



KLEINRÄUMIGE EXTRAPOLATION VON UMFRAGEDATEN

NAMEN:	ALEXANDER LANGE, KAI HUSMANN
MATR. NR.:	21426614, 20707176
STUDIENGANG:	ANGEWANDTE STATISTIK
MAIL:	ALEXANDER.LANGE@STUD.UNI-GOETTINGEN.DE KAI.HUSMANN@STUD.UNI-GOETTINGEN.DE
KURS:	STATISTISCHES PRAKTIKUM
KURSLEITER:	PROF.DR. THOMAS KNEIB
LEHRSTUHL:	STATISTIK
FAKULTÄT:	WIRTSCHAFTSWISSENSCHAFTEN
ABGABEDATUM:	30. SEPTEMBER 2016

INHALTSVERZEICHNIS

1 Einleitung	1
2 Material und Methoden	2
2.1 Daten	2
2.1.1 Parametrisierungsstichprobe	2
2.1.2 Melderegister	6
2.1.3 Zensus	7
2.2 Statistische Methoden	8
2.2.1 Schrittweiser AIC Vergleich	8
2.2.2 Modelle	9
2.2.3 Reklassifizierung	13
2.2.4 Kreuzvalidierung	13
2.3 Kleinräumige Extrapolation	14
2.3.1 Punktschätzung	14
2.3.2 Prognoseintervalle	14
2.3.3 Validierung	15
3 Ergebnisse	16
3.1 Schrittweiser AIC Vergleich	16
3.2 Modelle	16
3.3 Reklassifizierung	22
3.4 Kreuzvalidierung	23
3.5 Kleinräumige Extrapolation	25
3.5.1 Validierung	25
3.5.2 Prognose	26
4 Diskussion	32
4.1 Schrittweiser AIC Vergleich	32
4.2 Modelle	32
4.3 Reklassifizierung	33
4.4 Kreuzvalidierung	34
4.5 Kleinräumige Extrapolation	34
4.5.1 Validierung	34
4.5.2 Prognose	35
5 Fazit	37
Literatur	38
Anhang	40

ABBILDUNGSVERZEICHNIS

1	Häufigkeit der Kategorienausprägungen der endogenen Variablen in der Parameterisierungsstichprobe.	3
2	Kontur Plot der absoluten Anzahl der Gruppenbeobachtungen zur Meinung zu Stuttgart 21 in drei Gruppen. Quelle der Hintergrundkarte: [Google Maps, 2016].	4
3	Kontur Plot der absoluten Anzahl der Gruppenbeobachtungen zur Wohnzufriedenheit in fünf Gruppen. Quelle der Hintergrundkarte: [Google Maps, 2016]	5
4	Anteile zur Meinung zu Stuttgart 21 nach Stadtbezirken.	6
5	Anteile der Meinung zu Stuttgart 21 nach Stadtteilen.	7
6	Konvergenz der äußeren Schleife der <i>stepAIC</i> Funktion zur Ermittlung der optimalen Parameterkombinationen exemplarisch für alle Modelle mit kontinuierlicher räumlicher Information.	17
7	Univariate parametrische und nonparametrische Effekte des dreikategorialen Modells zur Vorhersage der Meinung zu Stuttgart 21 mit kontinuierlichem räumlichen Trend.	19
8	Räumliche Effekte des dreikategorialen Modells zur Vorhersage der Meinung zu Stuttgart 21.	19
9	Univariate parametrische und nonparametrische Effekte des Modells zur Vorhersage der Wohnzufriedenheit mit kontinuierlichem räumlichen Trend.	21
10	Räumliche Effekte des Modells zur Vorhersage der Wohnzufriedenheit.	22
11	Geschätzte gegen wahre prognostizierte Anteile der Zustimmung zu Stuttgart 21 der geoadditiven Modelle mit zweikategorialer und dreikategorialer Response (je mit kontinuierlicher räumlicher Information). Zur Extrapolation wurde die Melderegister-Datei ausgewählt. Zusätzlich zu den Prognosen sind die 95%-Perzentile dargestellt.	27
12	Anteile der Meinung zu Stuttgart 21 nach kleinräumiger Extrapolation für ganz Stuttgart mit drei verschiedenen Schätzmodellen und zwei unterschiedlichen Datengrundlagen. Dargestellt sind die Punktschätzungen und die 95% Perzentile.	28
13	Anteile der Bewertung der Wohngegend nach kleinräumiger Extrapolation für ganz Stuttgart mit drei verschiedenen Schätzmodellen und zwei unterschiedlichen Datengrundlagen. Dargestellt sind die Punktschätzungen und die 95% Perzentile.	29
14	Extrapolierte Anteile der Bewertung der Meinung zu Stuttgart 21 auf Stadtteilebene. Hochrechnung durch das zweikategoriale geoadditive Modelle mit kontinuierlichem räumlichen Trend.	30
15	Extrapolierte Anteile der Bewertung der Wohnzufriedenheit auf Stadtteilebene. Hochrechnung durch das geoadditive Modelle mit kontinuierlichem räumlichen Trend.	31
16	Häufigkeit der Kategorienausprägungen der exogenen Variablen in der Parameterisierungsstichprobe.	40
17	Anteile der Bewertung der Wohngegend nach Stadtbezirken.	41
18	Anteile der Bewertung der Wohngegend nach Stadtteilen.	42

TABELLENVERZEICHNIS

1	Sozioökonomische und geographische Variablen der Parameterisierungsstichprobe und deren Anzahl der Ausprägungen sowie vermutete Modellierung im additiven Modell.	2
2	Sozioökonomische und geographische Variablen des Melderegisters und deren Anzahl der Ausprägungen.	8
3	Sozioökonomische und geographische Variablen der Gebäude- und Wohnungszählung im Rahmen des Zensus und deren Anzahl der Ausprägungen.	8
4	AIC der erstellten Modelle.	18
5	Mittlerer Anteil der korrekt reklassifizierten Beobachtungen zur Meinung zu Stuttgart 21.	22
6	Mittlerer Anteil der korrekt reklassifizierten Beobachtungen zur Bewertung der Wohngegend.	23
7	Mittlerer Anteil korrekt klassifizierter Beobachtungen durch Kreuzvalidierung des Modells zu Modellierung der Meinung zu Stuttgart 21 nach einzelnen Klassen.	24
8	Mittlerer Anteil korrekt klassifizierter Beobachtungen durch Kreuzvalidierung des Modells zu Modellierung Wohnzufriedenheit nach einzelnen Klassen.	24
9	Mittlere quadratische Abweichungen (MSE) und der Überdeckungswahrscheinlichkeiten der Prognosen für die Meinung zu Stuttgart 21.	26
10	Zusammenfassung der drei geoadditiven Modelle zur Modellierung der Meinung zu Stuttgart 21 mit dreikategorialer Response. (A): Kontinuierlicher räumlicher Trend, (B): Diskreter räumlicher Trend auf Stadtbezirksebene, (C): Diskreter räumlicher Trend auf Stadtteilebene.	43
11	Zusammenfassung der drei geoadditiven Modelle zur Modellierung der Meinung zu Stuttgart 21 mit zweikategorialer Response. (A): Kontinuierlicher räumlicher Trend, (B): Diskreter räumlicher Trend auf Stadtbezirksebene, (C): Diskreter räumlicher Trend auf Stadtteilebene.	44
12	Zusammenfassung der drei geoadditiven Modelle zur Modellierung der Wohnzufriedenheit mit dreikategorialer Response. (A): Kontinuierlicher räumlicher Trend, (B): Diskreter räumlicher Trend auf Stadtbezirksebene, (C): Diskreter räumlicher Trend auf Stadtteilebene.	45

1 EINLEITUNG

Die kleinräumige Extrapolation von Umfragedaten ist vor allem bei Städten, Kommunen und Gemeinden eine vielversprechende Methode, um städtische oder ländliche Planung auf wissenschaftlich fundierten Erkenntnissen voranzutreiben [Benz et al., 1998]. Dabei können die konkrete Fragestellung und das Anwendungsgebiet sehr vielfältig sein. Kleinräumige Extrapolationen werden genutzt, um z.B. Landschaftsbilder nach den Vorstellungen und im Einvernehmen mit den Einwohnern einer Region zu planen [Roser, 2013], oder um die Infrastruktur von Kommunen den sich durch den demographischen Wandel ändernden Bedürfnissen der Bürger anzupassen [Bender, 2008].

Bei einer kleinräumigen Extrapolation werden die Erkenntnisse einer Stichprobe auf die Grundgesamtheit dieser Stichprobe projiziert. Hierzu werden relevante Regeln und Eigenschaften der Stichprobe genutzt, um eine Variable von Interesse aus der Grundgesamtheit zu prognostizieren, bei welcher diese Variablen nicht bekannt sind. Üblicherweise wird ein auf den Daten der Stichprobe basierendes Regressionsmodell parametrisiert und an der Grundgesamtheit angewendet. Mit diesem Ansatz werden im Wesentlichen zwei Ziele verfolgt. Einerseits werden durch die Extrapolation selbst neue, interessante Informationen über die Grundgesamtheit verfügbar, ohne diese für jedes Individuum der Grundgesamtheit erheben zu müssen. Eine einfache deskriptive Auswertung der relevanten Variablen aus der Stichprobe führt oft zu verzerrten Schätzungen, da in der Regel einige Gruppen über- und einige unterrepräsentiert sind. Des Weiteren lassen sich aus den Regressionsmodellen häufig, beispielsweise durch Interpretation der Modellparameter oder der Modellintervalle, interessante Sekundärinformationen gewinnen. Kleinräumige Extrapolationen sind also eine effektive Methode, um relevante Informationen, die nicht mit vertretbarem Aufwand bei einer Grundgesamtheit erhoben werden können, zu ergänzen.

Ziel dieser Arbeit ist es, kleinräumige Extrapolationen für zwei Beispiele in Stuttgart durchzuführen. Konkret geht es um die Extrapolation der Fragen: *Wie ist die Meinung der Bürger Stuttgarts zum Projekt Stuttgart 21?* und *Wie bewerten die Bürger Stuttgarts ihre Wohngegend?*. Dazu parametrisieren wir mithilfe einer Stichprobe, die ca. 0,05% der Gesamtbevölkerung Stuttgarts umfasst, geoadditive Regressionsmodelle und wenden diese an zwei Erhebungen mit deutlich größerem Stichprobenumfang an. Wir zeigen in dieser Arbeit, dass die Extrapolation mit diesen Modellen möglich und auch sinnvoll ist und warum die einfache deskriptive Auswertung der Stichprobe nicht zum gewünschten Ergebnis führt. Dabei liegt der Schwerpunkt dieser Arbeit auf der Untersuchung verschiedener statistischer Methoden. Wir überprüfen, in welchen Fällen und in welcher Form räumliche Informationen und verschiedene Verteilungsannahmen zu einem Erkenntnisgewinn in Bezug auf die Fragestellungen führen. Hierzu wird eine Vielzahl additiver Modelle anhand mehrerer Evaluierungsmethoden geprüft. Am Ende steht eine fundierte Einschätzung über die vielversprechendsten Möglichkeit der Modellierung der beiden Fragestellungen.

2 MATERIAL UND METHODEN

2.1 DATEN

Insgesamt liegen für die Analysen drei Umfragen mit unterschiedlichen Stichprobenumfängen vor. Die kleinste Datei enthält Angaben zur Bewertung der Wohngegend, der Meinung zu Stuttgart 21 sowie weitere sozioökonomische Kovariablen, die zur Erklärung der beiden abhängigen Variablen dienen sollen. Sie wird im Folgenden als Parametrisierungsstichprobe bezeichnet. Die Parametrisierungsumfrage ist eine Stichprobe, von der die Grundgesamtheit im strikteren Sinne für eine Validierung nicht zur Verfügung steht. Alle Modellqualitätskriterien müssen demnach entweder an der Stichprobe selbst oder an einer anderen Erhebung entwickelt werden. Die beiden anderen Umfragen haben jeweils einen deutlich größeren Stichprobenumfang. An diesen Umfragen werden die parametrisierten Modelle angewendet und die Meinung zu Stuttgart 21 sowie die Wohnzufriedenheit somit kleinräumig extrapoliert. Einige Variablen unterscheiden sich in ihren Ausprägungen zwischen den Umfragen. Zur Vereinheitlichung der Dateien mussten einige Gruppenausprägungen demnach umkodiert werden. Die Umkodierungen können in der digital anhängenden Datei *Aufbereitung_Stuttgart21.R* nachvollzogen werden.

