugehörigkeit auf die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung nicht durch das wirtschaftliche Umfeld beeinflusst wird. Die Linie verläuft praktisch horizontal zur X-Achse. Die Abbildung bestätigt damit die Ergebnisse des Modells 4a in Tabelle 4. Bei der unteren Darstellung steigt der Effekt der Haltung zur Immigrationspolitik auf die Zustimmung zur weiteren Europäischen Integration in Abhängigkeit vom BIP. Je höher das BIP ist, desto stärker ist der Effekt.

Die Grafiken in Abbildung 3 informieren, wie sich der Effekt der Schichtzugehörigkeit bzw. der Haltung zur Immigrationspolitik in Abhängigkeit vom wirtschaftlichen Umfeld verändert. Die Grafiken geben keine Auskunft über die geschätzte Zustimmung zur weiteren Europäischen Integra-

tion in Abhängigkeit von bestimmten Wertausprägungen. Für diesen Zweck bieten sich Conditional-Effects-Plots (Kohler und Kreuter 2017, S. 332-335) bzw. Profile Plots (Bauer 2015) an. Dazu werden die vorhergesagten Werte der abhängigen Variable (hier: Zustimmung zur weiteren Europäischen Integration) für ausgewählte Kombinationen der unabhängigen Variablen berechnet und grafisch dargestellt.

In Abbildung 4 werden die Regressionsgeraden der Zustimmung zur weiteren Europäischen Integration in Abhängigkeit von der Haltung zur Immigrationspolitik exemplarisch für drei Länder dargestellt.

Abbildung 4: Profile Plot der Zustimmung zur weiteren Europäischen Integration



Quelle: Die Linien zeigen die durchschnittliche Zustimmung zur weiteren Europäischen Integration in Abhängigkeit von der Haltung zur Immigrationspolitik mit eingezeichnetem 95-Prozent-Konfidenzintervall. Alle anderen Variablen sind konstant gehalten. Eigene Darstellung.

In allen Ländern steigt die Zustimmung zur weiteren Integration mit einer positiveren Haltung zur Immigrationspolitik. Die Effektstärke und damit die Steigung der Geraden unterscheidet sich allerdings zwischen den Ländern. Die Haltung zur Immigrationspolitik hat in Luxemburg (BIP=1) einen deutlich stärkeren Effekt als in Bulgarien (BIP=0). Mit einem standardisierten BIP von 0,4 liegt Deutschland zwischen Luxemburg und Bulgarien.

Abbildung 3 und Abbildung 4 ersetzen nicht die Regressionsergebnisse des Modells 4b in Tabelle 4, sondern bieten eine alternative (verständlichere) Darstellungsform der Regressionskoeffizienten. Sie sollen helfen, die möglicherweise abstrakten Regressionskoeffizienten besser einordnen und die empirischen Befunde zugänglicher darstellen zu können.

Zum Abschluss der empirischen Analysen werden die Gütemaße interpretiert. **Gütemaße**
Die ICC hat sich deutlich verringert. Bei Modell 1 lag die ICC bei 0,091, das Modell 4b weist noch eine ICC von 0,061 auf. Die Berücksichtigung des BIP kann die Länderunterschiede bei der Zustimmung zur weiteren Europäischen Integration teilweise erklären. Durch die Berücksichtigung weiterer (relevanter) Kontextmerkmale sollte sich die ICC weiter verringern. Auch die Werte der Devianz sowie AIC und BIC sind im Modell 4b deutlich geringer als im Modell 1. Geringere Werte deuten auf eine bessere Modellanpassung hin.

Das R^2 nach Snijders und Boskers bietet einen Hinweis zur Erklärungskraft des Modells. Das R^2 für die Individualebene liegt bei 0,08; das R^2 für die Kontextebene beträgt 0,38. Das Modell kann damit acht Prozent der Individualvarianz und 38 Prozent der Kontextvarianz aufklären. Durch die Aufnahme weiterer (relevanter) Erklärungsmerkmale könnte die erklärte Varianz sicherlich erhöht werden.

