

Modellierung von Kontexteffekten: Voraussetzungen, Verfahren und eine empirische Anwendung am Beispiel des politischen Informationsverhaltens

Ohr, Dieter

Veröffentlichungsversion / Published Version

Zeitschriftenartikel / journal article

Zur Verfügung gestellt in Kooperation mit / provided in cooperation with:

GESIS - Leibniz-Institut für Sozialwissenschaften

Empfohlene Zitierung / Suggested Citation:

Ohr, D. (1999). Modellierung von Kontexteffekten: Voraussetzungen, Verfahren und eine empirische Anwendung am Beispiel des politischen Informationsverhaltens. *ZA-Information / Zentralarchiv für Empirische Sozialforschung*, 44, 39-63. <https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:0168-ssoar-199708>

Nutzungsbedingungen:

Dieser Text wird unter einer Deposit-Lizenz (Keine Weiterverbreitung - keine Bearbeitung) zur Verfügung gestellt. Gewährt wird ein nicht exklusives, nicht übertragbares, persönliches und beschränktes Recht auf Nutzung dieses Dokuments. Dieses Dokument ist ausschließlich für den persönlichen, nicht-kommerziellen Gebrauch bestimmt. Auf sämtlichen Kopien dieses Dokuments müssen alle Urheberrechtshinweise und sonstigen Hinweise auf gesetzlichen Schutz beibehalten werden. Sie dürfen dieses Dokument nicht in irgendeiner Weise abändern, noch dürfen Sie dieses Dokument für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, aufführen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Mit der Verwendung dieses Dokuments erkennen Sie die Nutzungsbedingungen an.

Terms of use:

This document is made available under Deposit Licence (No Redistribution - no modifications). We grant a non-exclusive, non-transferable, individual and limited right to using this document. This document is solely intended for your personal, non-commercial use. All of the copies of this documents must retain all copyright information and other information regarding legal protection. You are not allowed to alter this document in any way, to copy it for public or commercial purposes, to exhibit the document in public, to perform, distribute or otherwise use the document in public.

By using this particular document, you accept the above-stated conditions of use.

Modellierung von Kontexteffekten: Voraussetzungen, Verfahren und eine empirische Anwendung am Beispiel des politischen Informationsverhaltens

von Dieter Ohr¹

Zusammenfassung

In diesem Beitrag werden Verfahren der Modellierung von Kontexteinflüssen verglichen - unter methodischer Perspektive und in der empirischen Anwendung. Neben einer Diskussion wichtiger Voraussetzungen für das Vorliegen von Kontexteffekten werden in einem zweiten Schritt traditionelle Verfahren der Modellierung von Kontexteffekten - die separate Analyse von Kontexteinheiten, die Modellierung mit Hilfe von Dummy-Variablen sowie die explizite Modellierung von Kontexteinflüssen - Modellen der Mehrebenenanalyse gegenübergestellt, in denen Zufallskoeffizienten geschätzt werden. In einem dritten Schritt werden die traditionellen Verfahren der Modellierung von Kontexteinflüssen und die Modelle mit Zufallskoeffizienten empirisch angewendet und in ihren Ergebnissen verglichen. Zielvariable in den empirischen Analysen ist das politische Informationsverhalten während des Wahlkampfes. Grundlage der empirischen Kontextanalysen sind Daten einer eigenen Studie zur nordrhein-westfälischen Landtagswahl 1995 in Köln. Es zeigt sich, daß Modelle mit Zufallskoeffizienten hinsichtlich inhaltlicher Vorgaben und zu treffender Modellannahmen flexibler und für eine Vielzahl empirischer Anwendungen besser geeignet sind als traditionelle Verfahren. Dies muß sich freilich nicht notwendigerweise in substantiell unterschiedlichen Ergebnissen niederschlagen, wie die empirische Analyse dieses Beitrags zeigt.

Abstract

This article compares methods which are supposed to model context effects. Comparison is done in a methodological perspective as well as empirically. First, important preconditions for the context to affect individual level phenomena will be discussed. In a second

1 Dr. **Dieter Ohr** ist Universitätsassistent am Institut für Angewandte Sozialforschung der Universität zu Köln. Zur Zeit ist er auf dieser Stelle beurlaubt, um ein zweijähriges Habilitationsstipendium am Zentralarchiv für Empirische Sozialforschung wahrzunehmen.

step traditional methods to model context effects - the separate analysis of contextual units, the modeling of dummy-variables and the explicit modeling of contextual influence - will be contrasted with multi level models that allow to estimate random coefficients. In a third step both the traditional and random coefficient methods are compared within an empirical application. The dependent variable in the empirical analyses is the political information behavior during the election campaign. The context analyses are based on survey data for the North-Rhine Westfalian State election 1995 in Cologne. It can be seen that models with random coefficients are much more flexible with respect to substantive postulates as well as methodological assumptions. For many empirical applications random coefficient models will therefore be more adequate than traditional methods of context analysis. However, this greater flexibility does not necessarily lead to diverging results as the empirical analyses in this article are able to show.

1 Einleitung

1.1 Räumlicher Kontext und individuelles politisches Verhalten: Methodische und theoretische Überlegungen

Bei der Analyse von Umfragedaten liegt häufig die Situation vor, daß zwei Individualmerkmale X und Y stark zusammenhängen. Eine kausale Interpretation der Beziehung, die in ihrem Erklärungsmechanismus auf den Effekt des individuellen Merkmals X abhebt, ist aber selbst dann noch prekär, wenn für eine Reihe theoretisch relevanter Drittvariablen Z_1, Z_2, \dots, Z_K statistisch kontrolliert wurde. Denn es ist nicht auszuschließen, daß eine weitere Drittvariable Z_{K+1} , der räumliche, etwa der regionale Kontext, die ermittelte Individualbeziehung zu erklären vermag. Tabelle 1 erläutert dies an einem fiktiven Zahlenbeispiel. Für die gesamte Stichprobe (n=300) liegt eine relativ starke Assoziation zwischen den beiden Individualmerkmalen X und Y vor. Die Prozentsatzdifferenz beträgt 52,8 Prozentpunkte. Zerlegt man allerdings die Gesamtstichprobe in drei Bezirke, so verschwindet innerhalb der Bezirke die Beziehung. Die Prozentsatzdifferenz in den Bezirken ist jeweils Null. Interpretiert man die Y-Variable als zu erklärende Variable, so wird die Variation der individuellen Zielvariablen allein durch das Merkmal des räumlichen Kontextes erklärt. Ignorierte man dieses Merkmal in der statistischen Analyse, hätte dies fatale Konsequenzen für die Gültigkeit der kausalen Interpretation. Man hätte einer spezifischen Spielart der Scheinkausalität, hier in Gestalt des sog. *universal fallacy* (Alker 1969: 79-81), nicht genügend Rechnung getragen. Beziehungen für die gesamte Stichprobe können eben nicht ohne weiteres auf Teilstichproben übertragen werden. Insofern wäre es also in diesem Beispiel unbedingt erforderlich, die Individualeffekte für Einflüsse des räumlichen Kontextes zu kontrollieren.²

2 Man spricht in der Kontextanalyse von sog. Gruppenkompositionseffekten, wenn sowohl das Individualmerkmal wie das korrespondierende Aggregatmerkmal als unabhängige Variable ein abhängiges Indivi-

Tabelle 1: Unterschiedliche Beziehungen in Gesamtstichprobe und in Teilstichproben
(Spaltenprozentsätze, in Klammern absolute Häufigkeiten)

Gesamt: (n=300)			Bezirk 1: X=1: 90% (n=100)			Bezirk 2: X=1: 10% (n=100)			Bezirk 3: X=1: 20% (n=100)		
	X=0	X=1		X=0	X=1		X=0	X=1		X=0	X=1
Y=0	81.1%	28.3%	Y=0	10%	10%	Y=0	90%	90%	Y=0	80%	80%
	(146)	(34)		(1)	(9)		(81)	(9)		(64)	(16)
Y=1	18.9%	71.7%	Y=1	90%	90%	Y=1	10%	10%	Y=1	20%	20%
	(34)	(86)		(9)	(81)		(9)	(1)		(16)	(4)

Wie kann ein möglicher Einfluß des lokalen oder regionalen Kontextes auf politische Einstellungen und individuelles politisches Verhalten theoretisch begründet werden? Welche Voraussetzungen müssen gegeben sein, damit sich auch empirisch ein Einfluß des räumlichen Kontextes nachweisen läßt? Am häufigsten werden Einflüsse des räumlichen Kontextes auf politisches Verhalten mit einem Mechanismus begründet, der von der *Beeinflussung von Individuen im Rahmen sozialer, kontextgebundener Interaktionen* ausgeht (**Pappi** 1976: 175).³ Dem Interaktionsansatz liegt dabei ein Zwei-Stufen-Modell zugrunde. Auf einer ersten Stufe repräsentieren die Aggregatmerkmale, die die regionalen Einheiten beschreiben, lokale Gelegenheitsstrukturen für soziale Beziehungen (**Pappi** 1976: 506). Die soziale Situation von Individuen wird so durch Eigenschaften des sozialen, meist räumlich

dualmerkmal beeinflussen. Kontextanalyse leistet darauf bezogen die "... Zerlegung eines Einflußfaktors in Verursachungsmechanismen ... und zwar nach einer intraindividuellen und einer transindividuellen Komponente" (**Pappi** 1976: 146).