2.1.1 PARAMETRISIERUNGSTICHPROBE

Mit den Datensätzen der Parametrisierungsstichprobe (Tabelle 1) werden die Modelle für die kleinräumige Extrapolation parametrisiert. Bei dieser Umfrage handelt es sich um eine Befragung aus dem Jahr 2015 zur Lebensqualität der Einwohner Stuttgarts, bei der unter anderem die Bewertung der Wohnsituation und die Meinung zu Stuttgart 21 abgefragt wurden [Landeshauptstadt Stuttgart, 2015]. Insgesamt standen 8 sozioökonomische Variablen und Angaben zur räumlichen Lage zur Verfügung. Von jedem Datensatz waren die stetige räumliche Lage als Gauß-Krüger Geokoordinate sowie die diskrete räumliche Lage in Stadtteil und Stadtbezirk bekannt.

TABELLE 1: SOZIOÖKONOMISCHE UND GEOGRAPHISCHE VARIABLEN DER PARAMETERISI-
RUNGSSTICHPROBE UND DEREN ANZAHL DER AUSPRÄGUNGEN SOWIE VERMUTETE MODEL-
LIERUNG IM ADDITIVEN MODELL.

Anzahl Beobachtungen: 3.143

Variable	Anzahl Ausprägungen	Modellierung
Bewertung Wohngegend	6	Geordnet Kategorial
Meinung Stuttgart 21	6	Geordnet Kategorial
Personenanzahl im Haushalt	5	Nicht Parametrisch
Monatliches Netto Haushaltseinkommen	6	Nicht Parametrisch
Altersklasse Befragter	6	Nicht Parametrisch
Geschlecht	2	Parametrisch
Familienstand	4	Parametrisch
Nationalität	2	Parametrisch
Stadtbezirk	23	Markov-Zufallsfeld
Stadtteil	142	Markov-Zufallsfeld
Gauß-Krüger		Tensorprodukt-Splines

In Tabelle 1 sind nicht nur die Häufigkeiten der Ausprägungen der Variablen, sondern auch die vermuteten Formen der Einflüsse der Kovariablen auf die abhängigen Variablen nach visueller Einschätzung aufgelistet. Es ist ersichtlich, dass alle nominal skalierten Variablen, wie z.B. die Nationalität, parametrisch und dass alle kardinal skalierte Variablen, wie z.B. die Altersklasse des Befragten, nicht-parametrisch modelliert werden sollen. Laut [Fahrmeir et al., 2009, p.9] sind diese beobachteten Zusammenhänge typisch für eine Regressionsanalyse. In Anlehnung an [Fahrmeir et al., 2013, p. 503 ff. & p. 524 ff.] wird der kontinuierliche räumliche Effekt durch ein Tensor Produkt und die diskreten räumlichen Effekte durch ein Markov-Zufallsfeld im additiven Regressionsmodell berücksichtigt.

Für die Auswahl der geeigneten Regressionsmethode und der Ergebnisinterpretation ist es hilfreich, das Verhältnis der Häufigkeiten der Kategorielausprägungen der abhängigen Variable zu kennen und seltene Ereignisse zu identifizieren. Während die meisten befragten Personen ihre Wohngegend mit *gut* oder *sehr gut* bewertet haben, treten Beobachtungen mit *schlechter* oder *sehr schlechter* Einschätzung relativ selten auf (Abbildung 1). Im Vergleich sind die Verhältnisse der Gruppenhäufigkeiten zur Meinung zu Stuttgart 21 ausgeglichener. Die *neutrale* Haltung ist etwa halb so häufig vertreten wie die *zustimmende* Haltung. Bei beiden Variablen wurde die für die Modellierung irrelevante Kategorie *Keine Angabe* entfernt. Den Variablen kann bei der Gruppenausprägung eine Rangfolge, jedoch kein Intervall unterstellt werden. Es handelt sich demnach in beiden Fällen um ordinalskalierte Daten.

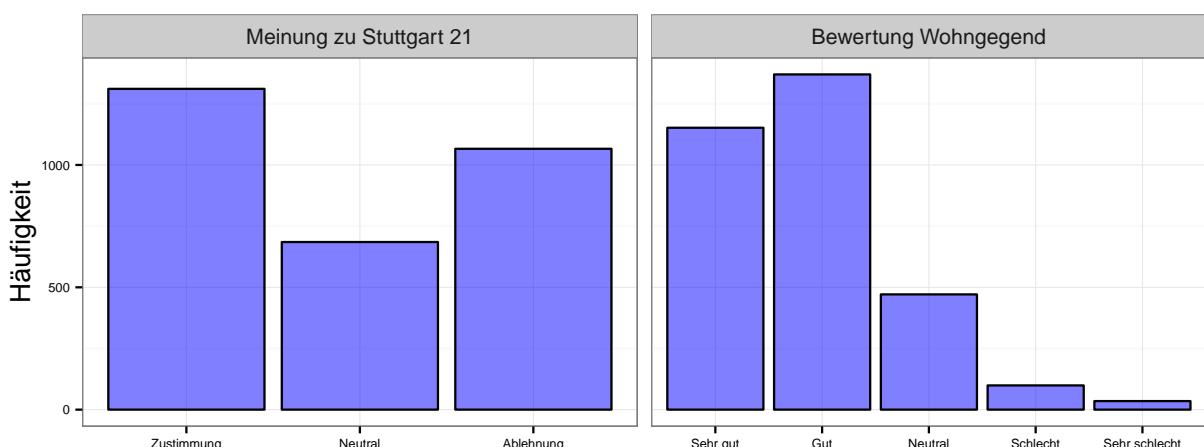


ABBILDUNG 1: HÄUFIGKEIT DER KATEGORIENAUSPRÄGUNGEN DER ENDOGENE VARIABLEN IN DER PARAMETERISIERUNGSSTICHPROBE.

Das amtliche, nach Stadtteilen oder Stadtbezirken aufgelöste Ergebnis der Volksabstimmung zu Stuttgart 21 von 2011 kann dem Internetauftritt der Stadt entnommen werden [Statistikamt Stuttgart, 2011]. Es bietet sich dadurch eine zusätzliche Möglichkeit zur Modellevaluierung an, indem die Modellierungsergebnisse mit den tatsächlichen Ergebnissen verglichen werden. Da bei der Abstimmung mit Sicherheit nur die beiden Kategorien (*Zustimmung* und *Ablehnung*) unterschieden werden können, wurden die Gruppenausprägungen der Parameterisierungsstichprobe neu zusammengefasst. In den Rohdaten wurden noch sechs Gruppen unterschieden. Es wurde eine Neugruppierung in drei Gruppenausprägungen vorgenommen (Tabelle 1). Dafür wurden jeweils die Gruppen *sehr gut* und *gut* zu *Zustimmung* und *schlecht* und *sehr schlecht* zu *Ablehnung* zusammengefasst. Falls nur *Zustimmung* und *Ablehnung* für die Modellierung berücksichtigt wer-

den sollen, reduziert sich der Stichprobenumfang auf 2377 Beobachtungen. Dadurch bleibt die Möglichkeit erhalten, eine multinomial verteilte abhängige Variable zu modellieren und trotzdem eine Validierung für zwei Klassen vorzunehmen. Für die exogen in die Analyse einfließenden Variablen sind detailliertere Informationen zu den Häufigkeiten der Ausprägungen im Anhang verfügbar (Abbildung 16).

Da in dieser Arbeit ein Schwerpunkt auf der Analyse unterschiedlicher räumlicher Effekte liegt, vergleicht dieser Abschnitt alle drei räumlichen Effekte in Bezug zu den beiden endogenen Variablen. Abbildung 2 zeigt die absolute Häufigkeit der Beobachtungen der Meinung zu Stuttgart 21 in kontinuierlicher räumlicher Lage. Zur besseren Übersicht wurden nicht alle Beobachtungen geplottet, sondern Beobachtungsdichten über bivariate normalverteilte Kerndichteschätzer mit festem Abstand für jede Richtungen ermittelt [Wickham, 2009] sowie [Venables and Ripley, 2002]. Um die Hintergrundkarte einbinden zu können, wurden die Gauß-Krüger Koordinaten in Dezimalgrad umgerechnet. Da absolute Dichten dargestellt werden, ist die Dichte der Kategorien nicht nur von der Anzahl der Kategorien selbst, sondern auch von der Einwohnerdichte beeinflusst. Des Weiteren wird die Dichte von der Ausschöpfung, also der Anzahl beantworteter Befragungsbögen, beeinflusst. Wegen der hohen Einwohnerdichte im Innenstadtbereich sind dort die Beobachtungsdichten aller 3 Klassen tendenziell höher als in den Randbezirken. Des Weiteren ersichtlich ist, dass einige Bereiche, wie das Naturschutzgebiet *Rotwildpark* im Westen oder der *Schurwald* im Osten, aufgrund ihrer geographischen Beschaffenheit oder Landnutzungsform nicht oder relativ dünn besiedelt sind.

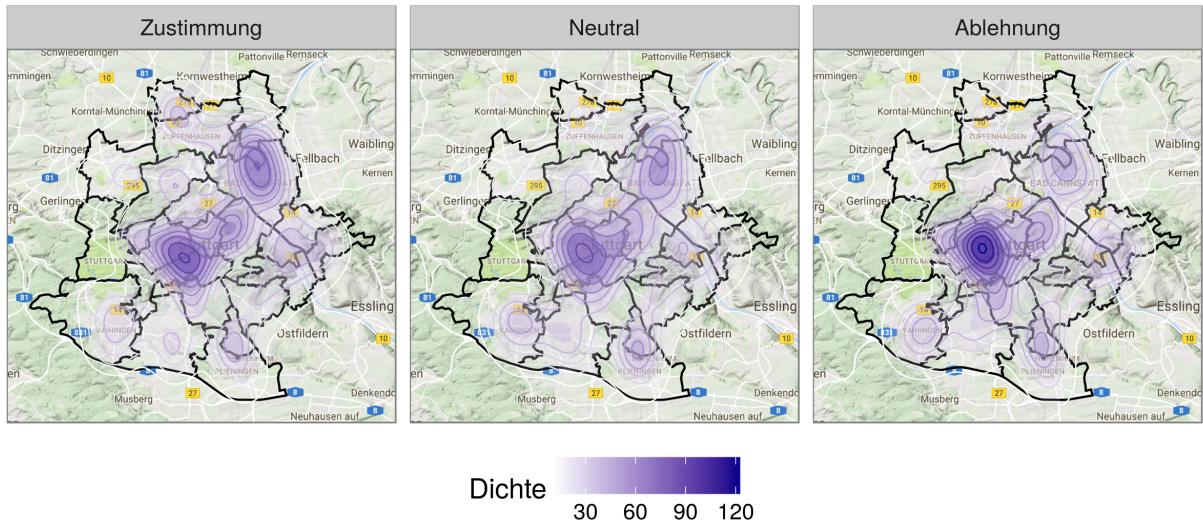


ABBILDUNG 2: KONTUR PLOT DER ABSOLUTEN ANZAHL DER GRUPPENBEOBACHTUNGEN ZUR MEINUNG ZU STUTTGART 21 IN DREI GRUPPEN. QUELLE DER HINTERGRUNDKARTE: [GOOGLE MAPS, 2016].

Die *Zustimmung* zeigt offensichtliche räumliche Muster. Im Zentrum ist sie höher als im Rest der Stadt. Der räumliche Trend der *Ablehnung* ist schwächer ausgeprägt. Es zeigt sich jedoch, dass der Bereich der Innenstadt sowie die südlichen Stadtgebiete etwas höhere Dichten bei der *Ablehnung* aufweisen. Die Beobachtungen der Kategorie *neutral* sind eher gleichmäßig über die

Stadt verteilt.