3.4 Fazit

In der exemplarischen Mehrebenenanalyse wurden individuelle und kontextuelle Faktoren der Zustimmung zur weiteren Europäischen Integration analysiert. Die empirischen Befunde zeigen, dass eine höhere Bildung, ein größeres politisches Interesse, eine höhere Schichtzugehörigkeit sowie die Ablehnung einer restriktiven Einwanderungspolitik mit einer stärkeren Zustimmung zur weiteren Europäischen Union einhergehen. Darüber hinaus sinkt die Zustimmung zur weiteren Integration mit dem Alter. Tendenziell stehen Männer einer weiteren Integration etwas positiver gegenüber als Frauen.

Die Ergebnisse der Mehrebenenanalyse lassen allerdings auch den Schluss zu, dass die individuelle Zustimmung zur weiteren Europäischen Integration nicht nur durch Individualmerkmale wie Bildung und politisches Interesse beeinflusst wird, sondern auch davon abhängig ist, in welchem Umfeld ein Mensch lebt. Im Mittelpunkt stand dabei das wirtschaftliche Umfeld, das sich erheblich in den 28 Staaten der Europäischen Union unterscheidet. Die Ergebnisse zeigen, dass die Zustimmung zur weiteren Europäischen Integration – bei Berücksichtigung der diskutierten Individualmerkmale – in wirtschaftsstarken Ländern geringer ist als in wirtschaftlich schwächeren Ländern. Schließlich wird auch der Zusammenhang der Individualmerkmale durch das Umfeld geprägt. Der Effekt der Haltung zur Immigrationspolitik auf die weitere Zustimmung zur Europäischen Union ist in wirtschaftlich stärkeren Ländern deutlich ausgeprägter als in wirtschaftlich schwächeren Gebieten.

4 Weiterentwicklungen

Der Beitrag behandelt mit der linearen Mehrebenenanalyse und zwei Ebenen (Personen in Staaten) das Grundmodell der Kontextanalyse. Mittlerweile werden verschiedene Erweiterungen dieses Grundmodells in der Literatur diskutiert und für die Bearbeitung empirischer Fragestellungen erfolgreich verwendet. Auf drei Weiterentwicklungen soll explizit hingewiesen werden: die Modellierung von drei Ebenen, die Schätzung logistischer Mehrebenenmodelle sowie die Nutzung der Mehrebenenanalyse für Panelanalysen.

Drei-Ebenen-Modelle

Im Anwendungsbeispiel wurden zwei Ebenen unterschieden: Personen in Staaten. Dieses Zwei-Ebenen-Modell berücksichtigt die hierarchische Datenstruktur besser als eine einfache (lineare) Regression. In der Realität lassen sich allerdings meist mehr als zwei Ebenen unterscheiden. Bei ländervergleichenden Studien lassen sich Individuen (Level 1), Regionen (Level 2) und Staaten (Level 3) unterscheiden. Das in diesem Kapitel vorgestellte Zwei-Ebenen-Modell kann entsprechend auf drei und mehr Ebenen erweitert werden. Schließlich variiert die wirtschaftliche Lage nicht nur zwischen den EU-Staaten, sondern auch innerhalb der Staaten sind teilweise erhebliche Unterschiede festzustellen. Mit der Anzahl der Ebenen steigen allerdings auch die Anforderungen an die Daten (z.B. erforderliche Informationen über die entsprechenden Ebenen). Als Beispiele für Drei-Ebenen-Modelle können die Analysen von Steenbergen und Jones (2002) und Dülmer und Ohr (2008) genannt werden. Steenbergen und Jones (2002) untersuchen die Bestimmungsfaktoren der politischen Unterstützung der Europäischen Union. Es werden Individuen (Level 1), Parteien (Level 2) und Länder (Level 3) unterschieden. Dülmer und Ohr (2008) untersuchen die Wahrscheinlichkeit einer rechtsextremen Wahlabsicht in Abhängigkeit vom regionalen Umfeld. Dabei können sie zeigen, dass sowohl ein katholisches Milieu als auch die regionale gewerkschaftliche Tradition die Wahrscheinlichkeit einer rechtsextremen Wahlabsicht reduziert.

Logistische Mehrebenenanalyse

Mehrebenenmodelle können auch für dichotome abhängige Variablen geschätzt werden. Typische Anwendungsfälle sind Wahlbeteiligung oder Wahl einer bestimmten Partei (z.B. Braun und Tausendpfund 2018). Eine Besonderheit der logistischen Mehrebenenanalyse ist, dass keine Varianz der ersten Ebene geschätzt wird (Gelman und Hill 2007, S. 86). Eine Einführung in die logistische Mehrebenenanalyse bieten Snijders und Bosker (2012), eine kompakte Zusammenfassung hat Pötschke (2014a, S. 233-235) vorgelegt.