3 Ein alternativer Mechanismus könnte Prozesse der sozialen Wahrnehmung in den Vordergrund des theoretischen Interesses stellen. Diskutiert wurden in der Literatur auch bezugsgruppentheoretische Identifikationsansätze und die Parteiaktivitätstheorie. Parteiaktivität ist danach zum Beispiel in der Lage, den sogenannten Mehrheitseffekt (breakage effect) zu erklären, wonach die individuelle Wahl einer bestimmten Partei umso wahrscheinlicher wird, je größer die Mehrheit dieser Partei in einer Region ist (**Pappi** 1976).

definierten Kontextes definiert. Auf einer zweiten Stufe ist sodann mikrotheoretisch zu modellieren, wie die soziale Situation auf das Individuum wirkt, beziehungsweise, aus der Sicht des Individuums, wie dieses auf den es umgebenden Kontext reagiert (*Pappi* 1976: 178). Hält man den Ansatz sozialer Interaktionen für geeignet, den Einfluß des räumlichen Kontextes zu erklären, ist eine plausible und anschauliche Deutung der in der Regel verwendeten Kontextmerkmale möglich, wie sich am Beispiel der Wahlentscheidung für eine Partei zeigen läßt. So scheint es bei der Parteienwahl plausibel, anzunehmen, daß nicht nur Attribute des individuellen Wählers selbst, sondern auch das parteipolitische Klima des räumlichen Kontextes, etwa der Gemeinde, die Wahlentscheidung mitbestimmt. Dieses parteipolitische Klima könnte durch den Anteil der SPD-Wähler in der Gemeinde operationalisiert werden. Der SPD-Anteil wiederum läßt sich im Rahmen des Ansatzes sozialer Interaktion deuten als Wahrscheinlichkeit dafür, einem SPD-Wähler zu begegnen und mit diesem zu interagieren. Eine solche Interpretation gilt freilich nur dann, wenn derartige Begegnungen und Kontakte zufällig sind - zufällig im Hinblick auf das Kontextmerkmal (*Pappi* 1976: 220). Ist dagegen die Aufnahme und das Zustandekommen politischer Gespräche von vornherein davon abhängig, welche Parteipräferenz der potentielle Gesprächspartner besitzt, kann der Anteil der SPD-Wähler nur noch wenig über die Kontaktwahrscheinlichkeit aussagen.

Mit der Annahme zufälliger Kontakte ist eine erste Annahme genannt, die erfüllt sein muß, damit Merkmale, die den räumlichen Kontext erfassen, empirisch nachweisbare Effekte entfalten können. Neben dieser ersten Annahme müssen weitere Bedingungen gegeben sein. Gelten auch diese Bedingungen nur teilweise, so wird der räumliche Kontext kein großes Gewicht in der empirischen Analyse haben. Eine zweite Bedingung hebt darauf ab, inwiefern die *geographische Distanz* zwischen Ego und potentiellen Interaktionspartnern die Wahrscheinlichkeit dafür bestimmt, daß ein Kontakt, etwa ein Gespräch über Politik, zustande kommt. Idealerweise wäre es bei der Verwendung des Interaktionsansatzes deshalb erforderlich, "... die räumliche Reichweite der Interaktionen festzustellen. Wenn dies nicht im Detail geschehen kann, muß zumindest bekannt sein, ob die Freundeswahlen oder sonstigen sozialen Beziehungen auf den jeweiligen Kontext beschränkt sind oder nicht" (*Pappi* 1976: 227). In der Praxis geschieht dies freilich nur selten. Man behilft sich vielmehr mit ziemlich restriktiven Annahmen. So unterstellt man erstens, daß die Interaktionswahrscheinlichkeit eines Individuums innerhalb der Grenzen einer Kontexteinheit für alle Distanzen gleich ist (*Pappi* 1976: 227). Mit anderen Worten: Die geographische Distanz hat innerhalb einer Kontexteinheit keinerlei Einfluß auf die Wahrscheinlichkeit, mit potentiellen Interaktionspartnern in Kontakt zu treten. Die Kontaktwahrscheinlichkeit wird allein durch die Verteilung des Kontextmerkmals bestimmt. Weiter wird angenommen, daß die Interaktionswahrscheinlichkeit außerhalb der Kontexteinheit für alle Distanzen Null ist (*Pappi* 1976: 227). Ein Individuum tritt also, so die Annahme, nur mit Personen seiner Kontexteinheit in Kontakt, die sozialen Beziehungen einer Person werden als kontext-

gebunden gesehen. Verfolgt man dabei eine Hypothese, nach der die Einflüsse des Kontextes nach Mitgliedschaften in Organisationen variieren, wird die Definition des Kontextes wichtig. Vereine etwa werden ihre Mitglieder sicherlich über die Grenzen von Stimmbezirken hinweg rekrutieren, vielleicht aber nicht mehr über die Grenzen von Stadtteilen hinweg (*Pappi* 1976: 226). Die Annahme der Kontextgebundenheit ist nicht nur für direkte, face-to-face-Kontakte, die durch das Kontextmerkmal indiziert werden sollen, bedeutsam, sondern allgemein für Kommunikationsprozesse. Gerade Kontakte mit den Massenmedien sind dadurch charakterisiert, daß sie nicht auf die betrachtete räumliche Kontexteinheit beschränkt bleiben. Insofern werden Wirkungen der Massenmedien daher das Potential für räumliche Kontexteffekte tendenziell einschränken (*Falter* 1978: 858).

Für die Deutung eines Anteils als Maß für die Kontaktwahrscheinlichkeit ist des weiteren wichtig, daß das Kontextmerkmal innerhalb der Kontexteinheiten räumlich nicht zu stark geklumpt ist (*Pappi* 1976: 229). Wären etwa Arbeitslose innerhalb eines Stadtteils stark auf bestimmte Bezirke konzentriert, so könnte selbst eine sehr hohe Arbeitslosenquote des Stadtteils bedeuten, daß in weiten Teilen des Stadtteils die Wahrscheinlichkeit, einem Arbeitslosen zu begegnen, stark von der durchschnittlichen Quote abweicht. Ein Anteil kann also nur dann eine Kontaktwahrscheinlichkeit gut indizieren, wenn die Untersuchungseinheiten bezüglich dieses Merkmals in den Kontexteinheiten gut durchmischt sind.

Eine allgemeine Regel bei der Analyse statistischer Zusammenhänge besagt, daß sowohl die erklärende wie auch die zu erklärende Variable hinreichend über die Untersuchungseinheiten hinweg streuen müssen.⁴ Diese Regel läßt sich auch auf die Kontextanalyse übertragen. Auch hier gilt sowohl für das Explanandum wie für die potentiellen Erklärungsgrößen, daß die Merkmale streuen müssen, jetzt *zwischen den Kontexten*. Das Verhältnis der externen Varianz, der Varianz zwischen den Kontexteinheiten, zur Gesamtvarianz ist dabei ein Maß für die Obergrenze eines Kontexteffekts (*Pappi* 1976: 229). Je größer also die Variation zwischen den Kontexten ist, relativ zur Gesamtvariation, desto homogener werden kontextintern die Untersuchungseinheiten. Methodisch gesehen bedeutet eine solche Homogenität eine Verletzung der Unabhängigkeitsannahme für die Untersuchungseinheiten. Anders formuliert: Je größer das Potential für Kontexteinflüsse im konkreten Anwendungsfall ist, desto eher ist eine zentrale Annahme der meisten statistischen Verfahren verletzt, nämlich die Annahme statistischer Unabhängigkeit der Beobachtungen.

Die Überlegungen dieses Abschnitts sollten vor allem eines verdeutlichen: Der empirische Nachweis von Einflüssen des räumlichen Kontextes auf individuelles politisches Verhalten ist an eine Reihe von Voraussetzungen geknüpft. Wenn diese Voraussetzungen nicht gege-

4 Bei einer linearen Einfachregression ist der unstandardisierte Regressionskoeffizient Null, wenn die abhängige Variable keine Streuung besitzt (Standardabweichung von Null). Ist die unabhängige Variable Null, so ist der Regressionskoeffizient nicht definiert.

ben sind, wird es sehr schwer Kontexteffekte zu finden. Die genannten Punkte geben also zumindest zum Teil eine Antwort darauf, weshalb Effekte des räumlichen Kontextes unter Umständen nur schwach ausfallen.⁵

Im weiteren will ich wie folgt vorgehen. Im nächsten Abschnitt (1.2) werde ich kurz einige inhaltliche Überlegungen zum politischen Informationsverhalten im Wahlkampf formulieren, da die empirischen Kontextanalysen des dritten Abschnitts hierauf Bezug nehmen. Der zweite Abschnitt widmet sich der Diskussion verschiedener Verfahren, die Effekte des räumlichen Kontextes auf individuelles Verhalten (allgemein: individuelle Merkmale) zu schätzen in der Lage sind. Im dritten Abschnitt werde ich die verschiedenen Verfahren der Kontextanalyse auf das politische Informationsverhalten anwenden.

1.2 Individual- und Kontexthypothesen zum politischen Informationsverhalten im Wahlkampf

Können Merkmale des räumlichen Kontextes, kann die lokale Gelegenheitsstruktur die Erklärung des individuellen politischen Informationsverhaltens in einer relevanten und signifikanten Weise verbessern? Verändern sich die allein mit Individualdaten geschätzten Erklärungsmodelle für das politische Informationsverhalten, wenn zusätzlich der Einfluß räumlicher Kontextmerkmale modelliert wird?

Um empirisch entscheiden zu können, welche Rolle der räumliche Kontext in Modellen des individuellen politischen Informationsverhaltens zu spielen vermag, ist zunächst zu erörtern, welche *individuellen Merkmale* die politische Informationssuche erklären können. Wie und aus welchen individuellen Beweggründen heraus informieren sich Bürger während des Wahlkampfes über die anstehende Wahl? An anderer Stelle wurde gezeigt, daß zur Erklärung der politischen Informationssuche im Wahlkampf vornehmlich solche Anreize wichtig sind, die unabhängig vom Wahlausgang sind (vgl. dazu ausführlich *Kühnel* und *Ohr* 1996; *Ohr* und *Schrott* 1999): Verhaltenserwartungen des unmittelbaren sozialen Umfelds, insbesondere in der Familie und bei Freunden⁶, ebenso eine verinnerlichte Norm, politisch informiert zu sein. Dabei wirken die Verhaltenserwartungen des Primärumsfelds und eine verinnerlichte Informationsnorm vermittelt über das politische Interesse auf das politische Informationsverhalten: Mit den auf politische Informiertheit gerichteten Verhaltenserwartungen und einer Informationsnorm steigt zunächst das politische Interesse im

5 "The available evidence suggests a rather low additional predictive influence of the context when using aggregated contextual variables. ... This applies also to possible interaction effects between individual and contextual variables" (*Falter* 1978: 860-861).