Abbildung 3 zeigt die Dichte der Beobachtungen der fünf Kategorien zur Bewertung der Wohngegend. Hier zeigt sich ein deutlich ausgeprägteres räumliches Muster als bei der Meinung zu Stuttgart 21. Die Beobachtungen der Klasse *sehr gut* häufen sich sehr stark im Innenstadtbereich und im Süden. Die Kategorie *gut* verteilt sich relativ homogen über das gesamte Stadtgebiet mit einer etwas stärkeren Konzentration in der Innenstadt und im Nordosten. Bei der Kategorie *neutral* zeigt sich eine stärkere Konzentration auf den Osten und Nordosten der Stadt. Praktisch alle *schlechten* und *sehr schlechten* Bewertungen sind deutlich abgegrenzt im Osten und Nordosten lokalisiert. Hierbei ist zu erwähnen, dass der Anteil der Personen, die ihre Wohngegend mit *schlecht* oder *sehr schlecht* bewertet haben, sehr gering ist (Abbildung 1).

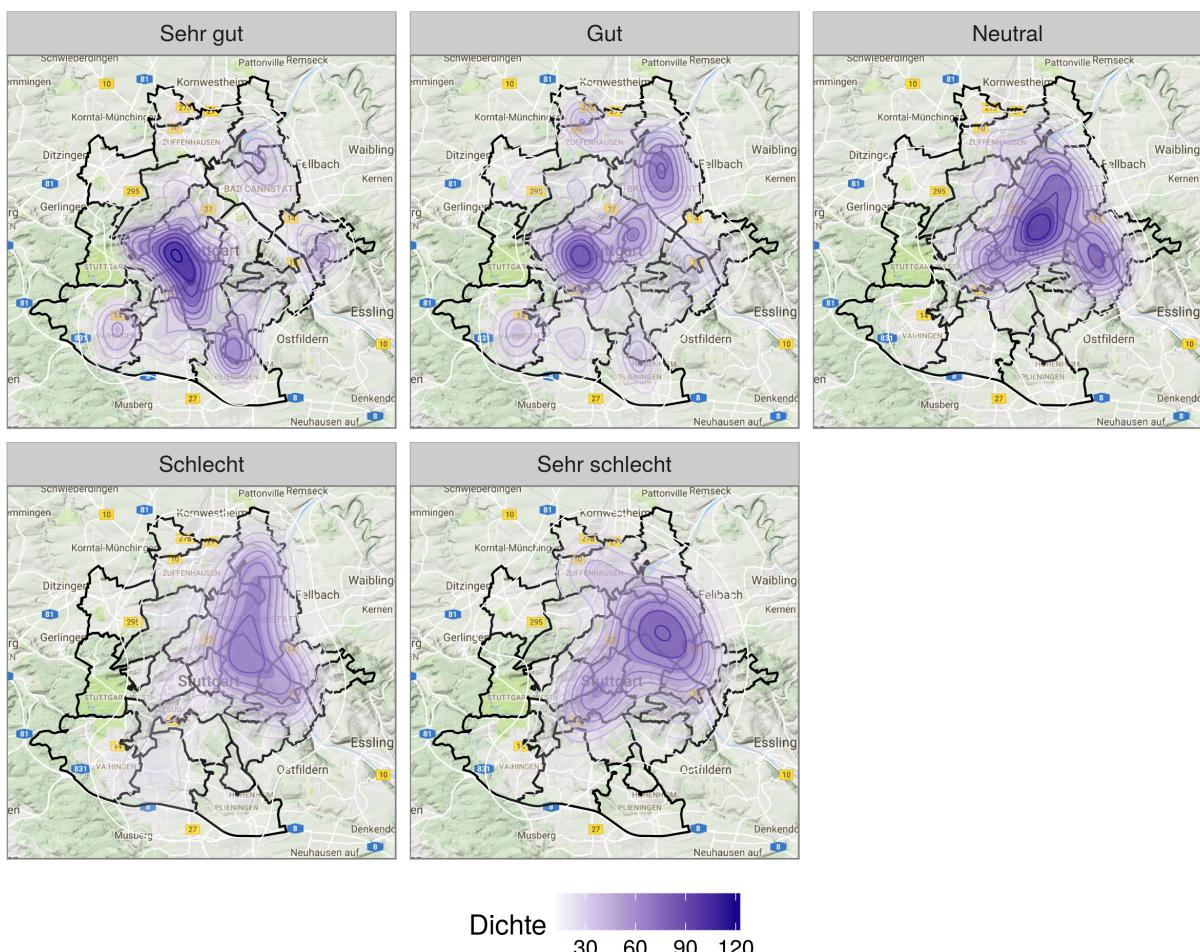


ABBILDUNG 3: KONTUR PLOT DER ABSOLUTEN ANZAHL DER GRUPPENBEOBACHTUNGEN ZUR WOHNZUFRIEDENHEIT IN FÜNF GRUPPEN. QUELLE DER HINTERGRUNDKARTE: [GOOGLE MAPS, 2016]

Im Folgenden werden die diskreten räumlichen Informationen auf Stadtbezirksebene beschrieben. Es werden 23 Stadtbezirke unterschieden. Im Gegensatz zur stetigen Beobachtungsdichte werden die Beobachtungen nach Regionen aggregiert dargestellt. Dies hat den Vorteil, dass eine relative Anteilsdarstellung möglich wird (Abbildung 4). Die absoluten Häufigkeiten sind in die-

ser Ansicht jedoch nicht ersichtlich. Analog zur stetigen Darstellung (Abbildung 2) ist auch hier zu sehen, dass die Bürger des Nordostens eine positivere Meinung zu Stuttgart 21 haben als die Bürger aus dem Süden. Die *neutrale* Klasse hat in allen Bezirken einen geringeren Anteil und es ist kein räumliches Muster erkennbar. Die entsprechenden Anteilsgrafiken mit fünf Klassen für die Bewertung der Wohngegend sind im Anhang verfügbar (Abbildung 17). Wie in Abbildung 3 bereits angedeutet, zeigen sich negative Wohngebietseinschätzungen vor allem im Nordosten.

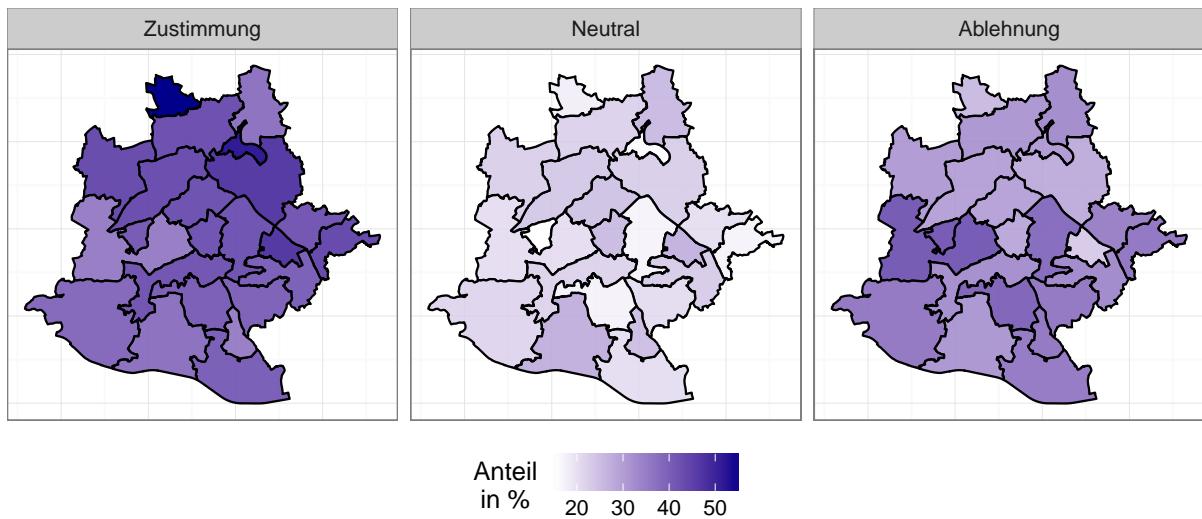


ABBILDUNG 4: ANTEILE ZUR MEINUNG ZU STUTTGART 21 NACH STADTBEZIRKEN.

Die dritte und letzte untersuchte räumliche Aggregationsebene ist die Stadtteilebene. Abbildung 5 zeigt die räumliche Verteilung von *Zustimmung*, *Ablehnung* und *neutraler* Haltung. Wie aus Tabelle 1 hervorgeht, ist die Stadtteilebene deutlich feiner aufgelöst als die Bezirksebene. Dies führt dazu, dass einige Stadtteile mit geringer Gesamteinwohneranzahl in einer oder mehreren Klassen keine Beobachtungen zeigen. Es gibt im Umkehrschluss auch Stadtteile, in denen eine Klasse zu 100 % vertreten ist. Außerdem gibt es in dieser Aggregationsebene sogar Stadtteile ohne jede Beobachtung, wie z. B. das *Benzviertel* im Innenstadtbereich oder die bereits angesprochenen Lagen im Westen.

Diese Stadtteile werden in den Diagrammen schwarz dargestellt. Wegen der feineren Auflösung ergibt sich ein mosaikartiges, visuell schwerer interpretierbares Bild. In keiner der drei Klassen lässt sich eine klare Struktur oder ein räumliches Muster erkennen. Die Anteile auf Stadtteilebene zu der Bewertung der Wohngegend sind im Anhang verfügbar (Abbildung 18). Hier zeigt sich ein ähnlich schwer differenzierbares Muster wie bei der Meinung zu Stuttgart 21.

2.1.2 MELDEREGISTER

Die erste Datei, an der die Modelle Anwendung finden sollen, ist eine personenbezogene Auswertung aus dem Melderegister Stuttgarts vom 31.01.2011. Der Auszug umfasst alle volljährige Einwohner Stuttgarts außer Bewohner von Anstalten und Pflegeheimen. Mit einem Stichpro-

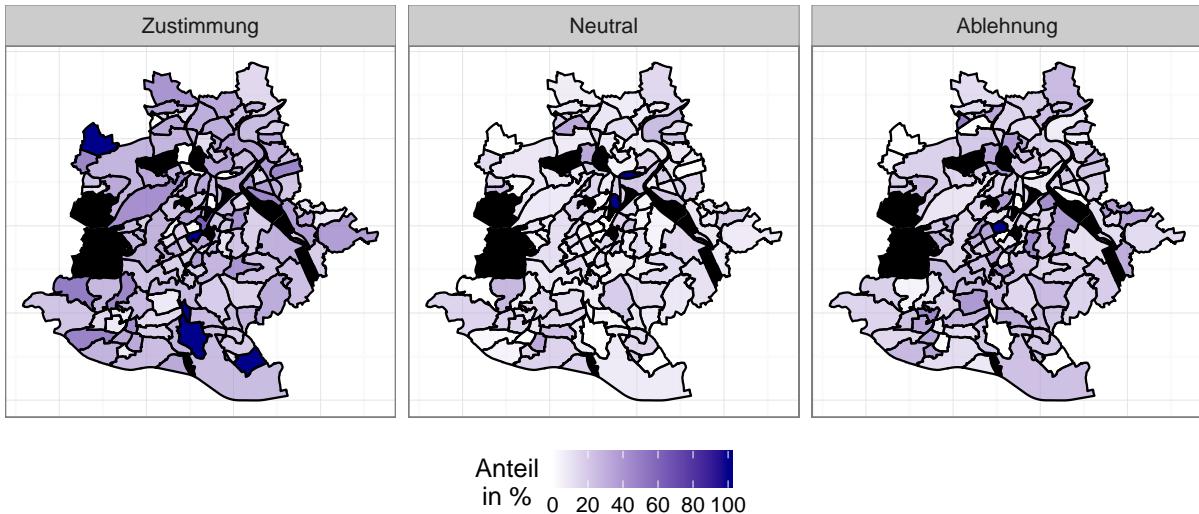


ABBILDUNG 5: ANTEILE DER MEINUNG ZU STUTTGART 21 NACH STADTTEILEN.

benumfang von 470.190 Bürgern liegt der Melderegisterauszug also sehr nah an der Grundgesamtheit von 573.104 Bürgern, die 2011 mit Hauptwohnsitz in Stuttgart gemeldet waren [Statistisches Bundesamt, 2016]. Insgesamt wurden acht sozioökonomische Variablen erhoben. Bei allen Datensätzen liegt der Wohnsitz als kontinuierliche Gauß-Krüger Geokoordinate vor. Um eine kleinräumige Extrapolation mit diskreten räumlichen Informationen vornehmen zu können, wurden die Stadtteil- und Stadtbezirksinformationen an die Datensätze des Melderegisters angehängt. Hierzu wurden die Stadtteil- und Stadtbezirkspolygone, welche uns von der Stadt Stuttgart für die Analyse zur Verfügung gestellt wurden, über eine räumliche Abfrage mit den Melderegisterdatensätzen verknüpft. Die geographische Verknüpfung wurde mit dem freien Geoinformationssystem QGIS [QGIS Development Team, 2016] durchgeführt. Wie in den Tabellen 1 und 2 ersichtlich, eignen sich nicht alle Variablen zur Extrapolation, da nicht alle Variablen in jeder Umfrage erhoben wurden. Es ergibt sich ein Überschneidungsbereich der fünf sozioökonomischen Variablen *Altersklasse Befragter*, *Geschlecht*, *Nationalität*, *Familienstand* und *Personenzahl im Haushalt*. Die Variablenkategorien wurden zum Teil umkodiert, um gleiche Ausprägungen in allen Dateien zu gewährleisten.