Panelanalysen

Schließlich werden Mehrebenenanalysen auch sehr erfolgreich für die Arbeit mit Paneldaten genutzt (Langer 2009, S. 223-299; Snijders und Bosker 2012, S. 247-281; Hox et al. 2018, S. 71-102). Als Panel werden Untersuchungsanordnungen bezeichnet, die an denselben Untersuchungseinheiten (in der Regel Personen) dieselben Merkmale (mit denselben Operationalisierungen) zu verschiedenen Zeitpunkten erheben (Schnell et al. 2013, S. 228). Bei einem Panel liegen von einer Person mehrere Informationen zu verschiedenen Zeitpunkten vor. Bei der Analyse von Paneldaten als Mehrebenenmodell stellen die Personen die zweite Ebene und ihre einzelnen Messzeitpunkte die erste Ebene dar.

5 Zusammenfassung und Ausblick

Dieser Beitrag verfolgte zwei Ziele: Zum einen wurde die Mehrebenenanalyse als adäquates Verfahren zum Umgang mit hierarchisch strukturierten Daten vorgestellt. Dabei wurde die Mehrebenenanalyse zunächst von der Individual- und Aggregatdatenanalyse abgegrenzt, ehe die theoretischen Grundannahmen der Mehrebenenanalyse vorgestellt wurden. In den weiteren Abschnitten wurden spezielle Anwendungsvoraussetzungen der Mehrebenenanalyse (z.B. Fallzahl, Schätzverfahren) und die Vorgehensweise einer Mehrebenenanalyse illustriert. Zum anderen wurde die Durchführung einer Mehrebenenanalyse an einem Beispiel dargestellt. Es wurden die individuellen und kontextuellen Bestimmungsfaktoren der Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung untersucht. In Übereinstimmung mit dem Forschungsstand konnte gezeigt werden, dass

mit höherer Bildung, größerem Politikinteresse, höherer (subjektiver) Schichtzugehörigkeit und der Ablehnung einer restriktiven Immigrationspolitik die Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung steigt. Männer stehen einer weiteren Europäischen Einigung bei Berücksichtigung der Individualmerkmale etwas aufgeschlossener gegenüber als Frauen. Dagegen besteht eine negative Korrelation zwischen dem Alter und der Zustimmung zur weiteren Europäischen Einigung. Je älter eine Person, desto geringer ist die Zustimmung. Neben diesen Zusammenhängen auf Individual-ebene zeigen die Analysen auch, dass die Zustimmung zur weiteren Europäischen Union auch vom (wirtschaftlichen) Umfeld abhängig ist, in dem eine Person lebt (Kontexteffekt). In wirtschaftlich stärkeren Ländern ist die Zustimmung zur weiteren Europäischen Integration geringer ausgeprägt als in wirtschaftlich schwächeren Ländern. Auch wird der Zusammenhang zwischen der Haltung zur Immigrationspolitik und der Zustimmung zur weiteren Europäischen Integration erheblich vom wirtschaftlichen Umfeld beeinflusst.

Mit diesem Beitrag wurde ein erster Einblick in die Möglichkeiten der Mehrebenenanalyse gegeben. Der Fokus lag dabei auf der Entwicklung eines Zwei-Ebenen-Modells (Personen in Staaten) und dem schrittweisen Aufbau dieses Modells. Die einzelnen Schritte – Nullmodell, Individualmodell, Individual- und Kontextmodell sowie die Modellierung von Cross-Level-Interaktionen – wurden vorgestellt und an einem Anwendungsbeispiel illustriert. Mit der Modellierung von drei oder mehr Ebenen, Paneldaten oder einer nicht-metrischen abhängigen Variable stehen weitere Anwendungsmöglichkeiten zur Verfügung.