6 Verhaltenserwartungen des Primärumsfelds sind ebenfalls Kontextmerkmale. Sie unterscheiden sich aber von den Merkmalen des räumlichen Kontexts darin, daß, zumindest im Prinzip, jede Person einen unterschiedlichen Wert haben kann. Die Merkmale des räumlichen Kontextes sind dagegen dadurch charakterisiert, daß innerhalb einer Kontexteinheit alle Personen den jeweils gleichen Wert für das Kontextmerkmal aufweisen.

allgemeinen und das Interesse am Wahlkampf im besonderen, und dieses gesteigerte Interesse bewirkt wiederum eine Intensivierung der Informationssuche. Wenn man sich in diesem zweistufigen Modell der politischen Informationssuche vor allem auf die direkten Bestimmungsgründe, und damit auf das politische Interesse, konzentriert, kann man die folgende Individualhypothese formulieren:

Je größer das politische Interesse eines Individuums, desto intensiver ist die politische Informationssuche während des Wahlkampfes.

Einige andere individuelle Merkmale mögen ebenfalls noch eine gewisse Rolle für die Informationssuche während eines Wahlkampfes spielen, so etwa die Überzeugung, selbst Einfluß auf politische Entscheidungen ausüben zu können. Zentral sollte aber das individuelle Interesse an Politik sein. Im eigenen politischen Interesse sind implizit die Verhaltenserwartungen des primären sozialen Umfelds enthalten, da mit diesen, so das zweistufige Erklärungsmodell, das Politikinteresse steigt. Solchen Verhaltenserwartungen des primären Umfelds, in der Familie und bei Freunden, versuchen die Individuen gerecht zu werden, um nicht innerhalb ihres engeren sozialen Umfelds Einbußen im sozialen Ansehen zu erleiden. Eine Norm, in politischen Fragen informiert zu sein, ist in weiten Teilen der Bevölkerung anerkannt (vgl. **Kühnel** und **Ohr** 1996). Ein Bürger muß deswegen gewärtigen, nicht allein in seinem engeren Umfeld zur Politik Stellung nehmen zu müssen, sondern auch im weiteren Umfeld, etwa im Gespräch mit Nachbarn oder in der Warteschlange beim Einkauf. Je wahrscheinlicher es also ist, in alltäglichen Lebenssituationen mit politisch interessierten und politisch informierten Menschen in Kontakt zu kommen und möglicherweise in politische Gespräche verwickelt zu werden, desto eher wird man versuchen, für solche Situationen gewappnet zu sein. Mithin dürfte nicht nur das primäre soziale Umfeld, sondern auch der weitere Kontext eines Individuums Einfluß darauf nehmen, wie intensiv man sich mit politischen Fragen auseinandersetzt. Wird der Stadtteil beziehungsweise der Wahlbezirk, in dem eine Person lebt, als der weitere räumliche und soziale Kontext aufgefaßt, so kann die Hypothese zum Einfluß der räumlichen, lokalen Gelegenheitsstruktur auf das politische Informationsverhalten wie folgt formuliert werden:

Je größer das durchschnittliche Niveau des politischen Interesses in einem Stadtteil bzw. Wahlbezirk, desto intensiver ist das politische Informationsverhalten während des Wahlkampfes.

2 Methoden der Modellierung von Kontexteffekten

2.1 Traditionelle Methoden der Kontextanalyse

Eine erste Möglichkeit, den Einfluß des räumlichen Kontextes in der statistischen Analyse zu berücksichtigen, besteht darin, die Effekte der unabhängigen individuellen Merkmale auf individuelles politisches Verhalten jeweils *separat für die einzelnen Kontexteinheiten* zu schätzen. Im einfachsten Fall wird dabei ein Individualmodell formuliert, in dem ein Individualmerkmal X_{1ij} , etwa das politische Interesse, das individuelle Informationsverhalten Y_{ij} erklärt.⁷ Jede Kontexteinheit wird durch ein eigenes Interzept β_{0j} und einen eigenen Steigungskoeffizienten β_{1j} beschrieben:

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j} \cdot X_{1ij} + \varepsilon_{ij} \quad j=1,2, \dots, J. \quad (1)$$

Für die Störgröße ε_{ij} jeder Beobachtung in jeder Kontexteinheit wird – unter anderem – angenommen, daß ihre Varianz, σ_j^2 , sich zwischen den Kontexteinheiten unterscheiden kann. Ist dies tatsächlich der Fall, so stellt die separate Schätzung der Individualeffekte in den einzelnen Kontexten eine angemessene Methode dar, um den Einfluß des räumlichen Kontextes in Rechnung zu stellen, da so der Kontext jeweils konstant gehalten wird. Der wesentliche Nachteil dieser Methode liegt darin, daß die Ursachen für etwaige Unterschiede zwischen den Kontexteinheiten im Dunkeln bleiben: "Such a design can avoid combining cross-level data because ... contextual effects ... are essentially held constant In this sense, context is implicitly modeled by *not* being modeled" (**Jones und Steenbergen** 1997: 7). Eine effektive Kontrolle für Kontexteinflüsse wird zwar erreicht, ebenso ist eine Quantifizierung der Kontexteffekte möglich.⁸ In welcher Weise aber welche Attribute des räumlichen Kontextes auf individuelle Merkmale Einfluß nehmen, bleibt offen.

Eine Quantifizierung des Einflusses kontextueller Merkmale wird ebenfalls geleistet, wenn man *Kontexteffekte mit Hilfe von Dummy-Variablen* modelliert (**Bressoux u.a.** 1997). In Gleichung (2) ist dieses Verfahren dargestellt. Dabei ist hier zunächst angenommen, daß der Steigungskoeffizient für das Individualmerkmal X_{1ij} , hier mit γ_1 bezeichnet, sich nicht zwischen den Kontexteinheiten unterscheidet (vgl. **Bressoux u.a.** 1997: 74). Das Individualmerkmal steht nach Gleichung (2) in einer linear-additiven Beziehung zu Y_{ij} ,

7 Der Laufindex i steht für die Personen innerhalb der Kontexteinheiten, der Laufindex j für die Kontexteinheiten, etwa für Wahlbezirke.

8 Ob sich bei der separaten Schätzung die Koeffizienten zwischen den Kontexteinheiten signifikant voneinander unterscheiden, läßt sich mit Hilfe des Wald-Tests überprüfen (vgl. hierzu **Kühnel** 1996: 153-156). Allerdings sind die entsprechenden Prüfgrößen des Wald-Tests nicht Bestandteil gängiger Statistikprogramme wie SPSS, sondern müssen mit Matrixfunktionen programmiert werden (dazu ebenfalls **Kühnel** 1996: 153-156).

sogenannte cross level-Interaktionseffekte zwischen Individualmerkmal und dem Kontext werden hier ausgeschlossen:

$$Y_{ij} = \gamma_0 + \gamma_1 \cdot X_{1ij} + \lambda_1 \cdot D_1 + \lambda_2 \cdot D_2 + \dots + \lambda_{J-1} \cdot D_{J-1} + \varepsilon_{ij} \quad (2)$$

In Gleichung (2) werden für die insgesamt J Kontexteinheiten kontextspezifische Niveaus der abhängigen Variablen angenommen. Das Regressionsinterzept gibt das Niveau für die Kontexteinheit J an, die J-1 Regressionskoeffizienten der Dummy-Variablen die Abweichung zu diesem Niveau. Für die Störgröße jeder Beobachtung in jeder Kontexteinheit wird nun eine konstante Varianz $\sigma_j^2 = \sigma^2$ unterstellt. Die Relevanz des kontextuellen Einflusses läßt sich über verschiedene Maße quantifizieren. Der Zuwachs im Bestimmtheitsmaß, wenn die Dummy-Variablen für J-1 Kontexteinheiten in die Regressionsgleichung einbezogen werden, zeigt an, wie bedeutsam der räumliche Kontext *insgesamt* für die Erklärung des individuellen Verhaltens ist.⁹ Die Regressionskoeffizienten der Dummy-Variablen drücken aus, inwieweit sich die einzelnen Kontexteinheiten in einem relevanten und signifikanten Maße voneinander unterscheiden (*Kühnel* 1996). Insofern läßt sich bei der Modellierung mit Dummy-Variablen die Quantifizierung des Kontexteinflusses auf etwas direktere Weise erreichen als bei der separaten Schätzung.

Auch die Modellierung mit Dummy-Variablen ist nicht ohne Nachteile: So wächst mit der Anzahl der Kontexteinheiten die Anzahl der zu schätzenden Parameter. Dadurch wird es unter Umständen ziemlich mühsam, ein endgültiges Modell zu finden, da bei einer Vielzahl von Dummy-Variablen einige Effekte insignifikant sein werden. Gerade bei sehr vielen Dummy-Variablen, noch dazu bei Interaktionseffekten mit Dummy-Variablen, ist die Multikollinearität in der Regel sehr hoch. Zudem ist die Interpretation bei sehr vielen Koeffizienten schwierig. Allerdings wiegen diese "Nachteile" nicht allzu schwer, wenn man allein an einer möglichst strengen Kontrolle für Kontexteinflüsse interessiert ist. Auf die Interpretation der Effekte einzelner Kontexteinheiten würde insoweit geringeres Gewicht gelegt. Wichtig wäre dann vor allem, *daß* man möglichst umfassend und streng für den räumlichen Kontext kontrolliert hat. Wie bei der separaten Schätzung nach Kontexteinheiten geben freilich auch die Koeffizienten von Dummy-Variablen (bzw. von Interaktionseffekten mit Dummy-Variablen) keine Hinweise darauf, welche Mechanismen den gemessenen Effekten zugrunde liegen. Ist man auch und vielleicht sogar vornehmlich daran interessiert, wie und über welchen kausalen Mechanismus der Kontext auf das individuelle Verhalten wirkt, führt kein Weg daran vorbei, *Kontexteffekte explizit zu modellieren* - mit denjenigen Merkmalen, die den Mechanismus abbilden. Bei der expliziten Kontext-

9 Bedeutsamkeit des räumlichen Kontextes heißt speziell für Gleichung (2), daß sich das Niveau der abhängigen Variable zwischen den Kontexteinheiten unterscheidet. Auch wenn das nicht der Fall ist, so könnte es gleichwohl je nach Kontexteinheit unterschiedliche Steigungskoeffizienten geben.

modellierung entspricht der Regressionsansatz für die j-te Kontexteinheit dem der separaten Schätzung:

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j} \cdot X_{1ij} + \varepsilon_{ij} \quad (1)$$

Jede der J Kontexteinheiten ist wieder charakterisiert durch ein Interzept β_{0j} und durch einen Steigungskoeffizienten β_{1j} . Diese Koeffizienten werden jetzt jedoch ihrerseits erklärt, nämlich durch die Merkmale des räumlichen Kontextes, etwa durch den Mittelwert des Individualmerkmals. Würde man also das politische Informationsverhalten eines Individuums, Y_{ij} , durch das politische Interesse, X_{1ij} , erklären wollen, so käme als Kontextmerkmal noch das mittlere politische Interesse, \bar{X}_{1j} , in den insgesamt J Kontexteinheiten als erklärendes Merkmal hinzu. Die Bestimmungsgleichungen für die Regressionskoeffizienten β_{0j} und β_{1j} lauten dann:

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01} \cdot \bar{X}_{1j} \quad (3.1)$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11} \cdot \bar{X}_{1j} \quad (3.2)$$

Beide Parameter sind hier lineare Funktionen des Gruppenmittelwertes einer metrischen Variablen, allgemein: Funktionen eines Kontextmerkmals. Dadurch, daß in Gleichung (3.2) der Steigungskoeffizient von X_{1ij} vom Kontextmerkmal \bar{X}_{1j} abhängt, beinhaltet das Modell einen Interaktionseffekt zwischen dem Individualmerkmal und dem Kontextmerkmal (cross level-Interaktionseffekt). Die Gleichungen für die beiden Regressionskoeffizienten enthalten keine Störgrößen, Interzept und Steigungskoeffizient werden allein durch das Kontextmerkmal bestimmt. Es handelt sich also jeweils qua Implikation um deterministische Beziehungen (*Jones* und *Steenbergen* 1997: 9). Setzt man (3.1) und (3.2) in (1) ein, erhält man eine Regressionsgleichung zur simultanen Bestimmung der Individual- effekte und der Kontexteffekte (vgl. *Iversen* 1991: 26):¹⁰

$$\begin{aligned} Y_{ij} &= \beta_{0j} + \beta_{1j} \cdot X_{1ij} + \varepsilon_{ij} = \\ &(\gamma_{00} + \gamma_{01} \cdot \bar{X}_{1j}) + (\gamma_{10} + \gamma_{11} \cdot \bar{X}_{1j}) \cdot X_{1ij} + \varepsilon_{ij} = \\ &\gamma_{00} + \gamma_{10} \cdot X_{1ij} + \gamma_{01} \cdot \bar{X}_{1j} + \gamma_{11} \cdot X_{1ij} \cdot \bar{X}_{1j} + \varepsilon_{ij} \end{aligned} \quad (4)$$

¹⁰ *Iversen* (1991) spricht hier von der "single equation method" und unterscheidet davon die "separate-equations method". Letztere schätzt zunächst die einzelnen Regressionsgleichungen separat für die Kontexte und verwendet dann in einem zweiten Schritt die geschätzten Koeffizienten als abhängige Variablen, die durch Variablen der zweiten Ebene erklärt werden. Simulationsstudien scheinen darauf hinzuweisen, daß die "single equation method" im allgemeinen zu besseren Ergebnissen führt als die "separate-equations method".

Sofern man über hinreichend spezifische Kontexthypothesen und über geeignete Messungen des kontextuellen Einflusses verfügt, ist der Kontextansatz mit expliziten Kontextmerkmalen sowohl der separaten Schätzung als auch der Schätzung mit Dummy-Variablen vorzuziehen.¹¹ Anstatt den Kontext im Grunde zu ignorieren, wie dies die separate Schätzung tut, oder nur die Größenordnung für Kontexteinflüsse abzuschätzen, wie dies bei dem Dummy-Variablen-Ansatz der Fall ist, wird der Einfluß der relevanten Kontextmerkmale explizit berücksichtigt (*Jones und Steenbergen* 1997: 9), und zwar sowohl hinsichtlich des theoretischen Wirkmechanismus wie auch hinsichtlich einer exakten Quantifizierung.

Ein zentrales Moment des in Gleichung (4) dargestellten, traditionellen Kontextansatzes besteht darin, daß die Regressionskoeffizienten durch ein deterministisches Modell bestimmt werden. Nun ist aber gerade die Annahme, die Variation des Interzepts und der Steigungskoeffizienten über die Kontexteinheiten hinweg ließe sich perfekt, also ohne Zufallsfehler, durch ein oder mehrere Kontextvariablen erklären, sehr unrealistisch: "In most cases this assumption is highly problematic because it assumes a far greater knowledge about contextual effects than we typically possess. Rather than assuming perfect predictability of contextual parameter variation, we should test for this" (*Jones und Steenbergen* 1997: 12). Genau an dieser oft problematischen Annahme setzen *Mehrebenenmodelle mit Zufallskoeffizienten* an.¹²

11 Ein methodisches Problem, das sich bei der expliziten Modellierung von Kontexteinflüssen immer stellt, ist das Multikollinearitätsproblem. Kollinearität geht erstens darauf zurück, daß die Individualmerkmale und die Kontextmerkmale häufig korreliert sind, besonders dann, wenn die Kontextmerkmale durch Aggregation der individuellen Werte entstanden sind. Zweitens ist Multikollinearität darin begründet, daß in einem Modell mit Interaktionseffekten zwischen Kontext- und Individualmerkmal (cross level-Interaktion) die Komponentenvariablen und die Produktvariable zusammenhängen. Multikollinearität als Folge der Modellierung von Interaktionseffekten ist in ihren möglichen Konsequenzen allerdings anders zu bewerten als Multikollinearität in einem linear-additiven Modell. *Friedrich* (1982) und *Thome* (1991) vertreten die Position, daß man in einem konditionalen Modell konsequenterweise auch konditionale Standardfehler und konditionale Prüfgrößen berechnen müsse. Erst die Inspektion verschiedener konditionaler Prüfgrößen erlaube es, die spezifischen Auswirkungen von Multikollinearität zu bewerten. Was die Korrelation von Individual- und korrespondierendem Aggregatmerkmal angeht, so zielt ein Vorschlag zur Minderung des Multikollinearitätsproblems darauf ab, anstelle des absoluten Individualmerkmals dessen Abweichungen zu den jeweiligen Gruppenmittelwerten zu verwenden. Diese Abweichungen hängen überhaupt nicht mehr mit den Gruppenmittelwerten zusammen. Insofern wird eine Lösung des Problems der Multikollinearität tatsächlich erreicht. Freilich ist dabei zu bedenken, ob die theoretischen Implikationen dieses neuen Modells den eigenen Vorgaben noch entsprechen. Nur dann, wenn man tatsächlich ein Modell favorisiert, das die Differenz zum jeweiligen lokalen Kontext in den Vordergrund stellt, sollte man relative Kontextmodelle (*Iversen* 1991) den absoluten vorziehen. Ein Modell, das die Abweichungen zum jeweiligen Gruppenmittelwert und die Gruppenmittelwerte selbst als erklärende Variablen beinhaltet, weist eine identische Varianzklärung zu einem Modell auf, das, wie Gleichung (4), das absolute Individualmerkmal und die Gruppenmittelwerte einbezieht.

12 Die in der Literatur verwendeten Begriffe variieren je nach Allgemeinheitsgrad und Akzentsetzung. Neben den beiden sehr allgemeinen angelsächsischen Termini 'multi level models' und 'hierarchical linear models' hebt der Begriff 'Zufallskoeffizientenmodelle' darauf ab, daß die Regressionskoeffizienten zufällig über die Kontexteinheiten variieren können, der Begriff 'Varianzkomponentenmodelle' darauf, daß die gesamte Fehlervarianz in Fehlervarianzen unterschiedlicher Analyseebenen aufgeteilt wird.

2.2. Mehrebenenmodelle mit Zufallskoeffizienten

Für die Beziehung innerhalb der j -ten Kontexteinheit gilt auch innerhalb eines linearen Modells mit Zufallskoeffizienten:

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j} \cdot X_{1ij} + \varepsilon_{ij} \quad (1)$$

Nun werden aber die Regressionsparameter nicht mehr als perfekt bestimmbar angenommen. Regressionsinterzept und Steigungskoeffizienten können vielmehr zufällig über die Kontexteinheiten hinweg streuen - über die durch Kontextmerkmale erklärbare Variation hinaus (vgl. etwa *Hox* 1994a: 12; *Jones* und *Steenbergen* 1997: 11; *Snijders* und *Bosker* 1998):

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01} \cdot \bar{X}_{1j} + u_{0j} \quad (5.1)$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11} \cdot \bar{X}_{1j} + u_{1j} \quad (5.2)$$

Setzt man analog zum Vorgehen des letzten Abschnitts (5.1) und (5.2) in (1) ein, so ergibt sich die folgende Regressionsgleichung:

$$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{10} \cdot X_{1ij} + \gamma_{01} \cdot \bar{X}_{1j} + \gamma_{11} \cdot X_{1ij} \cdot \bar{X}_{1j} + u_{0j} + u_{1j} \cdot X_{1ij} + \varepsilon_{ij} \quad (6)$$

Gleichung (6) stimmt in ihrem systematischen Teil exakt mit dem traditionellen Ansatz der expliziten Kontextmodellierung (Gleichung 4) überein. Die Störgröße hat nun allerdings eine andere, kompliziertere Struktur:

$$u_{0j} + u_{1j} \cdot X_{1ij} + \varepsilon_{ij} \quad (7)$$

ε_{ij} steht für die Störgröße der Individualebene (Ebene 1). Sie umfaßt Einflüsse nicht berücksichtigter Individualmerkmale, Meßfehler in der abhängigen Variablen und sonstige idiosynkratische Ursachen für die Variation zwischen den Einheiten der ersten Ebene (*Jones* und *Steenbergen* 1997: 11). Unterstellt wird unter anderem, daß ihre Varianz für alle Individuen - allgemein: die Einheiten der ersten Ebene - konstant ist. Auf der ersten Ebene werden die Y_{ij} (weiterhin) durch ein stochastisches Modell erklärt. Darüber hinaus werden nun aber auch die Regressionskoeffizienten durch ein stochastisches Modell erklärt.¹³ Man kann dies zum einen so interpretieren, daß die J Kontexteinheiten eine Zufalls-