2.1.3 ZENSUS

Im Rahmen der bundesweiten Volkszählung von 2011 wurde in Stuttgart eine Gebäude- und Wohnungszählung durchgeführt. Diese Datei umfasst 380.238 Datensätze (Tabelle 3). Da bei der Zählung auch für die Fragestellung dieser Arbeit relevante sozioökonomische Variablen erhoben wurden, eignet sich diese Umfrage ebenfalls zur kleinräumige Extrapolation. Die diskreten geographischen Angaben wurden analog zum Vorgehen beim Melderegister per geographischer Abfrage ergänzt. Für die kleinräumige Extrapolation kommen die gleichen sozioökonomischen Variablen wie beim Melderegister in Frage.

TABELLE 2: SOZIOÖKONOMISCHE UND GEOGRAPHISCHE VARIABLEN DES MELDEREGISTERS UND DEREN ANZAHL DER AUSPRÄGUNGEN.

Anzahl Beobachtungen: 470.190

Variable	Anzahl Ausprägungen
Altersklasse Befragter	6
Geschlecht	2
Nationalität	2
Familienstand	4
Personenzahl im Haushalt	5
Wohndauer	3
ALG II Quote	9
Ein/Zweifamilienhäuser	8
Gauß-Krüger	

TABELLE 3: SOZIOÖKONOMISCHE UND GEOGRAPHISCHE VARIABLEN DER GEBÄUDE- UND WOHNUNGSZÄHLUNG IM RAHMEN DES ZENSUS UND DEREN ANZAHL DER AUSPRÄGUNGEN.

Anzahl Beobachtungen: 380.238

Variable	Mögliche Ausprägungen
Altersklasse Befragter	6
Geschlecht	2
Nationalität	2
Familienstand	4
Personenzahl im Haushalt	5
Wohnfläche	24
Stellung Beruf	9
Beamter	2
Gebäudetyp	10
Gebäudenutzung	2
Gauß-Krüger	

2.2 STATISTISCHE METHODEN

Zur Vorstellung der statistischen Methoden dieser Arbeit wird zunächst das Verfahren zur Wahl der Kovariablen in jedem Modell erläutert. Anschließend folgt eine Darstellung des Geoadditiven Modells, welches zur Parametrisierung und anschließenden Extrapolation genutzt wurde. Dabei wird insbesondere auf die modelspezifischen Besonderheiten der endogenen Variablen eingegangen sowie auf die Modellierung der unterschiedlichen Kovariablen, die im vorangegangenen Kapitel erläutert wurden. Außerdem wird kurz auf die Implementierung am Rechner eingegangen. Anschließend erfolgt eine Darstellung der Methoden, die zur Ermittlung des jeweils besten Modells für beide endogene Variablen genutzt wurden. Dabei wird unterschieden zwischen der Modellqualität innerhalb und außerhalb der Stichprobe. Sämtliche Berechnungen wurden mit der Statistik Software R vorgenommen [R Core Team, 2016].

2.2.1 SCHRITTWEISER AIC VERGLEICH

Basierend auf Codes aus vorhergegangenen Analysen zum Beamten- und Eigenheimanteils in Stuttgart, die uns zur Verfügung standen, wurde eine Funktion zur schrittweisen AIC [Akaike,

1981] Berechnung programmiert, die zur Identifikation der geeignetsten sozioökonomischen Kovariablenkombination dient (siehe digitaler Anhang *stepAIC.R*). In der Funktion werden mithilfe der `gam()` Funktion des `mgcv` Paketes [Wood, 2011] generalisierte additive Modelle mit unterschiedlichen Kovariablen erstellt und deren AIC berechnet. Vor dem Aufruf der Funktion müssen die abhängige Variable, die Verteilungsannahme des Regressionsmodells, die Gewichtungen der Einzelbeobachtungen und die unveränderlichen Kovariablen definiert werden. Außerdem muss eingeschätzt werden, welche der veränderlichen Kovariablen parametrisch oder nichtparametrisch als Spline in das Modell eingehen. Es wird zunächst der AIC des einfachsten, nur aus den fest vorgegebenen Kovariablen bestehenden Modells berechnet. In Iteration eins werden alle veränderlichen Kovariablen einzeln nacheinander in die Modellformel aufgenommen und es wird jeweils ein GAM erstellt sowie dessen AIC berechnet. Die Kovariablen gehen zunächst entsprechend der vorigen Eingabe parametrisch oder semiparametrisch ein. Außerdem werden alle vorab als nichtparametrisch eingeschätzten Variablen zusätzlich als parametrischer Trend geprüft. Falls die Hinzunahme mindestens einer Kovariable in Iteration eins zu einer Reduktion des AIC führt, wird diejenige Kovariable, welche zu dem Modell mit dem kleinsten AIC führt, zur Modellformel hinzugefügt. Falls das Modell nur mit den festen Modellbestandteilen bereits den geringsten AIC zeigt, ist die Modellwahl folglich in Iteration eins bereits beendet.

Andernfalls setzt sich das Ausgangsmodell für Iteration zwei aus den festen Kovariablen und einer weiteren Kovariable zusammen. In Iteration zwei werden wie zuvor alle verbleibenden Kovariablen zunächst nacheinander zur aktuellen Modellformel hinzugefügt. Wenn die Kovariable mit dem geringsten AIC gefunden ist (falls diese existiert und das Modell aus Iteration eins nicht bereits das geeignete ist), werden alle veränderbaren Kovariablen in Iteration zwei nochmals nacheinander eliminiert. Das Modell mit dem geringsten AIC bildet das Ausgangsmodell der nächsten Iteration. Dies wird wiederholt bis in einer Iteration kein Modell mit einem geringeren AIC als in der vorigen Iteration parametrisiert werden kann. Um die Laufzeit der Funktion zu begrenzen, wurde auf die Analyse von Wechselwirkungen zwischen den Kovariablen verzichtet. Wechselwirkungen können jedoch als unveränderliche Modellbestandteile eingehen. In dieser Arbeit wird der Einfluss unterschiedlicher räumlicher Effekte auf die Modellqualität analysiert. Die räumlichen Effekte wurden deshalb im schrittweisen AIC Vergleich nicht berücksichtigt. Sie gingen, sofern das betrachtete Modell über einen räumlichen Effekt verfügte, als unveränderlicher Modellbestandteil ein.

2.2.2 MODELLE

Alle zu modellierenden endogenen Variablen besitzen kategoriale Merkmale. Ziel der Modellierung ist also, die Ausprägungswahrscheinlichkeit dieser Kategorien für ein Individuum vorherzusagen. Da negative Wahrscheinlichkeiten sowie Wahrscheinlichkeiten über 1 nicht sinnvoll interpretierbar sind, muss sichergestellt sein, dass die endogene Variable des Regressionsmodells nur stetige Werte zwischen 0 und 1 einnehmen kann. Da sich diese Vorgabe mit einfachen linearen Regressionsmodellen normalerweise nicht einhalten lässt, sind diese für die Fragestellung dieser Arbeit ungeeignet. Des Weiteren weisen kategoriale Regressionsmodelle häufig keine Normalverteilung auf [Fahrmeir et al., 2013, p. 277], was zusätzlich gegen einfache lineare Modelle mit gewöhnlicher Kleinste-Quadrat-Schätzung spricht. Im Gegensatz zur einfachen linearen

Regression kann der lineare Prädiktor

$$\eta_i = \mathbf{x}'_i \boldsymbol{\beta}, \quad (1)$$

in generalisierten linearen Modellen (GLM) über eine Response-Funktion h transformiert werden. Die Response-Variable hängt demnach nicht mehr direkt von einer linearen Kombination der Modellkovariablen, sondern von deren Transformation ab. Die Wahl der Response-Funktion hängt von der Fragestellung und von der Skalierung der Response-Variable ab. h kann jede monoton ansteigende Funktion sein. Um den gewünschten Wertebereich zwischen 0 und 1 sicherzustellen, wird der lineare Prädiktor bei kategorialen Regressionen häufig über eine logistische Response-Funktion transformiert. Im Falle einer binären Response-Variable ergibt sich durch die logistische Transformation das binäre Logit Modell [Fahrmeir et al., 2013, p. 270 f.]

$$h(\eta) = \frac{\exp(\eta)}{1 + \exp(\eta)}, \quad (2)$$

wobei die Response nach der Transformation einer Bernoulli Verteilung folgt. Durch Datengruppierung kann die Rechenzeit reduziert werden. Die absoluten Gruppenhäufigkeiten folgen dann einer Binomial- und die relativen Gruppenhäufigkeiten einer skalierten Binomialverteilung [Fahrmeir et al., 2013, p. 277 f.].

In einem kumulativen Modell kann die Reihenfolge der Ausprägungen einer ordinalskalierten Response explizit berücksichtigt werden [Fahrmeir et al., 2013, p.334 ff.]. Dem kumulativen Modell unterliegt die Annahme, dass in jedem Datensatz eine kontinuierliche (unbekannte) latente Variable u_i existiert, deren Ausprägung die Kategoriezugehörigkeit dieser Beobachtung bestimmt. Dem Modell unterliegt des Weiteren die Annahme, dass diese latente Variable durch einen linearen Prädiktor

$$u_i = -\mathbf{x}'_i \tilde{\boldsymbol{\beta}} + \varepsilon_i \quad (3)$$

über die Modellkovariablen vorhergesagt werden kann. Ein Datensatz zeigt die Ausprägung r , wenn ihre latente Variable zwischen den Schwellenwerten θ_{r-1} und θ_r liegt. Um sicherzustellen, dass diese Schwellenwerte identifizierbar sind, hat der lineare Prädiktor selbst keinen Intercept. Wie zuvor im binären Fall, wird der lineare Prädiktor über eine kumulative Verteilungsfunktion transformiert. Über die Verteilung F des Fehlers des linearen Prädiktors ε_i um die latente Variable u_i kann die Wahrscheinlichkeit jeder Kategorie der Response-Variablen als

$$P(y_i = r) = F(\theta_r + \mathbf{x}'_i \tilde{\boldsymbol{\beta}}) - F(\theta_{r-1} + \mathbf{x}'_i \tilde{\boldsymbol{\beta}}) \quad (4)$$

berechnet werden. Da es sich um geordnete Kategorien handelt, muss zur Berechnung der Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zur Gruppe r nur die Wahrscheinlichkeitsdichte zwischen den Schwellenwerten θ_r und θ_{r-1} berechnet werden. Wenn die in der Literatur vorgeschlagene logistische Transformation gewählt wird [Fahrmeir et al., 2013, p. 335], ergibt sich demnach das kumulative Logit Modell

$$P(y_i \leq r) = \frac{\exp(\theta_r + \mathbf{x}'_i \tilde{\boldsymbol{\beta}})}{\exp(1 + \exp(\theta_r + \mathbf{x}'_i \tilde{\boldsymbol{\beta}}))}. \quad (5)$$

Die exogenen Variablen, mit denen das Modell für die räumliche Extrapolation parametrisiert werden soll, sind sehr heterogen. Es kommen sowohl nominal- als auch kardinalskalierte sozioökonomischen Variablen in Frage (Abbildung 1, Tabelle 1). Während ein linearer Prädiktor zur Beschreibung des Zusammenhangs zwischen ordinalskalierten Kovariablen und kategorialer Response-Variablen ausreichend ist, zeigen kardinal skalierte Variablen oft einen nichtlinearen Zusammenhang [Fahrmeir et al., 2009, p. 9]. Der in generalisierten linearen Modellen (GLM) vorausgesetzte lineare Prädiktor (Formel 1) ist demnach für die Daten dieser Arbeit zu unflexibel. Aufgrund dieser Ausgangslage haben flexiblere Modelle voraussichtlich Vorteile gegenüber GLM.