Heute wird für die Bearbeitung zahlreicher Forschungsfragen auf die Mehrebenenanalyse zurückgegriffen. Durch die Berücksichtigung individueller und kontextueller Faktoren erlaubt die Mehrebenenanalyse eine angemessenere Abbildung der Realität als Modelle, die jeweils nur eine der Ebenen berücksichtigen. Allerdings stellt die Mehrebenenanalyse auch besondere Anforderungen an das Datenmaterial. Zum einen müssen Informationen über die kontextuelle Eingebundenheit der Individuen vorliegen, zum anderen muss (theoretisch) geklärt werden, welcher Kontext für das Handeln der Individuen überhaupt zentral ist.

6 Literatur

- Acock, Alan C. 2018. *A Gentle Introduction to Stata*. College Station: Stata Press.
- Alpheis, Hannes. 1988. *Kontextanalyse. Die Wirkung des sozialen Umfeldes untersucht am Beispiel der Eingliederung von Ausländern*. Wiesbaden: Deutscher Universitäts Verlag.
- Armingeon, Klaus. 2007. Political participation and associational involvement. In *Citizenship and Involvement in European Democracies. A comparative analysis*, Hrsg. Jan W. van Deth, José Ramón Montero und Anders Westholm, 358-383. London: Routledge.
- Barton, Allen H. 1968. Bringing Society back in. *Survey Research and Marco-Methodology. American Behavioral Scientist* 12 (2): 1-9.
- Bates, Douglas, Martin Mächler, Ben Bolker, und Steve Walker. 2015. Fitting Linear Mixed-Effects Models Using lme4. *Journal of Statistical Software* 67 (1): 48.

- Bauer, Gerrit. 2015. Graphical display of regression results. In *The SAGE Handbook of Regression Analysis and Causal Inference*, Hrsg. Henning Best und Christof Wolf, 205-224. Los Angeles: SAGE.
- Baumert, Jürgen. 1991. Langfristige Auswirkungen der Bildungsexpansion. *Unterrichtswissenschaft* 19 (4): 333-349.
- Behnke, Joachim. 2015. *Logistische Regressionsanalyse. Eine Einführung*. Wiesbaden: Springer VS.
- Bickel, Robert. 2007. *Multilevel Analysis for Applied Research. It's just regression!* New York: Guilford Press.
- Books, John W., und Charles L. Prysby. 1991. *Political behavior and the local context*. New York: Praeger.
- Boomgaarden, Hajo G., Andreas R. T. Schuck, Matthijs Elenbaas, und Claes H. de Vreese. 2011. Mapping EU attitudes: Conceptual and empirical dimensions of Euroscepticism and EU support. *European Union Politics* 12 (2): 241-266.
- Brambor, Thomas, William Roberts Clark, und Matt Golder. 2006. Understanding Interaction Models: Improving Empirical Analyses. *Political Analysis* 14 (1): 63-82.
- Braun, Daniela, Nicole Seher, Markus Tausendpfund, und Ansgar Wolsing. 2010. Einstellungen gegenüber Immigranten und die Zustimmung zur Europäischen Integration. Eine Mehrebenenanalyse. Mannheim. Mannheimer Zentrum für Europäische Sozialforschung (Arbeitspapier Nr. 136).
- Braun, Daniela, und Markus Tausendpfund. 2013. Immigration als Erklärung für die Zustimmung zur weiteren Europäischen Integration. Eine europaweite empirische Analyse. *Zeitschrift für Vergleichende Politikwissenschaft* 7 (3): 205-226.
- Braun, Daniela, und Markus Tausendpfund. 2014. The Impact of the Euro Crisis on Citizens's Support for the European Union. *Journal of European Integration* 36 (3): 231-245.
- Braun, Daniela, und Markus Tausendpfund. 2018. Europawahlen 2014. Die Wahl euroskeptischer Parteien im Schatten der Wirtschaftskrise. In *Parteien und die Politisierung der Europäischen Union*, Hrsg. Lisa H. Anders, Henrik Scheller und Thomas Tuntschew, 73-102. Wiesbaden: Springer VS.
- Burbank, Matthew J. 1995. How do contextual effects work? Developing a theoretical model. In *Spatial and Contextual Model Model in Political Research*, Hrsg. Munroe Eagles, 165-178. London: Taylor & Francis.
- Carey, Sean. 2002. Undivided Loyalties: Is National Identity an Obstacle to European Integration? *European Union Politics* 3 (4): 387-413.
- Coleman, James S. 1986. Social Theory, Social Research, and a Theory of Action. *American Journal of Sociology* 91 (6): 1309-1335.
- Dalton, Russell J., und Christopher J. Anderson, Hrsg. 2011. *Citizens, Context and Choice. How Context Shapes Citizens' Electoral Choices*. Oxford: Oxford University Press.