13 *Snijders* und *Bosker* (1998: 33-35) diskutieren die wichtigsten Argumente, um die Entscheidung für oder gegen ein Modell mit Zufallskomponenten zu begründen. Je eher die Kontexteinheiten als Einheiten angesehen werden, die für sich interessant sind und auf die sich die Schlußfolgerungen der Analyse beziehen sollen, desto mehr wird man eine Modellierung von Kontexteinflüssen etwa mit Dummy-Variablen vorziehen. Sind dagegen die Kontexteinheiten für sich gesehen nicht interessant, sondern stellen nur eine Stichprobe aus einer tatsächlichen oder auch hypothetischen Grundgesamtheit dar, so wird ein Modell mit Zufallskomponenten angemessen sein. Als Faustregel für die praktische Anwendung schlagen *Snijders* und

stichprobe aus der Gesamtheit aller Kontexteinheiten darstellen. Zum anderen erfassen die beiden Störgrößen, daß die Gleichungen für die beiden Koeffizienten (5.1 und 5.2) nicht alle erklärenden Variablen spezifizieren. Die nicht explizit modellierten Prädiktoren sind dann Teil der Störgrößen u_{0j} und u_{1j} . Diese Störgrößen sind Zufallsvariablen, mit Varianzen τ_0^2 und τ_1^2 und einer Kovarianz τ_{01} . Die Varianz-Kovarianz-Komponenten repräsentieren die verbleibende Variabilität in den Regressionskoeffizienten, nachdem für \bar{X}_1 kontrolliert wurde (*Jones und Steenbergen* 1997: 11). Dabei bezeichnet u_{0j} die Störgröße bei Schätzung des Regressionsinterzepts, nachdem für das Kontextmerkmal kontrolliert wurde, $u_{1j}X_{1ij}$ enthält die Störgröße für den Steigungskoeffizienten, nachdem für das Kontextmerkmal kontrolliert wurde. Vorhersagefehler haben aus der Perspektive eines Mehrebenenmodells mit Zufallskoeffizienten also nicht zuletzt zwei Ursachen: erstens eine unvollständige oder fehlerhafte Modellierung der abhängigen Variable, zweitens eine unvollständige Modellierung der Regressionskoeffizienten. Die Störgrößen sind nun innerhalb der Kontexteinheiten nicht mehr unabhängig, da die Beobachtungen jeweils einer bestimmten Kontexteinheit die gemeinsamen Komponenten u_{0j} and u_{1j} haben. Die Annahme der Homoskedastizität ist ebenfalls verletzt, da die u_{0j} und u_{1j} zwischen den Kontexteinheiten variieren. Zudem variiert X_{1ij} zwischen den Beobachtungen der ersten Ebene. Unterstellt, es sei tatsächlich möglich, die Koeffizienten mit Kontextmerkmalen perfekt zu erklären - die beiden Komponenten u_{0j} und u_{1j} würden dann jeweils den Wert Null annehmen -, so könnte Gleichung (6) angemessen mit dem Kleinst-Quadrat-Verfahren geschätzt werden. Denn für die Störgröße von Ebene 1, also ε_{jj} , dürften Heteroskedastizität und Autokorrelation keineswegs wahrscheinlicher sein als in einem Regressionsmodell ohne Mehrebenenstruktur (vgl. hierzu *Jones und Steenbergen* 1997: 12-13).¹⁴ Können dagegen auf Ebene 2 perfekte Beziehungen nicht angenommen werden, sind zwei wichtige Annahmen des klassischen linearen Regressionsmodells verletzt: Die Störgrößen sind dann heteroskedastisch und autokorreliert. Eine OLS-Schätzung der Koeffizienten wird problematisch, die Regressionsparameter werden nicht mehr effizient geschätzt, und die Standardfehler sind verzerrt.¹⁵ Bei der Schätzung von Zufallskoeffizientenmodellen wird in Rechnung gestellt, daß und inwieweit die Untersuchungseinheiten innerhalb der Kontexte

Bosker (1998: 33-34) vor, daß Zufallskomponenten erst ab einer Zahl von mindestens 10 Kontexteinheiten modelliert werden sollten.

- 14 Eine deterministische Erklärung der Regressionskoeffizienten läßt sich immer erreichen, indem man den Einfluß der J Kontexteinheiten mit J-1 Dummy-Variablen modelliert: So werden J Interzepte β_{0j} erklärt durch J-1 Steigungskoeffizienten λ_j und einem Interzept γ_0 , also durch genau J Koeffizienten.
- 15 Im Gegensatz zur herkömmlichen OLS-Regression, die die Mehrebenenstruktur nicht in Rechnung stellt, wird im linearen Modell mit Zufallskomponenten explizit berücksichtigt, daß und inwieweit die Beobachtungen innerhalb der Kontexteinheiten nicht unabhängig voneinander sind. Dadurch wird bei den Signifikanztests für die Koeffizienten der Variablen von Ebene 1 der Standardfehler in der Regel größer ausfallen als bei der herkömmlichen OLS-Regression. Gleiches gilt für die Koeffizienten der erklärenden Variablen von Ebene 2, da in die Teststatistiken nicht die Anzahl der Untersuchungseinheiten von Ebene 1 eingeht, sondern die Anzahl der Kontexteinheiten.

autokorreliert sind, ebenso wird berücksichtigt, wenn und inwieweit die Kontexteinheiten unterschiedlich stark besetzt sind (**Hox** 1994b: 305). Dabei werden die insgesamt J Regressionsgeraden der einzelnen Kontexteinheiten der mittleren Geraden angenähert (**Bressoux u.a.** 1997: 82; **Snijders** und **Bosker** 1998: 47). Indem so die Beziehungen innerhalb der gesamten Stichprobe zur Schätzung auch der kontextspezifischen Beziehungen herangezogen werden, kann unter Umständen eine verbesserte Schätzung der Effekte für die einzelnen Kontexteinheiten erreicht werden.¹⁶

Welche Größen werden in einem Mehrebenenmodell mit Zufallskomponenten geschätzt? Erstens sind dies die *fixed Effekte*, bezeichnet mit γ , ebenso deren Standardfehler. Darunter fallen die fixed Effekte der Individualmerkmale und die fixed Effekte der Kontextmerkmale. Fixe Effekte sind analog den Koeffizienten eines herkömmlichen Regressionsmodells zu interpretieren. Zweitens sind dies die *zufälligen Komponenten*, die Fehlervarianz der Beobachtungen von Ebene 1, also innerhalb der Einheiten der 2. Ebene, bezeichnet mit $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$, und die Streuung der Koeffizienten über die Einheiten der 2. Ebene hinweg, etwa die Varianz für das Interzept, also $\hat{\tau}_0^2$. Ob diese Streuung signifikant von Null verschieden ist, kann mit Hilfe eines χ^2 -Tests entschieden werden. Verglichen mit Erklärungsmodellen ohne Mehrebenenstruktur ist die Definition des *Bestimmtheitsmaßes* in einem Modell mit Zufallskomponenten nicht mehr so einfach, da es nicht mehr nur eine Fehlervarianz gibt, sondern mindestens zwei Komponenten der Fehlervarianz. Es kann deshalb unterschiedliche Definitionen für das Bestimmtheitsmaß geben. **Snijders** und **Bosker** (1994: 352) schlagen zur Erklärung der abhängigen Variablen auf Ebene 1 eine Definition vor, die die Mehrebenenstruktur explizit in Rechnung stellt und die Fehlervarianzen beider Ebenen berücksichtigt:

$$R_M^2 = 1 - \frac{\hat{\sigma}_\varepsilon^2 + \hat{\tau}_0^2}{\hat{\sigma}_{\varepsilon,I}^2 + \hat{\tau}_{0,I}^2} \quad (8)$$

Die Fehlervarianzen unter dem Bruchstrich werden für ein Modell geschätzt, das keine unabhängigen Variablen enthält (sog. intercept only model, vgl. hierzu Modell 0 in Tabelle 4), die Fehlervarianzen über dem Bruchstrich für ein Erklärungsmodell, das alle relevanten unabhängigen Variablen einschließt. Für die Schätzung des Bestimmtheitsmaßes in Formel (8) ist angenommen, daß nur das Interzept zufällig über die Kontexteinheiten variiert (zur Verallgemeinerung mit zufällig variierendem Interzept und zufällig variierenden Steigungskoeffizienten vgl. ebenfalls **Snijders** und **Bosker** 1994).

16 Zum Schätzverfahren im linearen Mehrebenenmodell mit Zufallskomponenten vgl. **Bryk** und **Raudenbush** (1992: 230-257); **Jones** und **Steenbergen** (1997: 18-22); **Snijders** und **Bosker** (1998: 46-48).

3 Empirische Analyse

3.1 Daten

Die im folgenden verwendeten Daten entstammen einer eigenen lokalen Kölner Wahlstudie aus dem Jahr 1995.¹⁷ Das Design der Studie war von vornherein darauf abgestellt, Kontextanalysen zu ermöglichen. Im Rahmen einer zweistufigen Auswahl wurden zunächst aus 799 Kölner Wahlbezirken 40 Wahlbezirke ausgewählt, wobei das Auswahlkriterium die Maximierung der Varianz für die Wahlbeteiligung zwischen den Wahlbezirken war. Die Wahlbeteiligung wurde als Kriterium gewählt, weil sie erstens im Aggregat eng mit einer Reihe von Sozialstrukturmerkmalen zusammenhängt und weil sie zweitens auch mit verschiedenen Indikatoren des politischen Verhaltens, auch des politischen Informationsverhaltens, in einer engen Beziehung stehen dürfte. Maximierung der externen Varianz bei der Wahlbeteiligung bedeutet somit, daß sich die Kontexteinheiten hinsichtlich ihrer sozialstrukturellen Zusammensetzung unterscheiden und daß es auch bei der Informationssuche im Wahlkampf deutliche Unterschiede zwischen den Wahlbezirken geben sollte. Innerhalb jedes einzelnen Wahlbezirks wurden dann 25 Wahlberechtigte mit Hilfe einer systematischen Zufallsauswahl ausgewählt. Befragt wurden in den 40 Wahlbezirken der Stadt Köln insgesamt 339 Wahlberechtigte, davon entfallen auf die meisten der Wahlbezirke etwa 10 Befragte. Für die nachfolgend dargestellten Kontextanalysen wurden sechs benachbarte Wahlbezirke zusammengefaßt, damit mindestens 5 Befragte je Wahlbezirk zur Verfügung standen. Die Anzahl der Wahlbezirke beträgt für die Analyse also 35.