In generalisierten additiven Modellen (GAM) können lineare und nichtlineare Effekte sehr flexibel in einem Modell verbunden werden, da die Terme des Prädiktors in GAM nicht auf lineare Funktionen beschränkt sind (Formel 6). Während die Kovariablen mit linearen Effekten \mathbf{x}_i , analog zum GLM, durch den linearen Prädiktor modelliert werden, können die nichtlinearen Kovariableneffekte \mathbf{z}_i über sehr flexible, semi- bzw. nichtparametrische Splines modelliert werden [Wood et al., 2016, p. 1 f.]. Obwohl die Formulierung *nicht-parametrisch* für den in dieser Arbeit verwendeten Spline-Typ mathematisch unpräzise ist [Eilers and Marx, 1996, p. 1], wird sie, wie in der Literatur üblich, synonym für *semiparametrisch* verwendet.

$$\eta_i = \mathbf{x}'_i \boldsymbol{\beta} + f_i(\mathbf{z}_i) \quad (6)$$

GAM bieten sich also immer an, wenn lineare und nichtlineare Kovariableneffekte in einem Modell berücksichtigt werden sollen oder wenn die genauen Formen der Effekte unbekannt sind. Zur Modellierung der univariaten nichtlinearen Effekte wurden penalisierte Basissplines (P-Splines) verwendet [Eilers and Marx, 1996]. Dieser Spline-Typ ist der Gruppe der semiparametrischen Modelle zuzuordnen, da die Spline-Kurve über zusammengesetzte Polynome konstruiert wird. Das Modell setzt sich also aus einer großen Zahl abstrakter Variablen zusammen, die keine direkte Interpretation zulassen [Eilers and Marx, 1996, p. 1]. Basissplines (B-Splines) haben gegenüber anderen Spline-Typen, wie z. B. *Truncated-Power-Series-Basis-Splines*, numerische Vorteile, da die Regressionsparameter relativ kleine Werte annehmen und die abschnittsweisen Polynome untereinander weniger stark korreliert sind [Fahrmeir et al., 2013, p. 426]. B-Splines können über die Methode der kleinsten Quadrate gelöst werden [Fahrmeir et al., 2013, p. 430] und benötigen daher verhältnismäßig wenig Rechenzeit. Die Qualität der Anpassung eines polynomischen Splines hängt maßgeblich von Anzahl und Lage der Übergänge (Knoten) der zusammengesetzten Polynome ab. Hier liegt ein weiterer Vorteil der B-Splines. Während die optimale Glättung bei anderen Spline-Typen zum Teil aufwendig über Modellauswahlstrategien hergeleitet werden muss, kann bei B-Splines eine relativ simple Penalisierung definiert werden [Eilers and Marx, 1996, p. 89 f.]. Hierzu wird zunächst ein sehr flexibles Modell mit einer großen Anzahl Spline-Basen definiert, welches quasi ex-post über den Penalisierungsterm geglättet wird. Die Krümmung von zweifach differenzierbaren Funktionen kann über das Integral der zweiten Ableitung ermittelt werden. Bei B-Splines kann dieses Integral einfach über die quadrierten zweiten Abweichungen der Spline Funktion approximiert werden [Fahrmeir et al., 2013, p. 433]. Die penalisierte Spline Kurve (P-Spline) kann daher über die penalisierte Methode der kleinsten Quadrate geschätzt werden. In die Schätzung gehen nur die Rohdaten und der Glättungsparameter λ ein [Eilers and Marx, 1996, p. 93]. Über λ kann der Trade-Off zwischen Glättung und Anpassung

eingestellt werden. Das R Paket `mgcv` [Wood, 2011] liefert zudem unterschiedliche Möglichkeiten, λ auf Grundlage der Eingangsdaten, z. B. per *generalisierter Kreuzvalidierung* [Fahrmeir et al., 2013, p. 480] oder *Restricted Maximum Likelihood* [Wood et al., 2016, p. 32 f.], zu optimieren. P-Splines sind demnach sehr komfortabel anzuwenden, da sie außer den Eingangsdaten keine Benutzereingaben erfordern und die Rechenzeit gering ist.

Analog zu GLM können in GAM ebenfalls Response-Funktionen und unterschiedliche Verteilungsannahmen der Response Variablen definiert werden [Fahrmeir et al., 2013, p. 448]. Die Ausprägungswahrscheinlichkeiten für binäre Responses können in GAM demnach über eine logistische Response-Funktion (Formel 2) modelliert werden. Unterschiedlich ist lediglich der Prädiktor (Formel 6). Eben dies gilt für geordnete kategoriale Modelle. Als kumulative Verteilungsfunktion für die Wahrscheinlichkeitsdichte F ist im `mgcv` Paket ebenfalls die logistische Transformationsfunktion implementiert [Wood et al., 2016, p. 22]. In einem geordneten kategorialen GAM, das mit dem `mgcv`-Paket geschätzt wird, muss der erste *Cutpoint* -1 sein [Wood et al., 2016, p. 22]. Daher können die Prädiktoren von GAM, im Gegensatz zu GLM, einen Intercept haben.

Bei räumlich expliziten Daten kann häufig nicht von der Unabhängigkeit der Beobachtungen ausgegangen werden. Wie die visuelle Interpretation der Rohdaten nahelegt (z. B. Abbildung 4), zeigen räumlich nähere Beobachtungen mit höherer Wahrscheinlichkeit die gleiche Ausprägung als weiter entfernte. Es existiert offensichtlich räumliche Korrelation in den Daten. Das Modell lässt sich also voraussichtlich durch Hinzunahme eines räumlichen Effekts verbessern. Wenn in einem GAM räumliche Effekte berücksichtigt werden, spricht man von einem geoadditiven Modellen [Fahrmeir et al., 2013, p. 540]. In dieser Arbeit wurden zwei unterschiedliche Methoden zur Berücksichtigung des räumlichen Effektes verwendet. Zunächst gingen die Gauß-Krüger Geokordinaten s_x und s_y kontinuierlich in Form eines penalisierten *Tensorprodukt Thin Plate Splines* (TP-Spline) ein. Diese Spline Form hat sich wegen ihrer radialen Struktur für geographische Koordinaten als vorteilhaft erwiesen [Gu and Wahba, 1993, p. 354]. Des Weiteren sind TP-Splines bei großen Datenmengen für multivariate Einflüsse in Bezug auf die Rechenzeit effizient [Wood, 2003, p. 95 f.].

$$\eta_i = \mathbf{x}'_i \boldsymbol{\beta} + f_i(\mathbf{z}_i) + f_{spat}(s_{x_i}, s_{y_i}) \quad (7)$$

Die zweite in dieser Arbeit vorgestellte Möglichkeit der Berücksichtigung räumlicher Effekte ist das Markov-Zufallsfeld. Der räumliche Effekt kann als 'Stellvertreter für unbeobachtete räumliche Variablen' [Fahrmeir et al., 2013, p. 541] interpretiert werden. Der räumliche Effekt ist also eine Proxy-Variablen für unbekannte Variablen, die sich in diskreten Regionen unterscheiden. Der Prädiktor des geoadditiven Modells mit Markov-Zufallsfeld kann als

$$\eta_i = \mathbf{x}'_i \boldsymbol{\beta} + f_i(\mathbf{z}_i) + f_{spat}(s_i) \quad (8)$$

ausgedrückt werden [Fahrmeir et al., 2013, p. 541], wobei s_i die Zugehörigkeit zu einer diskreten Region kodiert. Im Regressionsmodell hat jede Region folglich einen eigenen Koeffizienten. Um geglättete räumliche Strukturen zu erhalten, wird jeder Koeffizient über die quadrierte Abweichung der Koeffizienten der Nachbarregionen penalisiert [Fahrmeir et al., 2013, p. 522]. Regionen, die eine gemeinsame Grenze mit s_i teilen, werden als Nachbarn erster Ordnung bezeichnet. Nur

diese werden für die Glättung berücksichtigt.

Ein praktisches Problem in der Implementierung eines Markov-Randomfields mit dem `mgcv` Paket ist, dass in jeder Region mindestens eine Beobachtung jeder Kategorie der abhängigen Variable vorkommen muss. Wie bereits erwähnt fehlen insbesondere auf Stadtteilebene häufig einzelne Beobachtungen einer oder mehrerer Kategorien. Es müssen aus methodischer Sicht nicht zwingend alle Kombinationen aus Region und Kategorie in den Beobachtungen vorhanden sein. Jedoch erlaubt die `gam()` Funktion keine leeren Region-Kategorie Kombinationen. Um die Implementierung dennoch möglich zu machen, wurde eine Funktion erstellt, die partiell oder komplett fehlende Beobachtungen durch Pseudo-Beobachtungen ersetzt und mit null gewichtet. Alle anderen (echten) Beobachtungen werden mit eins gewichtet (siehe digitaler Anhang *PseudoB2.R*).

2.2.3 REKLASSIFIZIERUNG

Klassische Verfahren der Residuenanalyse sind für kategoriale Modelle nicht sinnvoll, da Residuen ordinalverteilter Response schwer interpretierbar sind. Daher muss auf andere Verfahren zur Validierung zurückgegriffen werden. Die Reklassifizierung wird genutzt, um die Prognosequalität der Modelle innerhalb der Stichprobe zu überprüfen. Im Gegensatz zur nachfolgenden Kreuzvalidierung zeichnet sich die Reklassifizierung durch eine simple Implementation und geringe Rechenzeit aus, was ihr zusätzlich auch in dieser Arbeit Attraktivität verleiht. Bei dem Verfahren selbst wird der vollständige Stichprobendatensatz genutzt, um mithilfe des vorher parametrisierten Modells die Klassen der Beobachtungen in dem Datensatz zu prognostizieren. Anschließend lässt sich ermitteln, wie oft Beobachtungen in die richtige oder eine falsche Kategorie klassifiziert wurden.

2.2.4 KREUZVALIDIERUNG

Die Kreuzvalidierung gibt im Gegensatz zur bereits beschriebenen Reklassifizierung die Möglichkeit, die Modelle auf ihre Prognosequalität außerhalb der Stichprobe zu prüfen. Für die Modellerstellung der additiven Modelle lag eine Stichprobe von 3.143 Beobachtungen vor. Informationen zur Grundgesamtheit dieser Stichprobe lagen nicht vor. Die Qualität der parametrisierten Modelle ließ sich folglich nicht anhand einer Grundgesamtheit validieren, sondern musste an der Stichprobe selbst eingeschätzt werden. Da die Modelle später an Daten außerhalb des Parametrisierungsdantesatzes angewendet werden sollen, ist die Modellqualität außerhalb der Parametrisierungsdaten jedoch von Interesse. Daher wurde eine *Leave-One-Out* Kreuzvalidierung durchgeführt [Fahrmeir et al., 2013, p. 149], in welcher jeweils eine Beobachtung zufällig entfernt wurde. Mit den verbliebenen Datensätzen wurde das Regressionsmodell neu parametrisiert und die entfernte Beobachtung mit diesem Modell vorhergesagt. Dies wurde so lange wiederholt, bis jeder Datensatz einmal entfernt (und geschätzt) wurde. Mit diesen Daten ließ sich die Häufigkeit der korrekt reklassifizierten Datensätze berechnen.

2.3 KLEINRÄUMIGE EXTRAPOLATION

Zur Durchführung der kleinräumigen Extrapolation wurden die erstellten und getesteten Regressionsmodelle an den beiden Dateien *Melderegister* und *Zensus* angewendet. Die Anteile der Bürgermeinungen zu Stuttgart 21 und zu Bewertungen werden damit in die ganze Fläche Stuttgarts projiziert.