- De Vreese, Claes H., und Hajo G. Boomgaarden. 2005. Projecting EU Referendums: Fear of Immigration and Support for European Integration. *European Union Politics* 6 (1): 59-82.
- Dedrick, Robert F., John M. Ferron, Melinda R. Hess, Kristine Y. Hogarty, Jeffrey D. Kromrey, Thomas R. Lang, John D. Niles, und Reginald S. Lee. 2009. Multilevel Modeling: A Review of Methodological Issues and Applications. *Review of Educational Research* 79 (1): 69-102.
- Down, Ian, und Carole J. Wilson. 2013. A rising generation of Europeans? Life-cycle and cohort effects on support for 'Europe'. *European Journal of Political Research* 52 (4): 431-456.
- Down, Ian, und Carole J. Wilson. 2017. A rising generation of Europeans? Revisited. *European Journal of Political Research* 56 (1): 199-214.
- Dülmer, Hermann, und Dieter Ohr. 2008. Rechtsextremistische Wahlabsicht und regionaler Kontext. Mehrebenenanalysen zur Rolle sozialer Milieus und regionaler Gruppenkonflikte in Deutschland. *Politische Vierteljahresschrift* 49 (3): 491-517.
- Elff, Martin, Jan Paul Heisig, Merlin Schaeffer, und Susumu Shikano. 2020. Multilevel Analysis with Few Clusters: Improving Likelihood-based Methods to Provide Unbiased Estimates and Accurate Inference. *British Journal of Political Science*: doi: 10.1017/S0007123419000097.
- Esser, Hartmut. 1988. Sozialökologische Stadtforschung und Mehr-Ebenen-Analyse. In *Soziologische Stadtforschung. Sonderheft 29 der Kölner Zeitschrift für Soziologie und Sozialpsychologie*, Hrsg. Jürgen Friedrichs, 35-55. Opladen: Westdeutscher Verlag.
- Esser, Hartmut. 1999. *Soziologie – Spezielle Grundlagen. Band 1: Situationslogik und Handeln*. Frankfurt a.M.: Campus.
- Esser, Hartmut. 2001. *Soziologie – Spezielle Grundlagen. Band 6: Sinn und Kultur*. Frankfurt a.M.: Campus.
- Finch, W. Holmes, Jocelyn E. Bolin, und Ken Kelley. 2014. *Multilevel Modeling Using R*. Boca Raton: CRC Press.
- Friedrichs, Jürgen, und Alexandra Nonnenmacher. 2010. Welche Mechanismen erklären Kontexteffekte? In *Komparative empirische Sozialforschung*, Hrsg. Tilo Beckers, Klaus Birkelbach, Jörg Hagenah und Ulrich Rosar, 469-497. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Friedrichs, Jürgen, und Alexandra Nonnenmacher, Hrsg. 2014. *Soziale Kontexte und Soziale Mechanismen. Kölner Zeitschrift für Soziologie und Sozialpsychologie. Sonderheft 54/2014*. Wiesbaden: Springer VS.
- Gabel, Matthew J. 1998. *Interests and Integration. Market Liberalization, Public Opinion, and European Union*. Ann Arbor: University of Michigan Press.
- Gabel, Matthew, und Harvey D. Palmer. 1995. Understanding variation in public support for European Integration. *European Journal of Political Research* 27 (1): 3-19.
- Gautschi, Thomas. 2010. Maximum-Likelihood Schätztheorie. In *Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse*, Hrsg. Christof Wolf und Henning Best, 205-236. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.