Im ersten Abschnitt wurde bereits erwähnt, daß sowohl die abhängige Variable wie auch die unabhängigen Variablen hinreichend zwischen den Kontexteinheiten streuen müssen, damit ein Potential für Effekte des räumlichen Kontextes vorhanden ist. Um dies festzustellen, bieten sich zwei Maßzahlen an. Die Maßzahl η^2 ist das aus der Varianzanalyse bekannte Verhältnis der Variation einer Variablen zwischen den Kontexteinheiten zur Gesamtvariation. Dieses Verhältnis kann unmittelbar aus den Stichprobendaten ermittelt werden:

$$\eta^2 = \frac{\sum_j n_j (\bar{X}_j - \bar{X})^2}{\sum_j \sum_i (\bar{X}_{ij} - \bar{X})^2} \quad (9)$$

17 Die Erhebung der Daten wurde von der Deutschen Forschungsgemeinschaft gefördert. Es handelt sich um ein gemeinsames Forschungsprojekt mit *Steffen Kühnel*. Der Datensatz wird in Kürze dem Zentralarchiv für Empirische Sozialforschung zur Verfügung gestellt.

Eine alternative Maßzahl, um abzuschätzen, ob Effekte des räumlichen Kontextes zu erwarten sind, ist die sogenannte *Intraklassenkorrelation*. Auch diese Maßzahl bildet im Prinzip das Verhältnis aus der Streuung zwischen den Kontexten zur Gesamtstreuung:

$$\hat{\rho}_I = \frac{\hat{\tau}_0^2}{\hat{\tau}_0^2 + \hat{\sigma}_\varepsilon^2} \quad (10)$$

Bei dieser Maßzahl wird nun aber, anders als bei η^2 , berücksichtigt, daß die beobachtete Streuung zwischen den Kontexteinheiten (in einer Stichprobe) nicht nur auf die wahre Streuung zwischen den Kontexteinheiten in der Grundgesamtheit zurückgeht, sondern zum Teil auch zufälligen Charakter haben kann. Für die Schätzung der Varianz zwischen den Kontexteinheiten, $\hat{\tau}_0^2$, wird deshalb diese zufällige Komponente subtrahiert (vgl. *Snijders* und *Bosker* 1998: 20). Die Intraklassenkorrelation wird deshalb in aller Regel kleiner sein als η^2 . Diese Eigenschaft findet auch in Tabelle 2 ihren Niederschlag, in der für die abhängige Variable, das individuelle politische Informationsverhalten, und die wichtigste unabhängige Variable, das individuelle politische Interesse, beide Maßzahlen dokumentiert sind. Es zeigt sich, daß die Streuung für das politische Informationsverhalten zwischen den 35 Wahlbezirken durchaus beachtlich ist. Je nach Maßzahl macht die relative Streuung zwischen den Wahlbezirken zwischen etwa 8 und 18 Prozent aus. Demnach ist durchaus ein Potential für Einflüsse des räumlichen Kontextes in den verwendeten Daten gegeben. Deutlich kleiner ist jeweils, unabhängig von der verwendeten Maßzahl, die Streuung des politischen Interesses zwischen den Wahlbezirken, relativ zur gesamten Streuung. Gemessen an der geschätzten Intraklassenkorrelation trägt der räumliche Kontext gar nur etwas über 1 Prozent zur gesamten Streuung des politischen Interesses bei. Damit erscheint es bereits von vornherein relativ unwahrscheinlich, daß ein etwaiger Kontexteinfluß auf Unterschiede zwischen den Kontexteinheiten im politischen Interesse zurückgeht.

Tabelle 2: Streuung zwischen den Kontexteinheiten (Wahlbezirke)

	<i>Politisches Informationsverhalten</i>	<i>Politisches Interesse</i>
η^2	0.180	0.123
$\hat{\rho}_I$	0.077	0.013

Daten: Kölner Wahlstudie 1995.

3.2 Schätzungen für die traditionellen Verfahren der Kontextanalyse

Tabelle 3 gibt die empirischen Ergebnisse für drei unterschiedliche Modelltypen wieder: erstens für ein reines Individualmodell zur Erklärung des politischen Informationsverhaltens (Modelle 1 und 3), zweitens für ein Modell, in dem durch Modellierung der J-1, hier 35-1, Dummy-Variablen für jeden Wahlbezirk für mögliche Einflüsse des Kontextes kontrolliert wird (Modelle 2 und 4), und drittens für ein Modell, das den räumlichen Kontext durch ein explizites Kontextmerkmal, das mittlere politische Interesse, berücksichtigt (Modell 5). Alle dargestellten Ergebnisse wurden mit Kleinst-Quadrat-Schätzungen (OLS) ermittelt.

Modell 1 weist eine enge, signifikante Beziehung zwischen dem individuellen politischen Interesse und der Informationssuche eines Individuums im Wahlkampf aus. Allein durch das politische Interesse einer Person lassen sich 21 Prozent der Varianz des Informationsverhaltens erklären. Für einen Befragten, der sich überhaupt nicht für Politik und den Wahlkampf interessiert, werden im Mittel knapp 14 Prozent (0.138) an genutzten Informationsquellen geschätzt, wie am Interzept abgelesen werden kann. Dieser Nutzungsanteil steigt im Mittel um etwa 6 Prozentpunkte (0.056) für jeden Skalenpunkt des politischen Interesses, so daß eine sehr stark an Politik und Wahlkampf interessierte Person (mit der maximalen Ausprägung 8) bereits fast 60 Prozent (0.586) aller Informationsquellen nutzt.

Läßt sich nun noch eine Variation der politischen Informationssuche zwischen den Wahlbezirken feststellen, *nachdem* für das individuelle politische Interesse kontrolliert wurde? Wie die Ergebnisse von Modell 2 zeigen, steigt die erklärte Varianz der politischen Informationssuche um fast 14 Prozentpunkte, wenn man zusätzlich zum politischen Interesse die 34 Dummy-Variablen für die Wahlbezirke einbezieht. Dieser hohe Zuwachs ist zum Teil auch auf die große Zahl an zusätzlichen Prädiktoren zurückzuführen. Trotzdem stellt dieser Zuwachs kein Artefakt dar, wie sich am Ergebnis des Signifikanztests für den Zuwachs im Bestimmtheitsmaß ablesen läßt. Auch nach Kontrolle des politischen Interesses bestehen also signifikante Unterschiede im politischen Informationsverhalten zwischen den Wahlbezirken.

Tabelle 3: Erklärung des politischen Informationsverhaltens
im Wahlkampf (Kleinst-Quadrat-Schätzung)

	1	2	3	4	5
Variablen					
Ebene Befragte					
Interzept	+0.138** (0.028)	+0.098 (0.060)	+0.059 (0.037)	+0.004 (0.067)	-0.049 (0.079)
Politisches Interesse	+0.056** (0.006)	+0.053** (0.006)	+0.048** (0.006)	+0.045** (0.007)	+0.044** (0.007)
Wahlkampf, um mitzureden			+0.029* (0.012)	+0.032** (0.013)	+0.031** (0.012)
Eigener politischer Einfluß			+0.028** (0.010)	+0.026** (0.011)	+0.028** (0.010)
Ebene Wahlbezirke					
Kontextmerkmal Mittleres politisches Interesse					+0.029 (0.019)
Erklärte Varianz					
R^2	0.210	0.346	0.242	0.376	0.248
ΔR^2 bei Einschluß der Dummy- Variablen für die Wahlbezirke		0.136*		0.134*	
Anzahl Befragte	303	303	303	303	303
Anzahl Wahlbezirke	35	35	35	35	35

Die in der Tabelle ausgewiesenen Koeffizienten sind die unstandardisierten Regressionskoeffizienten (Standardfehler in Klammern).

*signifikant $\alpha \leq 0.05$; **signifikant $\alpha \leq 0.01$. Interzept zweiseitiger, unabh. Variablen einseitiger Test.

Daten: Kölner Wahlstudie 1995.

Es gibt damit deutliche Hinweise darauf, daß der räumliche Kontext einen beachtlichen Einfluß auf das individuelle Informationsverhalten im Wahlkampf ausübt. Dies muß freilich nicht dazu führen, daß der Einfluß des individuellen Merkmals, hier des individuellen politischen Interesses, schwächer wird. Das Politikinteresse hat auch noch dann einen unverändert starken Effekt auf das politische Informationsverhalten, wenn man, wie hier geschehen, mit Hilfe der Dummy-Variablen auf denkbar strenge Weise für den Kontext kontrolliert.

In den Modellen 3 und 4 sind als individuelle Erklärungsmerkmale zusätzlich ein Informationsmotiv, über Politik mitreden zu können und ein Indikator für den eigenen politischen Einfluß berücksichtigt. Bei dem Vergleich der beiden Modelle erweist sich abermals, daß

der über die Dummy-Variablen erfaßte Kontexteinfluß signifikant ist, gleichzeitig aber die Koeffizienten des reinen Individualmodells nur marginal verändert.

Es fragt sich, worauf der in den Modellen 2 und 4 dokumentierte Effekt des räumlichen Kontextes zurückzuführen ist. In Abschnitt 1.2 wurde postuliert, daß das mittlere politische Interesse eines Wahlbezirks einen Effekt auf die Informationssuche der einzelnen Wähler ausüben kann: Je höher das mittlere politische Interesse eines Wahlbezirks ist, desto größer sei die Wahrscheinlichkeit für den einzelnen Bürger, auf politisch interessierte und informierte Personen zu treffen und in politische Gespräche einbezogen zu werden. In der Tat steht das mittlere politische Interesse eines Wahlbezirks in einer positiven Beziehung zum individuellen politischen Informationsverhalten, auch dann, wenn man für das individuelle politische Interesse sowie für andere individuelle Bestimmungsgrößen kontrolliert hat. Allerdings ist der so ermittelte Kontexteinfluß nicht sehr stark und wird nicht auf dem 5-Prozent-Niveau signifikant (vgl. Modell 5).¹⁸ Dieses Ergebnis besagt eines recht deutlich: Es gibt starke Hinweise auf relevante Effekte des räumlichen Kontextes, wie die Modellierung mit Dummy-Variablen zu zeigen in der Lage war. Das durchschnittliche politische Interesse eines Wahlbezirks kann diese Kontextunterschiede aber offenbar nicht oder nur zum kleinen Teil erklären. Die Ursachen für den kontextuellen Einfluß dürften demnach anders gelagert sein.