2.3.1 PUNKTSCHÄTZUNG

Die Regressionsmodelle werden zunächst an jedem Datensatz des *Melderegisters* und des *Zensus* angewendet. Die Ausprägungswahrscheinlichkeiten für jede Kategorie auf Response-Ebene werden für jeden Datensatz dokumentiert. Geschätzt wird folglich nicht die individuelle Ausprägung eines Bürgers, sondern die Wahrscheinlichkeiten jeder Ausprägung. Jeder Datensatz verfügt nach der Modellanwendung folglich über Wahrscheinlichkeiten seiner Kategorieausprägung, die sich zu 1 summieren. Mit diesen Wahrscheinlichkeiten werden Gruppenmittelwerte für beliebige Gruppen von Interesse gebildet. In dieser Arbeit werden Gruppenmittelwerte für die Stadtteile und die Stadtbezirke Stuttgarts sowie für ganz Stuttgart gebildet.

2.3.2 PROGNOSEINTERVALLE

Die Intervalle zu den Punktschätzungen liefern zusätzliche wichtige Informationen, da die Punktschätzungen alleine keine Angaben zur Unsicherheit beinhalten. Das Prognoseintervall gibt an, mit welcher Wahrscheinlichkeit die unbekannte wahre Punktschätzung von einer Konfidenzregion überdeckt wird. Mit dem Vertrauensintervall erhält man die Relation der Unsicherheit zur Punktschätzung und somit ein weiteres Modellgütemerkmal [Fahrmeir et al., 2013, p. 471]. Des Weiteren wurden die Intervalle genutzt, um Überdeckungswahrscheinlichkeiten des Volksabstimmungsergebnisses [Statistikamt Stuttgart, 2011] zu berechnen.

Grundsätzlich gibt es die Möglichkeit, die Intervalle aus Modellkenngrößen abzuleiten oder Bootstrap-Intervalle durch wiederholte zufällige Modellreparametrisierungen und Punktschätzungen zu berechnen. Bei ersterem Vorgehen unterliegen die Intervallberechnungen, je nach gewählter Berechnungsmethode, asymptotischen Eigenschaften oder Verteilungsannahmen. So wird zur analytischen Berechnung von Score-Konfidenzintervallen [Held, 2008, p. 64 ff.], welche den Vorteil haben, dass sie invariant gegenüber eindeutigen Parametertransformationen sind, beispielsweise die Fischer-Information benötigt. Sie sind deshalb oft nur schwer analytisch zu berechnen [Held, 2008, p. 74]. Andere Intervalle, wie beispielsweise das Wald-Konfidenzintervall, sind obligatorisch symmetrisch [Held, 2008, p. 60] und werden der wahren Datenverteilung daher oft nicht gerecht. Bei beiden Intervallen hängt die tatsächliche Überdeckungswahrscheinlichkeit der unbekannten wahren Parameter bei binärer Response Variable zudem von der Parameterausprägung sowie der Beobachtungsanzahl der Modellstichprobe ab und entspricht deshalb in ungünstigen Kombinationen nicht der nominellen, also der gewünschten Überdeckungswahrscheinlichkeit [Lawrence D. Brown, 2001][p. 102].

Bootstrap Intervalle hingegen können für jede Form der statistischen Inferenz berechnet werden [DiCiccio and Efron, 1996]. Da in dieser Arbeit Modelle mit unterschiedlichen Verteilungsannahmen und unterschiedlichen räumlichen Effekten verglichen werden, bietet es sich an, auf die verteilungsunabhängigen Bootstrap-Intervallschätzungen zurückzugreifen. Von Interesse sind

weniger die Intervalle um die Modellparameter als vielmehr die Intervalle um die erstellten Prognosen, also die einzelnen Hochrechnungen. Dementsprechend wurden Bootstrap-Intervalle für jede einzelne Hochrechnung berechnet. Zur Berechnung der Intervalle wurde jedes Modell 1.000 mal mit einer Zufallsstichprobe (*Ziehen-mit-Zurücklegen*) aus der Parameterisierungsstichprobe reparametrisiert. Um den Einfluss des Stichprobenumfangs zu eliminieren, enthielt jede Stichprobe die tatsächliche Anzahl der Beobachtungen. Mit jedem neuparametrisierten Modell wurde eine kleinräumige Extrapolation durchgeführt. Die Hochrechnungsergebnisse wurden genutzt, um die arithmetischen Mittel, die Mediane sowie die unteren und oberen 95 % Perzentile der Punktschätzungen zu berechnen. Diese beiden Mittelwerte bieten eine zusätzliche Möglichkeit der Modellevaluation, indem sie mit der Punktschätzung verglichen werden. Systematische Abweichungen der mittleren Schätzungen der Bootstrap Ergebnisse von den Punktschätzungen deuten auf einen Bias in der Schätzung hin. Ein B von 1.000 erwies sich als ausreichend, da sich die Mittelwerte und Perzentile bei einer Erhöhung kaum noch änderten.

2.3.3 VALIDIERUNG

Da keine Informationen über die Grundgesamtheit verfügbar sind, ist eine Validierung mit echten Daten nicht möglich. Im Falle der Meinung zu Stuttgart 21 bietet sich jedoch die Chance, die Ergebnisse der Extrapolation mit dem Ausgang der Volksabstimmung 2011 [Statistikamt Stuttgart, 2011] zu vergleichen. Es wird angenommen, dass die Volksabstimmungsergebnisse dem wahren Wert der Grundgesamtheit unserer Stichprobe entsprechen. Unter dieser Annahme können die mittlere quadratische Abweichung (MSE) und die Überdeckungswahrscheinlichkeit berechnet werden. Es liegen Volksabstimmungsergebnisse auf Stadtbezirks- und Stadtteilebene vor. Die Validierung erfolgt daher sowohl auf Stadtteil- als auch auf Bezirksebene. Hinzu kommt das Gesamtergebnis der Stadt Stuttgart. Das MSE soll den Punktschätzer validieren. Die Überdeckungswahrscheinlichkeit wird genutzt, um den Intervallschätzer zu validieren.

Bei der Wahl des Schätzers geht es zum einen darum, einen effizienten Schätzer, d.h. erwartungstreu mit minimaler Varianz, zu finden. Als geeignetes Gütemaß hat sich die MSE erwiesen, da sie sowohl die Varianz, als auch die quadrierte Verzerrung berücksichtigt. Für einen Schätzer $\hat{\theta}$ von dem wahren Parameter θ ist die MSE definiert als

$$\text{MSE} = \mathbb{E}[(\hat{\theta} - \theta)^2], \quad (9)$$

wobei sich durch den mittleren Verschiebungssatz der Varianz zeigen lässt, dass

$$\text{MSE} = \mathbb{V}(\hat{\theta}) + \mathbb{B}(\hat{\theta})^2 \quad (10)$$

gilt. Der MSE lässt also auch zu einem gewissen Maße verzerrte Schätzer zu, was in bestimmten Situationen sehr hilfreich sein kann. Zudem hat ein konsistenter Schätzer die Eigenschaft, dass die mittlere quadratische Abweichung bei unendlich groß werdender Stichprobe gegen null konvergiert [Georgii, 2009, p. 201]. Ein weiteres Kriterium ist die Überdeckungswahrscheinlichkeit. Sie gibt an, mit welcher Wahrscheinlichkeit das geschätzte Konfidenzintervall den wahren Wert enthält und ist nach [Zhang, 1992] in der großen Stichprobe definiert als

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(\theta \in S_{1-\alpha}(\hat{\theta})) < 1 - \alpha, \quad (11)$$

wobei $S_{1-\alpha}$ die Konfidenzregion von θ angibt. Erwartet wird hier also, dass die Überdeckungswahrscheinlichkeit knapp unter dem Konfidenzniveau liegt.

3 ERGEBNISSE

Nachdem im Material und Methoden Teil zunächst die Daten und statistischen Methoden vorgestellt wurden, zeigt dieses Kapitel die daraus entstandenen Ergebnisse. Dafür wird zunächst an drei Beispielen das Vorgehen der Kovariablenauswahl dargestellt. Daraufhin werden die geschätzten Parameter der verschiedenen Modelle und die geschätzten Modelle beschrieben und analysiert. Insgesamt wurden zur Meinung zu Stuttgart 21 sechs geoadditive Modelle geschätzt. Bei drei Modellen war die Response-Variable in drei, bei den anderen drei Modellen in zwei Gruppen eingeteilt. Die drei Modelle je Response-Einteilung unterschieden sich in der Form, in der der räumliche Effekt berücksichtigt wurde. Zusätzlich zu den sechs Modellen wurden zum Vergleich noch Modelle ohne räumlichen Effekt und Modelle nur mit räumlichem Effekt geschätzt. Für die Bewertung der Wohngegend wurden drei unterschiedliche geoadditive Modelle erstellt. Um diese hohe Anzahl zu reduzieren, wurden anhand der Modellwahlkriterien nach und nach Modelle eliminiert. Zum Schluss wurden mit den zuletzt verbliebenen Modellen die Extrapolationen auf die Grundgesamtheit durchgeführt.

3.1 SCHRITTWEISER AIC VERGLEICH

Durch die Kovariablenwahl mit Hilfe der schrittweisen AIC Funktion ist sichergestellt, dass die Kombination der sozioökonomischen Variablen einen sinnvollen Kompromiss aus Modellanpassung und Modellkomplexität widerspiegelt. Die Wechselwirkung zwischen *Personenzahl im Haushalt* und *Altersklasse des Befragten*, welche den AIC im Fall des Drei-Klassen-Modells zur Meinung von Stuttgart 21 minderte, wurden zusammen mit dem räumlichen Effekt fest vorgegeben. Abbildung 6 zeigt die Konvergenz des AIC bei der Modellauswahl an drei exemplarischen Modellen.

Zu sehen ist, dass die Funktion für die Bewertung der Wohngegend bereits nach vier äußeren Iterationen keine Verbesserung des AIC mehr erreichte. Für die Modelle zur Meinung zu Stuttgart 21 wurde die optimale Modellkomplexität nach fünf bis sechs äußeren Iterationen gefunden. Damit weist das Drei-Klassen-Modell zur Meinung zu Stuttgart 21 die höchste Parameteranzahl auf. Die geringste Komplexität wies das Modell zur Bewertung der Wohngegend auf. Es ist deutlich erkennbar, dass die Hinzunahme weiterer Kovariablen nach dem räumlichen Effekt nur eine sehr geringe Verbesserung des AIC bewirkte. Die Hinzunahme der sozioökonomischen Kovariablen reduzierte den AIC nur um 10 Punkte. Im Gegensatz dazu konnte durch die Ergänzung von Kovariablen im Modell der Meinung zu Stuttgart 21 (zweikategorial) eine Verbesserung von ca. 150 Punkten erreicht werden.

3.2 MODELLE

In Tabelle 4 wird der Effekt der räumlichen Komponente auf die Modelle betrachtet. Über die schrittweise AIC Analyse wurde die geeignetste Kombination der sozioökonomischen Variablen festgelegt. Es ist zu beachten, dass die geeignete Kovariablenkombination mit jedem geoadditiven