- Geißler, Rainer. 2014. *Die Sozialstruktur Deutschlands*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Gelman, Andrew, und Jennifer Hill. 2007. *Data Analysis Using Regression and Multilevel/Hierarchical Models*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Genna, Gaspare M. 2009. Positive country images, trust and public support for European integration. *Comparative European Politics* 7 (2): 213-232.
- Gorard, Stephen. 2007. The dubious benefits of multi-level modeling. *International Journal of Research & Method in Education* 30 (2): 221-236.
- Hadjar, Andreas, und Rolf Becker. 2006. Bildungsexpansion und Wandel des politischen Interesses in Westdeutschland zwischen 1980 und 2002. *Politische Vierteljahresschrift* 47 (1): 12-34.
- Heck, Ronald H., Scott L. Thomas, und Lynn N. Tabata. 2014. *Multilevel and Longitudinal Modeling with IBM SPSS*. New York: Routledge.
- Hinz, Thomas. 2009. Mehrebenenanalyse. In *Handbuch Methoden der Organisationsforschung. Quantitative und Qualitative Methoden*, Hrsg. Stefan Kühl, Petra Strodtholz und Andreas Tafertshofer, 648-667. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Hooghe, Liesbet, und Gary Marks. 2005. Calculation, Community and Cues: Public Opinion on European integration. *European Union Politics* 6 (4): 419-443.
- Hox, Joop J., Mirjam Moerbeek, und Rens van de Schoot. 2018. *Multilevel Analysis. Techniques and Applications*. New York: Routledge.
- Huckfeldt, Robert. 1986. *Politics in Context: Assimilation and Conflict in Urban Neighborhoods*. New York: Agathon Press.
- Huckfeldt, Robert, und John Sprague. 1995. *Citizens, Politics, and Social Communication. Information and influence in an election campaign*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Hummell, Hans J. 1972. *Probleme der Mehrebenenanalyse*. Stuttgart: Teubner.
- Jäckle, Sebastian. 2015. Mehrebenenanalyse. In *Methodologie, Methoden, Forschungsdesign. Ein Lehrbuch für fortgeschrittene Studierende der Politikwissenschaft*, Hrsg. Achim Hildebrandt, Sebastian Jäckle, Frieder Wolf und Andreas Heindl, 139-161. Wiesbaden: Springer VS.
- Jäckle, Sebastian, und Julian Schärdel. 2017. Mehrebenenanalyse. In *Neue Trends in den Sozialwissenschaften*, Hrsg. Sebastian Jäckle, 147-175. Wiesbaden: Springer VS.
- Kaina, Viktoria. 2009. *Wir in Europa. Kollektive Identität und Demokratie in der Europäischen Union*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Karp, Jeffrey A., und Shaun Bowler. 2006. Broadening and deeping or broadening versus deeping: The question of enlargement and Europe's 'hesitant Europeans'. *European Journal of Political Research* 45 (3): 369-390.
- Klein, Markus, und Manuela Pötschke. 2000. Wählen im sozialen Kontext: Mehrebenenanalysen des Wahlverhaltens bei den Bundestagswahlen der Jahre 1969 bis 1998. In *50 Jahre empiri-*

- sche Wahlforschung in Deutschland. Entwicklung, Befunde, Perspektiven, Daten*, Hrsg. Markus Klein, Wolfgang Jagodzinski, Ekkehard Mochmann und Dieter Ohr, 182-211. Wiesbaden: Westdeutscher Verlag.
- Knigge-McKenna, Pia, und Oskar Niedermayer. 1990. *European Attitudes of Women*. Zentrum für Europäische Umfrageanalysen und Studien. Zentrum für Europäische Umfrageanalysen und Studien.
- Kohler, Ulrich, und Frauke Kreuter. 2017. *Datenanalyse mit Stata. Allgemeine Konzepte der Datenanalyse und ihre praktische Anwendung*. Berlin: de Gruyter.
- Lange, Hendrik. 2018. *Determinanten der Demokratiezufriedenheit. Einfluss ökonomischer Faktoren auf die politische Kultur in der BRD*. Wiesbaden: Springer VS.
- Langer, Wolfgang. 2009. *Mehrebenenanalyse. Eine Einführung für Forschung und Praxis*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Langer, Wolfgang. 2010. Mehrebenenanalyse mit Querschnittsdaten. In *Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse*, Hrsg. Christof Wolf und Henning Best, 741-774. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Liebert, Ulrike. 1998. Das gender gap in der europäischen Öffentlichkeit als Problem der international vergleichenden Meinungsforschung. In *Europa der Bürger? Voraussetzungen, Alternativen, Konsequenzen*, Hrsg. Thomas König, Elmar Rieger und Hermann Schmitt, 177-200. Frankfurt: Campus.
- Maddala, Gangadharrao S. 1986. *Limited-dependent and qualitative variables in econometrics*. Cambridge: Cambridge University Press.
- McFadden, Daniel. 1979. Quantitative methods for analysing travel behavior of individuals: Some recent Developments. In *Behavioral Travel Modelling*, Hrsg. David A. Hensher und Peter R. Stopher, 279-318. London: Croom Helm.
- 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. 2003. Anti-Immigrant Prejudice in Europe: Contact, Threat Perception, and Preferences for the Exclusion of Migrants. *Social Forces* 81 (3): 909-936.
- McLaren, Lauren M. 2010. Public Opinion and the EU. In *European Union Politics*, Hrsg. Michelle Cini und Nieves Pérez-Solórzano Borragán, 375-390. Oxford: Oxford University Press.
- Mehmetoglu, Mehmet, und Tor Georg Jakobsen. 2017. *Applied Statistics using Stata. A Guide for the Social Sciences*. Los Angeles: Sage.
- Nelsen, Brent F., und James L. Guth. 2000. Exploring the Gender Gap: Women, Men and Public Attitudes toward European Integration. *European Union Politics* 1 (3): 267-291.
- Orbell, John M. 1970. An Information-Flow Theory of Community Influence. *The Journal of Politics* 32 (2): 322-338.
- Orum, Anthony M., Robert S. Cohen, Sheri Grassmuck, und Amy Orum. 1974. Sex, Socialization and Politics. *American Sociological Review* 39 (2): 197-209.