3.3 Schätzungen von Kontexteffekten im Rahmen von Modellen mit Zufallskomponenten

Tabelle 4 stellt die entsprechenden Schätzungen für das Modell mit Zufallskoeffizienten vor.¹⁹ Das Ausgangsmodell (Modell 0) ist das sogenannte Intercept only-Modell. Es enthält überhaupt keine erklärenden Variablen und gibt den Referenzmaßstab für die folgenden Modelle ab. Das Intercept only-Modell schätzt den Gesamtmittelwert der abhängigen Variable (0.374) und die beiden Fehlervarianzen auf der Ebene der Befragten sowie der Ebene der Kontexteinheiten. Der Wert für $\hat{\tau}_0^2$, also die geschätzte Varianz im politischen Informationsverhalten zwischen den 35 Wahlbezirken, beträgt 0.0035 und ist auf dem 1-Prozent-Niveau signifikant von Null verschieden. Auch hierin zeigt sich, daß das Informationsverhalten zwischen den Wahlbezirken variiert und daß somit ein beträchtlicher Spielraum für Einflüsse des räumlichen Kontextes besteht.

18 Die bivariate Korrelation zwischen dem politischen Interesse eines Befragten (Individualmerkmal) und dem mittleren politischen Interesse eines Wahlbezirks (Kontextmerkmal) beträgt +0.35.

19 Die Schätzungen wurden mit dem Programm HLM for Windows durchgeführt (Version 4.01; *Anthony S. Bryk, Stephen W. Raudenbush, Richard T. Congdon*).

Tabelle 4: Erklärung des politischen Informationsverhaltens
im Wahlkampf (Schätzung HLM)

	0	1	2	3
Variablen				
Fixe Koeffizienten				
Ebene Befragte				
Interzept	+0.374** (0.016)	+0.144** (0.029)	+0.067 (0.038)	-0.039 (0.095)
Politisches Interesse		+0.055** (0.006)	+0.047** (0.006)	+0.044** (0.007)
Wahlkampf, um mitzureden			+0.030** (0.012)	+0.031** (0.012)
Eigener politischer Einfluß			+0.027** (0.010)	+0.027** (0.010)
Ebene Wahlbezirke				
Mittleres politisches Interesse				+0.027 (0.023)
Zufällige Komponenten				
$\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ (Fehlervarianz Befragte)	0.0419	0.0336	0.0323	0.0323
$\hat{\tau}_0^2$ (Varianz Interzept)	0.0035**	0.0023*	0.0024**	0.0023*
Erklärte Varianz auf der Personenebene				
R_M^2		0.209	0.236	0.238
Anzahl Befragte	303	303	303	303
Anzahl Wahlbezirke	35	35	35	35

Die in der Tabelle ausgewiesenen Koeffizienten sind die unstandardisierten Regressionskoeffizienten (Standardfehler in Klammern).

*signifikant $\alpha \leq 0.05$; **signifikant $\alpha \leq 0.01$. Interzept zweiseitiger, unabh. Variablen einseitiger Test.

Daten: Kölner Wahlstudie 1995.

Im zweiten Modell (Modell 1) wird das politische Interesse als Individualmerkmal eingeführt. Erwartungsgemäß ist auch hier, wie schon bei der Kleinst-Quadrat-Schätzung, die Beziehung zwischen dem politischen Interesse und der politischen Informationssuche sehr eng, der Effekt ist abermals hoch signifikant.

Beim Vergleich der unstandardisierten Regressionskoeffizienten zwischen KQ-Schätzung (Tabelle 3, Modelle 1 und 2) und HLM-Schätzung (Tabelle 4, Modell 1) ergeben sich praktisch keine Unterschiede. Verglichen mit dem Intercept only-Modell ist die verbleibende

Varianz zwischen den Wahlbezirken deutlich kleiner geworden (0.0023 vs. 0.0035), ist aber nach wie vor auf dem 5-Prozent-Niveau signifikant. Die Verringerung der (Rest-) Varianz zwischen den Wahlbezirken läßt sich dadurch erklären, daß das politische Interesse als individuelles Merkmal einerseits innerhalb der Wahlbezirke streut, andererseits aber auch zwischen den Wahlbezirken variiert. Ein Teil der externen Varianz des Informationsverhaltens wird somit durch die externe Varianz im politischen Interesse gebunden.

Das dritte Modell in Tabelle 4 (Modell 2) führt die beiden zusätzlichen individuellen Bestimmungsgrößen der Informationssuche ein, das Informationsmotiv, über Politik mitreden zu können und den eigenen politischen Einfluß. Im Ergebnis steigt die verbleibende Varianz zwischen den Wahlbezirken gegenüber dem vorhergehenden Modell sogar wieder ein wenig an (von 0.0023 auf 0.0024). Diese vielleicht etwas unerwartete Veränderung ist nicht ungewöhnlich in Mehrebenenmodellen mit Zufallskoeffizienten und kann dann auftreten, wenn Individualmerkmale zwar in der Lage sind, die Fehlervarianz von Ebene 1, also von $\hat{\sigma}_e^2$, zu reduzieren, nicht aber die Variation zwischen den Kontexten. Da die beobachtete Variation zwischen den Kontexteinheiten auf die wahre Streuung zwischen den Kontexteinheiten zurückgeht, daneben aber auch auf die Fehlervariation innerhalb der Kontexte (vgl. dazu auch 3.1), kann eine alleinige Verminderung von $\hat{\sigma}_e^2$ nur durch eine gleichzeitige Erhöhung von $\hat{\tau}_0^2$ kompensiert werden (vgl. dazu *Snijders* und *Bosker* 1994: 346-347).

Für das mittlere politische Interesse als Merkmal des räumlichen Kontextes ergibt sich das gleiche Bild wie bei der Kleinst-Quadrat-Schätzung des traditionellen Kontextmodells: Der Effekt ist positiv, aber ziemlich schwach und nicht signifikant. Dabei zeigt sich auch, daß der (geschätzte) Standardfehler mit 0.023 etwas größer ausfällt als bei der Kleinst-Quadrat-Schätzung (0.019). Die geschätzte Varianz für das Interzept verringert sich gegenüber Modell 2 wieder geringfügig, bleibt aber nach wie vor auf dem 5-Prozent-Niveau signifikant. Damit bestätigt sich auch im Zufallskoeffizientenmodell, was sich bereits bei der traditionellen OLS-Schätzung angedeutet hatte: Das politische Informationsverhalten variiert in beachtlichem Maße zwischen den 35 Wahlbezirken - auch nachdem für eine Reihe wichtiger individueller Erklärungsgrößen kontrolliert wurde. Diese Variation kann aber nur zum sehr kleinen Teil vom Kontextmerkmal des mittleren politischen Interesses eingefangen werden.

Für dieses Ergebnis sind mehrere Erklärungen denkbar, die sich nicht wechselseitig ausschließen müssen. Erstens dürften die Überlegungen aus Abschnitt 1.1 einschlägig sein. Neben einer ziemlich geringen Streuung des politischen Interesses über die Wahlbezirke hinweg ist wohl die Annahme, Kontakte der befragten Personen blieben vornehmlich auf die jeweilige Kontexteinheit - also hier den Wahlbezirk - beschränkt, kaum realistisch. Allein die berufliche Tätigkeit dürfte für viele Personen mit einer Vielzahl von Kontakten

verbunden sein, die weit über den eigenen Wahlbezirk hinausreichen. Nicht auszuschließen ist zweitens, daß der *Ansatz sozialer Interaktion* (vgl. Abschnitt 1.1) anders umgesetzt werden muß. Das mittlere politische Interesse stellt nur eine Möglichkeit dar, die Chance, mit politisch interessierten und informierten Bürgern politische Gespräche zu führen, zu erfassen. Andere Operationalisierungen könnten den über soziale Interaktion begründeten Kontexteinfluß besser abbilden. Denkbar wäre aber auch zum dritten, daß die Unterschiede in der politischen Informationssuche zwischen den Wahlbezirken mit einem anderen theoretischen Ansatz erklärt werden müssen. So ist es plausibel, anzunehmen, daß sich die Wahlkampfaktivitäten der politischen Parteien zwischen den Stadtteilen und Wahlbezirken unterscheiden, sei es, weil die im Wahlkampf aktiven Parteianhänger in bestimmten Stadtteilen wohnen, sei es, weil die Parteien ihre Aktivitäten gezielt auf die aussichtsreichsten Bezirke konzentrieren wollen. Womöglich wäre also die im ersten Abschnitt bereits angesprochene *Parteiaktivitätstheorie* (**Pappi** 1976) besser als der Ansatz sozialer Interaktion geeignet, um Effekte des räumlichen Kontextes zu fundieren.

Beim Vergleich der Ergebnisse zwischen den verschiedenen Varianten, Einflüsse des räumlichen Kontextes zu modellieren, erweisen sich die numerischen Unterschiede als sehr gering: Modell 4 in Tabelle 3 entspricht der traditionellen Methode, Kontexteffekte mittels Dummy-Variablen zu modellieren, Modell 5 repräsentiert die traditionelle Methode, den räumlichen Kontexteinfluß explizit zu modellieren. Die beiden korrespondierenden Modelle mit Zufallskomponenten in Tabelle 4 erfassen Unterschiede zwischen den Wahlbezirken im politischen Informationsverhalten, indem jeweils das Interzept zwischen den Kontexteinheiten variiert (Modell 2) und zusätzlich noch das mittlere politische Interesse auf Wahlbezirksebene einbezogen wird (Modell 3). Unterschiede zwischen den traditionellen Methoden und den Mehrebenenmodellen mit Zufallskoeffizienten zeigen sich allenfalls auf der dritten Nachkommastelle. In substantieller Hinsicht macht es also *für die hier verwendeten Daten* überhaupt keinen Unterschied, auf welche Weise man Kontexteinflüsse modelliert - ob auf traditionelle Weise oder mit Zufallskoeffizientenmodellen.