ERGEBNISSE

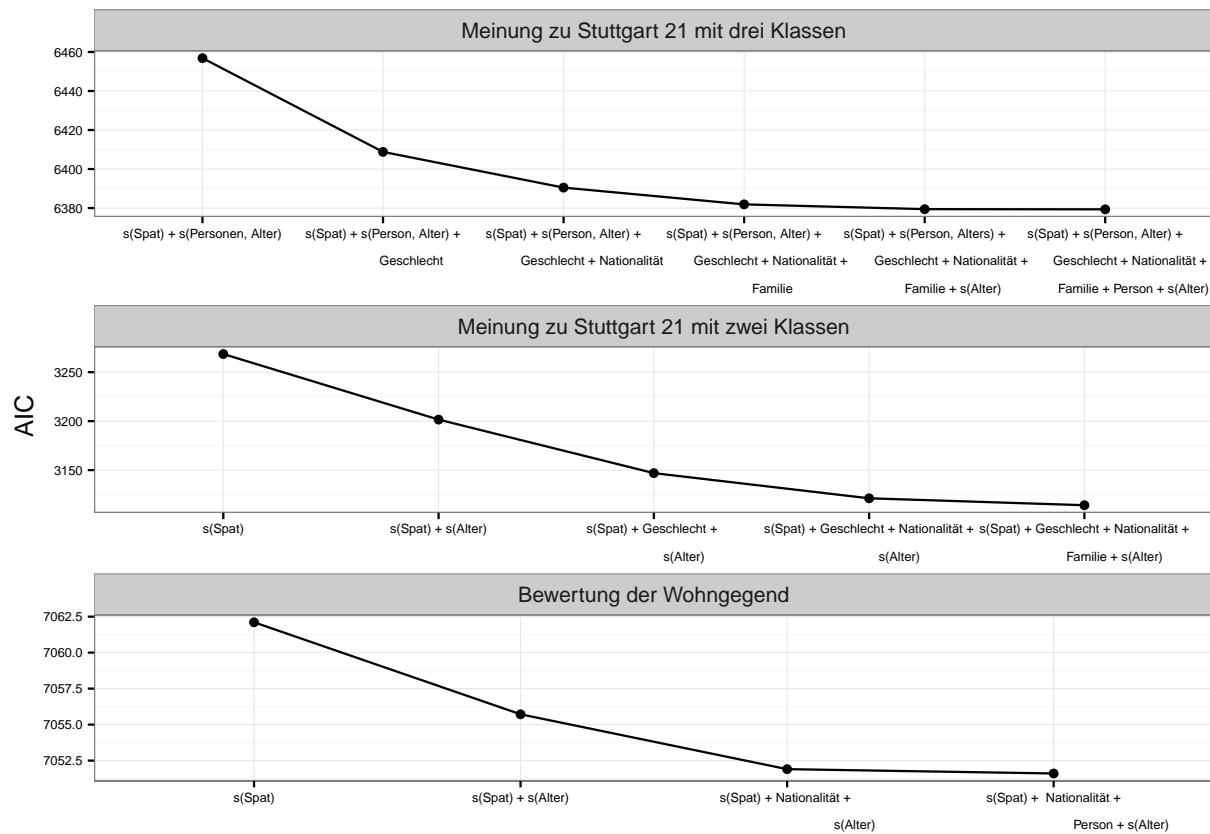


ABBILDUNG 6: KONVERGENZ DER ÄUSSEREN SCHLEIFE DER *stepAIC* FUNKTION ZUR ERMITTlung DER OPTIMALEN PARAMETERKOMBINATIONEN EXEMPLARISCH FÜR ALLE MODELLE MIT KONTINUIERLICHER RÄUMLICHER INFORMATION.

Modell einzeln ermittelt wurde. Auch die Modelle mit gleicher Response-Verteilung können also auch unterschiedliche Kovariablenkombinationen haben. Um die Einflüsse der räumlichen Effekte isoliert bewerten zu können, blieb lediglich bei den Modellen mit dem selben räumlichen Effekt die zuvor ermittelte Kovariablenkombination gleich. Die Kombination der sozioökonomischen Kovariablen ist in Tabelle 4 folglich in jeder Zeile gleich. Auch in den Modellen ohne räumlichen Effekt können sich die Kovariablenkombinationen folglich unterscheiden. Jedes geoadditive Modell wird mit einem Modell ohne räumlichen Effekt sowie einem Modell nur mit dem räumlichen Effekt verglichen. Beim Vergleich muss beachtet werden, dass die AIC der Modelle nur als Indiz und nicht als hinreichendes Kriterium allein zur Modellwahl gelten können, da die Stichprobenumfänge nicht gleich sind. Zum einen wurden für die Modellierung auf Stadtbezirksebene Pseudobeobachtungen erstellt, zum anderen wurden Beobachtungen mit der Ausprägung *Neutral* für das Modell mit zweikategorialer Response-Variablen entfernt. Zudem besitzt das zweikategoriale Modell ohnehin eine geringere Komplexität durch die geringe Anzahl der möglichen Ausprägungen der endogenen Variable.

Bei der Meinung zu Stuttgart 21 in drei sowie in zwei Kategorien lässt sich erkennen, dass die geoadditiven Modelle stets gleiche oder etwas bessere AIC zeigen als die Modelle ohne räumlichen Effekt. Die Modelle ohne sozioökonomische Kovariablen schneiden stets am schlechtesten ab. Im direkten Vergleich haben die sozioökonomischen Variablen also einen höheren Erklärungsgehalt als die räumlichen Effekte. Die räumlichen Effekte verringern die Modell AIC jedoch nicht. Sie

TABELLE 4: AIC DER ERSTELLTEN MODELLE.

Meinung zu Stuttgart 21			
	Geoadditives Modell	Modell ohne räumlichem Effekt	Modell nur mit räumlichem Effekt
Drei Kl. Bezirke Stadtteile	Gauß-Krüger	6379,345	6378,220
		6380,659	6379,725
		6456,706	6535,627
Zwei Kl. Bezirke Stadtteile	Gauß-Krüger	3114,141	3116,130
		3115,858	3116,130
		3149,607	3180,433
Bewertung der Wohngegend			
	Geoadditives Modell	Modell ohne räumlichem Effekt	Modell nur mit räumlichem Effekt
Gauß-Krüger Bezirke Stadtteile	Gauß-Krüger	7054,163	7318,815
	Bezirke	7175,601	7318,815
	Stadtteile	8252,374	8567,358

haben demnach ebenfalls erklärenden Gehalt. Die Form des räumlichen Effektes hat eine untergeordnete Rolle. Es spielt im Hinblick auf die relative Modellqualität kaum eine Rolle, ob der räumliche Effekt kontinuierlich oder diskret auf Bezirksebene modelliert wird. Lediglich der diskrete räumliche Effekt auf Stadtteilebene ist im Vergleich zu den anderen geoadditiven Modellen stets am schlechtesten.

Bei der Bewertung der Wohngegend wirkt sich der räumliche Effekt sehr viel stärker auf die relative Modellqualität aus. Alle Modelle mit räumlichen Effekten zeigen stets die niedrigsten AIC. Der Vergleich der Modelle nur mit sozioökonomischen Variablen zu den Modellen ohne sozioökonomische Variablen offenbart, dass die räumlichen Effekte sogar wichtiger als die sozioökonomischen Kovariablen sind. Der Vergleich der räumlichen Effekte zeigt, dass das kontinuierliche geoadditive Modell gegenüber den diskreten Modellen vorteilhaft ist.

Zusammenfassend ist zu sagen, dass die geoadditiven Modelle tendenziell zumindest gleichwertig zu den GAM ohne räumlichen Effekt sind und, dass die kontinuierliche Berücksichtigung des räumlichen Effekts tendenziell am besten ist.

Der erste erstellte Modelltyp beschreibt die Meinung zu Stuttgart 21 in drei Kategorien (*Zustimmung*, *Neutral* und *Ablehnung*) über die *Altersklasse des Befragten*, die *Personenzahl im Haushalt*, den *Familienstand*, die *Nationalität*, das *Geschlecht* und den kontinuierlichen räumlichen Effekt. Aus Abbildung 7 und Tabelle 10 (A) geht die Signifikanz der Modellparameter hervor. Hierbei ist zu beachten, dass *Zustimmung* mit 1 und *Ablehnung* mit 3 kodiert wurde. Je höher der Effekt, desto höher ist also die Wahrscheinlichkeit der *Ablehnung*. Die *Altersklasse des Befragten* zeigte einen stark nichtlinearen Trend. Die Wahrscheinlichkeit der Ablehnung ist in den jüngeren Altersklassen bis 2 (15 bis 35 Jahre) am geringsten. Sie steigt bis zu ihrem Höhepunkt bei *Altersklasse 4* und *5* (45 bis 65 Jahre) an und fällt dann relativ stark wieder ab. Die *Personenzahl im Haushalt* ging, entgegen der Erwartungen, parametrisch in das Modell ein. Der Effekt zeigt einen stark negativen linearen Trend. Die Wahrscheinlichkeit der *Ablehnung* ist also in Single-Haushalten mit deutlichem Abstand am höchsten. Die Kategorien des *Familienstands* unterscheiden sich zwar nicht signifikant von 0, werden jedoch aufgrund der leichten AIC Verringerung berücksichtigt. Es ist ersichtlich, dass *geschiedene* und *ledige* Bürger eher eine

ERGEBNISSE

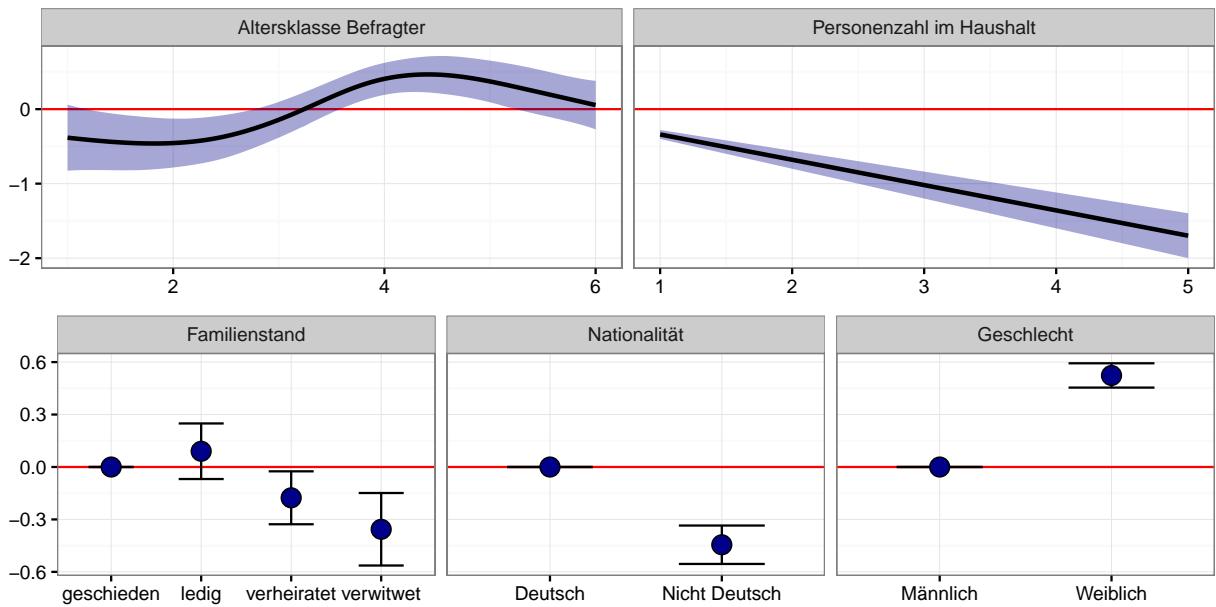


ABBILDUNG 7: UNIVARIATE PARAMETRISCHE UND NONPARAMETRISCHE EFFEKTE DES DREIKATEGORIALEN MODELLS ZUR VORHERSAGE DER MEINUNG ZU STUTTGART 21 MIT KONTINUERLICHEM RÄUMLICHEN TREND.

ablehnende Haltung gegenüber Stuttgart 21 zeigen als *verheiratete* oder *verwitwete*. Deutlicher sind die Effekte der *Nationalität* und des *Geschlechts*. Deutsche Bürger zeigen eine signifikant höhere Ablehnungswahrscheinlichkeit als ausländische Bürger. Der Unterschied zwischen den Geschlechtern ist etwa ebenso stark. Männer haben eine geringere Ablehnungswahrscheinlichkeit als Frauen. Die beschriebenen Ausprägungen der sozioökonomischen Kovariablen finden sich in näherungsweise gleicher Ausprägung in allen dreikategorialen geoadditiven Vorhersagemodellen der Meinung zu Stuttgart 21 (Tabelle 10). Ausnahme bildet einzig der Familienstand im diskreten räumlichen Modell auf Stadtbezirksebene, welcher nach schrittweiser AIC Analyse nicht in dieses Modell eingeflossen ist. Aus diesem Grunde stehen die Kovariablenausprägungen des Modells mit stetigem räumlichen Trend stellvertretend für alle drei geoadditiven Modelle für die

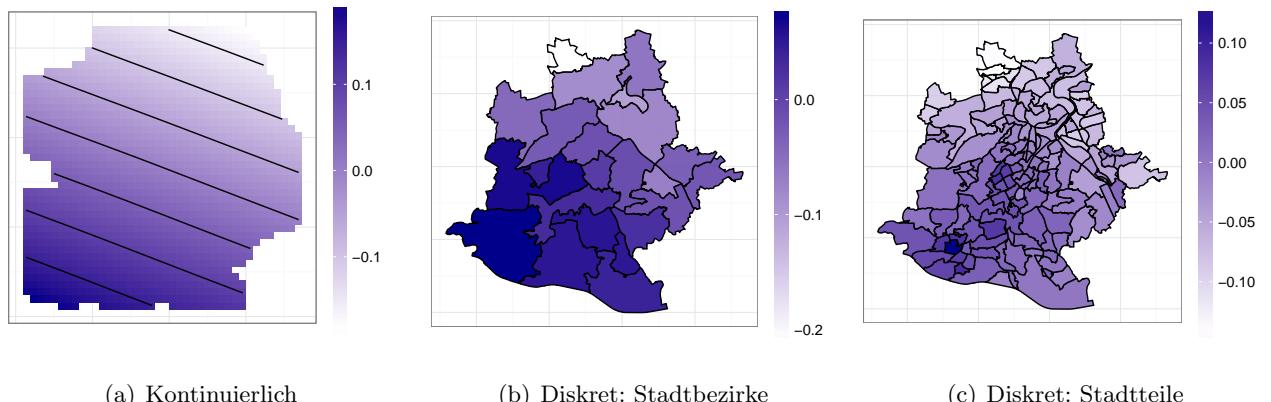


ABBILDUNG 8: RÄUMLICHE EFFEKTE DES DREIKATEGORIALEN MODELLS ZUR VORHERSAGE DER MEINUNG ZU STUTTGART 21.