- Pappi, Franz-Urban. 1977. *Sozialstruktur und politische Konflikte in der Bundesrepublik. Individual- und Kontextanalysen der Wahlentscheidung*. Köln: Habilitationsschrift.
- Peffley, Mark, und Robert Rohrschneider. 2003. Democratization and political tolerance in seventeen countries: A multi-level model of democratic learning. *Political Research Quarterly* 56 (3): 243-257.
- Pollak, Reinhard. 2016. Schicht, soziale. In *Grundbegriffe der Soziologie*, Hrsg. Johannes Kopp und Anja Steinbach, 294-296. Wiesbaden: Springer VS.
- Pötschke, Manuela. 2006. Mehrebenenanalyse. In *Methoden der Politikwissenschaft. Neuere qualitative und quantitative Analyseverfahren*, Hrsg. Joachim Behnke, Thomas Gschwend, Delia Schindler und Kai-Uwe Schnapp, 167-179. Baden-Baden: Nomos.
- Pötschke, Manuela. 2014a. Aktuelle Probleme der Modellierung von Mehrebenen-Daten. *Soziale Kontexte und Soziale Mechanismen. Kölner Zeitschrift für Soziologie und Sozialpsychologie. Sonderheft 54/2014*. 54 (S1): 219-239.
- Pötschke, Manuela. 2014b. Mehrebenenanalyse. In *Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung*, Hrsg. Nina Baur und Jörg Blasius, 1101-1115. Wiesbaden: Springer VS.
- Putnam, Robert D. 1966. Political Attitudes and Local Community. *American Political Science Review* 60 (3): 640-654.
- Quaranta, Mario, und Sergio Martini. 2016. Does the economy really matter for satisfaction with democracy? Longitudinal and cross-country evidence from the European Union. *Electoral Studies* 42: 164-174.
- Rabe-Hesketh, Sophia, und Anders Skrondal. 2012a. *Multilevel and Longitudinal Modeling Using Stata. Volume I: Continuous Responses*. College Station: Stata Press.
- Rabe-Hesketh, Sophia, und Anders Skrondal. 2012b. *Multilevel and Longitudinal Modeling Using Stata. Volume II: Categorical Responses, Counts, and Survival*. College Station: Stata Press.
- Rattinger, Hans. 2009. *Einführung in die Politische Soziologie*. München: Oldenbourg.
- Raudenbush, Steven S., und Anthony W. Bryk. 2002. *Hierarchical Linear Models. Applications and Data Analysis Methods*. Thousand Oaks: Sage.
- Rosar, Ulrich. 2003. Die Einstellungen der Europäer zum Euro. Ein Anwendungsbeispiel der Mehrebenenanalyse als Instrument komparativer Umfrageforschung. In *Vergleichende politikwissenschaftliche Methoden: neue Entwicklungen und Diskussionen*, Hrsg. Susanne Pickel, Gert Pickel, Hans-Joachim Lauth und Detlef Jahn. Wiesbaden: Westdeutscher Verlag.
- Schmitt, Hermann, Sara B. Hobolt, Sebastian A. Popa, Eftichia Teperoglou, und European Parliament. 2015. *European Parliament Election Study 2014, Voter Study, First Post-Election Survey (ZA5160)*. Köln: GESIS.
- Schnell, Rainer, Paul B. Hill, und Elke Esser. 2013. *Methoden der empirischen Sozialforschung*. München: Oldenbourg.
- Smets, Kaat, und Carolien van Ham. 2013. The embarrassment of riches? A meta-analysis of individual-level research on voter turnout. *Electoral Studies* 32 (2): 344-359.