4 **Schlußfolgerung**

Der empirische Nachweis von Effekten des räumlichen Kontextes auf individuelles politisches Verhalten ist an eine Reihe von Voraussetzungen geknüpft. Ob all diese Annahmen im konkreten Fall erfüllt sind, ist häufig sehr fraglich und läßt sich zudem nur schwer oder mit großem Aufwand feststellen. Insofern verwundert es nicht, daß solche Kontexteffekte in der bisherigen empirischen Forschung regelmäßig relativ schwach ausfallen. Will man trotzdem an der Vermutung festhalten, daß Einflüsse des räumlichen Kontextes auf Individuen einwirken, muß zuerst an den Voraussetzungen angesetzt werden: an der Bestimmung und Präzisierung eines theoretischen Wirkungsmechanismus des räumlichen Kontextes und an der Absicherung der weiteren in diesem Beitrag angesprochenen Annahmen.

Gegenüber der Lösung von Problemen dieses Kalibers erscheint die Wahl des statistischen Verfahrens zur Schätzung von Effekten des räumlichen Kontextes vergleichsweise nachrangig. Trotzdem stellen Mehrebenenmodelle mit Zufallskoeffizienten gegenüber den traditionellen Verfahren der Kontextanalyse eine wichtige und sinnvolle Alternative dar. Sie erlauben es, die Einflüsse von Kontextmerkmalen explizit zu modellieren; darüber hinaus können Interzept und Steigungskoeffizienten der erklärenden Individualmerkmale noch zwischen den Kontexteinheiten variieren. Während die traditionelle Kontextanalyse unterstellt, daß Kontextmerkmale die Variation von Regressionskoeffizienten zwischen Kontexteinheiten perfekt erfassen, testen Mehrebenenmodelle mit Zufallskoeffizienten auf elegante Weise, ob über den Einfluß der Kontextmerkmale hinaus noch eine Restvariation besteht. Insoweit erlauben Modelle mit Zufallskoeffizienten eine sehr flexible Modellierung von Kontexteffekten. Für einen Großteil der empirischen Anwendungen dürften sie deutliche Vorzüge in substantieller wie methodischer Hinsicht gegenüber der traditionellen Kontextanalyse besitzen. Die größere Flexibilität erlaubt eine Modellierung, die optimal auf die zugrundeliegende Theorie und auf die verfügbaren Informationen abgestimmt werden kann. Gleichwohl müssen diese Vorzüge nicht notwendig ihren Niederschlag in den empirischen Ergebnissen finden. In den in diesem Beitrag verwendeten Daten sind relevante und signifikante Unterschiede in der abhängigen Variablen zwischen den Kontexteinheiten gegeben - auch nach statistischer Kontrolle für wesentliche individuelle Erklärungsgrößen des politischen Informationsverhaltens. Obwohl also deutliche Kontexteffekte in den Daten vorliegen, fallen die Unterschiede zwischen den Kleinst-Quadrat-Schätzungen in traditionellen Kontextmodellen und den Schätzungen des Modells mit Zufallskomponenten nur marginal aus. Substantiell gesehen sind die kleineren numerischen Unterschiede völlig ohne Belang.

5 Literatur

- Alker, Hayward R.*, 1969: A Typology of Ecological Fallacies, in: *Mattei Dogan, Stein Rokkan* (Hrsg.), *Quantitative Ecological Analysis in the Social Sciences*, Cambridge, Mass. und London, 69-86.
- Boyd, Lawrence H., Jr.* und *Iversen, Gudmund R.*, 1979: *Contextual Analysis: Concepts and Statistical Techniques*, Belmont, CA.
- Bressoux, Pascal, Coustère, Paul* und *Leroy-Audouin, Christine*, 1997: Les modèles multiniveau dans l'analyse écologique: le cas de la recherche en éducation, in: *Revue Française de Sociologie* 38: 67-96.
- Bryk, Anthony S.* und *Raudenbush, Stephen W.*, 1992: *Hierarchical Linear Models: Applications and Data Analysis Methods*, Newbury Park, CA.
- Bryk, Anthony S., Raudenbush, Stephen W.* und *Congdon, Richard T., Jr.*, 1996: *HLM. Hierarchical Linear and Nonlinear Modeling with the HLM/2L and HLM/3L Programs*, Chicago, IL.
- Engel, Uwe*, 1998: *Einführung in die Mehrebenenanalyse. Grundlagen, Auswertungsverfahren und praktische Beispiele*, Opladen/Wiesbaden.
- Falter, Jürgen W.*, 1978: Some Theoretical and Methodological Problems of Multilevel Analysis Reconsidered, in: *Social Science Information* 17: 841-869.

- Friedrich, Robert J.**, 1982: In Defense of Multiplicative Terms in Multiple Regression Equations, in: American Journal of Political Science 26: 797-833.
- Hox, Joop J.**, 1994a: Applied Multilevel Analysis, Amsterdam.
- Hox, Joop J.**, 1994b: Hierarchical Regression Models for Interviewer and Respondent Effects, in: Sociological Methods & Research 22: 300-318.
- Hox, Joop J.** und **Kreft, Ita G.G.**, 1994: Multilevel Analysis Methods, in: Sociological Methods & Research 22: 283-299.
- Iversen, Gudmund R.**, 1991: Contextual Analysis. Sage University Paper Series on Quantitative Applications in the Social Sciences, 07-081. Newbury Park, CA: Sage.
- Jones, Bradford S.** und **Steenbergen, Marco R.**, 1997: Modeling Multilevel Data Structures (Paper prepared for the 14th annual meeting of the Political Methodology Society, Columbus, OH, July 25, 1997).
- Kreft, Ita G.G.**, 1991: Using Hierarchically Linear Models to Analyze Multilevel Data, in: ZUMA-Nachrichten 29, Jg. 15: 44-56.
- Kreft, Ita** und **Leeuw, Jan de**, 1998: Introducing Multilevel Modeling, London.
- Kühnel, Steffen-M.** und **Ohr, Dieter**, 1996: Empirische Analysen zur politischen Informationssuche rationaler Akteure. Ergebnisse einer Untersuchung zum Informationsverhalten während des Landtagswahlkampfes in Nordrhein-Westfalen 1995 (Abschlußbericht für die Deutsche Forschungsgemeinschaft; az.: Ku 1070/1-1).
- Kühnel, Steffen-M.**, 1996: Gruppenvergleiche in linearen und logistischen Regressionsmodellen, in: ZA-Information 39: 130-160.
- Ohr, Dieter** und **Schrott, Peter R.**, 1999: Political Information Seeking: Evidence From German State and National Elections (Manuskript).
- Pappi, Franz U.**, 1976: Sozialstruktur und politische Konflikte in der Bundesrepublik. Individual- und Kontextanalysen der Wahlentscheidung (Habilitationsschrift, Universität Köln), Köln.
- Snijders, Tom A.B.** und **Bosker, Roel J.**, 1994: Modeled Variance in Two-Level Models, in: Sociological Methods & Research 22: 342-363.
- Snijders, Tom A.B.** und **Bosker, Roel J.**, 1998: The Introduction to Multilevel Analysis (Manuskript zum Frühjahrsseminar 1998 des Zentralarchivs für Empirische Sozialforschung).
- Thome, Helmut**, 1991: Modelling and Testing Interactive Relationships within Regression Analysis, in: Historical Social Research 16: 21-50.

Anhang: Operationalisierungen und Kodierungen

Zielvariable: Politisches Informationsverhalten im Wahlkampf

Zeitung: Berichte, Meinungen zur Landtagswahl
 TV: Berichte zur Landtagswahl
 TV: Wahlwerbung Parteien
 Radio: Berichte zur Landtagswahl
 Plakate der Parteien
 Straßenstände der Parteien
 Politische Versammlungen der Parteien
 Informationsbroschüren der Parteien

Zielvariable im operationalen Sinne ist ein additiver Index über die acht 0-1-codierten Indikatoren. Dieser Index ist zu interpretieren als individueller Anteil genutzter Informationsangebote, bezogen auf alle möglichen Informationsangebote.²⁰

Kodierung: 0 (überhaupt keine Informationsquelle genutzt) bis 1 (alle Informationsquellen wurden genutzt).

Erklärungsgrößen für das politische Informationsverhalten

I. Individuelle Merkmale

Politisches Interesse

Wie stark interessieren Sie sich eigentlich für Politik? Interessieren Sie sich für Politik ...
sehr stark, stark, mittel, wenig oder überhaupt nicht?

Wir möchten jetzt gerne wissen, was Sie über den Wahlkampf zur kommenden Landtagswahl hier in Nordrhein-Westfalen denken. Zunächst einmal - Wie stark interessieren Sie sich für den Wahlkampf? Interessiert Sie der Wahlkampf ...
sehr stark, stark, mittel, wenig oder überhaupt nicht?

Aus beiden Indikatoren wurde ein additiver Index gebildet. Die beiden Einzelindikatoren sind mit +0.44 korreliert.

Kodierung: 0 (überhaupt kein Interesse vorhanden) bis 8 (maximales Interesse).

Wahlkampf, um mitzureden

Ich verfolge den Wahlkampf, um mitreden zu können.
Trifft voll und ganz zu, trifft teilweise zu, trifft gar nicht zu.
Kodierung: 0 (trifft gar nicht zu) bis 2 (trifft voll und ganz zu).

Eigener politischer Einfluß

Wie schätzen Sie die Bedeutung Ihrer Stimme für den Ausgang der Landtagswahl am 14. Mai ein: hat Ihre Stimme bei der Landtagswahl ...
eine große Bedeutung, eine mittlere Bedeutung, eine geringe Bedeutung, fast keine Bedeutung oder überhaupt keine Bedeutung?
Kodierung: 0 (überhaupt keine Bedeutung) bis 4 (große Bedeutung).

II. Merkmal des räumlichen Kontextes

Mittleres politisches Interesse eines Wahlbezirks.

20 Der Indexwert wurde berechnet, wenn mindestens sieben gültige Angaben vorlagen.