- Snijders, Tom A. 2003. Multilevel Analysis. In *The Sage Encyclopedia of Social Science Research Methods*, Hrsg. Michael S. Lewis-Beck, Alan E. Bryman und Tim F. Liao, 673-677. Thousand Oaks: Sage.
- Snijders, Tom A. B., und Roel J. Bosker. 1994. Modeled Variance in Two-Level Models. *Sociological Methods & Research* 22 (3): 342-363.
- Snijders, Tom A. B., und Roel J. Bosker. 2012. *Multilevel Analysis. An Introduction to Basic and Advanced Multilevel Modeling*. London: Sage.
- Sodeur, Wolfgang, und Jürgen H. P. Hoffmeyer-Zlotnik. 2005. Regionalisierung von statistischen Daten: Eine Einführung. In *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*, Hrsg. Arbeitsgruppe Regionale Standards. Bonn: Statistisches Bundesamt.
- Stecker, Christian, und Markus Tausendpfund. 2016. Multidimensional government-citizen congruence and satisfaction with democracy. *European Journal of Political Research* 55 (3): 492-511.
- Steenbergen, Marco R., und Bradford S. Jones. 2002. Modeling Multilevel Data Structures. *American Journal of Political Science* 46 (1): 218-237.
- Stegmueller, Daniel. 2013. How Many Countries for Multilevel Modeling? A Comparison of Frequentist and Bayesian Approaches. *American Journal of Political Science* 57 (3): 748-761.
- Tausendpfund, Markus. 2013. *Gemeinden als Rettungsanker der EU? Individuelle und kontextuelle Faktoren der Zustimmung der Bürgerinnen und Bürger zur Europäischen Union*. Baden-Baden: Nomos.
- Tiemann, Guido, Oliver Treib, und Andreas Wimmel. 2011. *Die EU und ihre Bürger*. Stuttgart: UTB.
- Trüdinger, Eva-Maria. 2008. Die Europäische Integration aus Sicht der Bevölkerung: Akzeptanz trotz Vielfalt. In *Die EU-Staaten im Vergleich. Strukturen, Prozesse, Politikinhalt*, Hrsg. Oscar W. Gabriel und Sabine Kropp, 215-235. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Urban, Dieter, und Jochen Mayerl. 2018. *Angewandte Regressionsanalyse: Theorie, Technik und Anwendung*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- van Deth, Jan W. 1990. Interest in Politics. In *Continuities in Political Action. A Longitudinal Study of Political Orientations in Three Western Democracies*, Hrsg. M. Kent Jennings und Jan W. van Deth et al., 275-312. Berlin: de Gruyter.
- van Deth, Jan W., und Markus Tausendpfund. 2013. Schlussbetrachtung: Warum ist nicht alle Politik lokale Politik? In *Politik im Kontext: Ist alle Politik lokale Politik? Individuelle und kontextuelle Determinanten politischer Orientierungen*, Hrsg. Jan W. van Deth und Markus Tausendpfund, 441-455. Wiesbaden: Springer VS.
- Wass, Hanna, und André Blais. 2017. Turnout. In *The SAGE Handbook of Electoral Behaviour*, Hrsg. Kai Arzheimer, Jocelyn Evans und Michael S. Lewis-Beck, 459-487. London: Sage.

Wenzelburger, Georg, Sebastian Jäckle, und Pascal König. 2014. *Weiterführende statistische Methoden für Politikwissenschaftler. Eine anwendungsbezogene Einführung mit Stata*. München: Oldenbourg.