Vorhersage der Meinung zu Stuttgart 21 in drei Kategorien.

Die visuelle Überprüfung der unterschiedlichen Parameterausprägungen der räumlichen Effekte (Abbildung 8) offenbart ein deutliches Nord-Süd-Gefälle der Ablehnungswahrscheinlichkeit. In *Stammheim* im äußersten Norden ist der räumliche Einfluss auf den Prädiktor bei allen drei räumlichen Modellen unter -0,1 und damit am geringsten in ganz Stuttgart. Des weiteren ist die Ablehnungswahrscheinlichkeit in den nördlichen Bezirken *Zuffenhausen*, *Münster* und *Bad Cannstadt* im Vergleich zu allen Stadtteilen sehr gering. Die Ablehnungswahrscheinlichkeit steigt tendenziell in südlicher Richtung. Etwa in der Mitte der Stadt, verlaufend vom Stadtbezirk *Weilimdorf* im Westen über *Feuerbach*, *Mitte* und *Wangen* bis nach *Obertürkheim* im Osten, ist der räumliche Effekt nahe 0. Südlich dieser Linie steigen die Parameterausprägungen tendenziell in südwestlicher Richtung. Im Bezirk *Vaihingen* sind mit deutlichem Abstand die höchsten Ablehnungswahrscheinlichkeiten zu sehen. Dieser grundsätzliche Trend ist in allen drei Modellen ähnlich ausgeprägt. Nach Stadtteilen aufgelöst (Abbildung 8 (c)) lassen sich die räumlichen Trends jedoch noch kleineräumiger darstellen. Innerhalb des südlichen Bereichs (in dem die Ablehnung tendenziell höher ist) sind in dieser Auflösungsebene Hot-Spots sichtbar. So zeigt sich, dass die Ablehnungswahrscheinlichkeit innerhalb *Vaihingens* inhomogen verteilt ist. Der Stadtteil *Vaihingen-Mitte* zeigt die höchste Parameterausprägung aller Stuttgarter Stadtteile. Die Parameter der anderen Stadtteile *Vaihingens* sind deutlich kleiner. Aus diesem Grunde ist die Skala der Parameterausprägung auf Stadtteilebene (Abbildung 8 (c)) höher als auf Stadtbezirksebene Abbildung 8 (b)). Weitere nennenswerte Abweichungen der Stadtteile innerhalb ihrer Bezirke ergeben sich nur noch in dem relativ großen Bezirk *West*. Während die Haltung in *Solitude* eher *zustimmend* ist, nehmen Bürger aus *Kräherwald* und *Wildpark* eher eine ablehnende Haltung ein. Dieser Stadtbezirk nimmt eine Sonderstellung ein, da er sehr wenige, in den Stadtteilen *Kräherwald* und *Wildpark* gar keine, Beobachtungen zeigt. Die Parameterausprägung ist demnach stark von den Nachbarregionen getrieben. In allen anderen Stadtbezirken Stuttgarts ist die Parameterausprägung innerhalb der Stadtteile vergleichsweise homogen. Hier entsprechen die Parameterausprägungen der Stadtteile folglich näherungsweise den Parameterausprägungen der dazugehörigen Stadtbezirke.

Die Effekte des zweiten Modelltyps, also des Vorhersagemodells mit zweikategorialer Response, sind praktisch gleich (Tabelle 11) zu dem Modell mit drei Kategorien. Auch hier ist ein Nord-Süd-Gefälle ersichtlich. Der Bezirk *Vaihingen* zeigt, insbesondere im Stadtteil *Vaihingen-Mitte*, die höchste Ablehnungswahrscheinlichkeit, während diese in *Stammheim* am geringsten ist.

Der dritte Modelltyp beschreibt die Wohnzufriedenheit in 5 Kategorien. Wobei *sehr gut* mit 1 und *sehr schlecht* mit 5 kodiert wurde. Je höher der Koeffizient des Prädiktors ausgeprägt ist, desto höher ist also die Wahrscheinlichkeit, der unzufriedenen Kategorie anzugehören. Abbildung 9 und Tabelle 12 (A) zeigen die Zusammenfassung der sozioökonomischen Parameter des Modells mit kontinuierlichem räumlichen Effekt. Die *Altersklasse des Befragten* geht als Spline in das Modell ein. Die Parameterausprägung stagniert zunächst bei etwa 0,08 bis 0,1 bis zu Altersklasse 4 (15 bis 55 Jahre) und sinkt dann relativ stark bis auf -0,2 ab. Ältere Personen sind demnach eher mit ihrer Wohnsituation unzufrieden als jüngere. Die *Peronenzahl im Haushalt* geht linear in das Modell ein. Die Wohnzufriedenheit sinkt stetig mit der Anzahl der Mitbewohner. Bei Single-Haushalten ist der Einfluss nahe null. Am stärksten von allen sozioökonomischen Variablen wirkt sich die *Nationalität* auf die Wohnzufriedenheit aus. *Nicht deutsche* Bürger bewerten

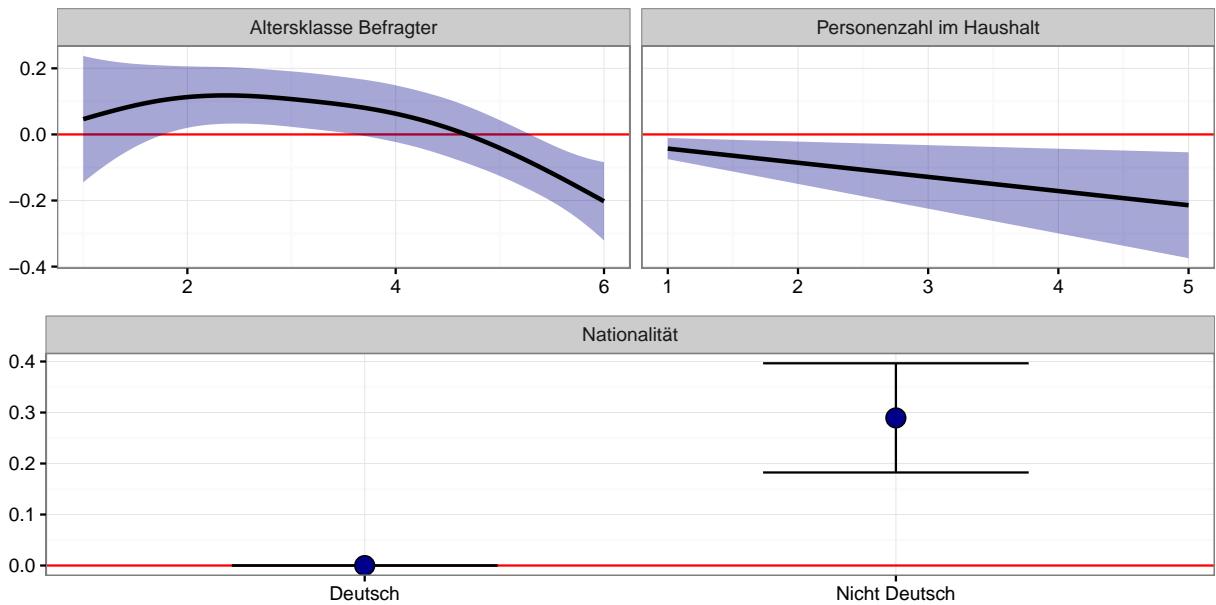


ABBILDUNG 9: UNIVARIATE PARAMETRISCHE UND NONPARAMETRISCHE EFFEKTE DES MODELLS ZUR VORHERSAGE DER WOHNZUFRIEDENHEIT MIT KONTINUIERLICHEM RÄUMLICHEN TREND.

ihre Wohnsituation signifikant schlechter. Diese sozioökonomischen Größen sind im geoadditiven Modell auf Stadtbezirksebene in gleicher Ausprägung zu finden (Tabelle 12 (B)). Beim Modell auf Stadtteilebene zeigte eine andere Kovariablenkombination den geringsten AIC (Tabelle 12 (C)).

Dem räumlichen Effekt kommt bei der Bewertung der Wohnzufriedenheit eine besondere Bedeutung zu. Wie anhand der absoluten Höhe der Parameterausprägung ersichtlich, hat der räumliche Effekt stärkeren Einfluss auf die Wohnzufriedenheit als die anderen Kovariablen. Der räumliche Effekt zeigt sich deutlich strukturierter als es bei der Meinung zu Stuttgart 21 der Fall war. Es sind kaum generelle Trends zu erkennen. Vielmehr unterscheidet sich die Wohnzufriedenheit relativ kleinräumig. Die geringsten Koeffizientenausprägungen, also die höchsten Wohnzufriedenheiten, des kontinuierlichen räumlichen Trends verlaufen in etwa vom Stadtviertel *Feuerbacher Tal* in Richtung Südwest über *Pfaffenwald* und *Sternhäule* bis *Sillenbruch* (Abbildung 10 (a)). Ausgehend von diesem relativ großen Bereich mit hoher Wohnzufriedenheit steigen die Koeffizienten in alle Richtungen an. Obwohl dieser Bereich der hohen Zufriedenheit sich relativ weit bis in den Süden erstreckt, steigen die Koeffizienten in südlicher Richtung, also in Richtung der Stadtteile *Rohr*, *Mohringen-Süd* und *Plieningen*, bis zum Stadtrand nochmal deutlich an. Die Koeffizienten steigen, von dem Bereich mit hoher Wohnzufriedenheit ausgehend, in nordwestlicher Richtung ebenfalls abrupt an. Die höchsten Koeffizienten sind etwa im Bereich der Bezirke *Ost* und *Wangen* zu beobachteten. Weiter östlich von dieser Region mit höchster Unzufriedenheit zeigen sich wieder sehr kleine Koeffizientenausprägungen. Der einzige Bereich mit vergleichsweise homogenen Parameterausprägungen ist der Nordosten Stuttgarts. In diesem Bereich nehmen die Koeffizienten Werte um null an. Die insgesamt sehr differenzierte räumliche Koeffizientenverteilung kann mit den Modellen auf Stadtteil-Basis nicht widergespiegelt werden, da die Auflösung zu gering ist (Abbildung 10 (b)). Durch die homogenen hohen Wohnzufrieden-

heit ist der Koeffizient des Bezirks *Degerloch* zwar mit deutlichem Abstand am kleinsten. In den anderen Bezirken des Südens zeigen die Parameterausprägungen jedoch nur relativ geringe negative Ausprägungen. Dies ist auf die inhomogene Wohnzufriedenheit innerhalb der Bezirke zurückzuführen. Die Wohnzufriedenheit zeigt innerhalb der drei großen Stadtbezirke des Südens ein starkes Nord-Süd-Gefälle. Eben dies gilt unter anderem für die Bezirke *Bad Cannstadt*, *Unter-* und *Obertürkheim* im Westen. Im Nordwesten Stuttgarts zeigen sich, wie beim kontinuierlichen räumlichen Modell, Ausprägungen um null. Auf Ebene der Stadtteile zeigt sich entsprechend ein sehr viel diffiziles räumliches Muster (Abbildung 10 (c)). Die räumliche Verteilung der Parameterausprägungen ist mit den Parametern des kontinuierlichen Modells vergleichbar.

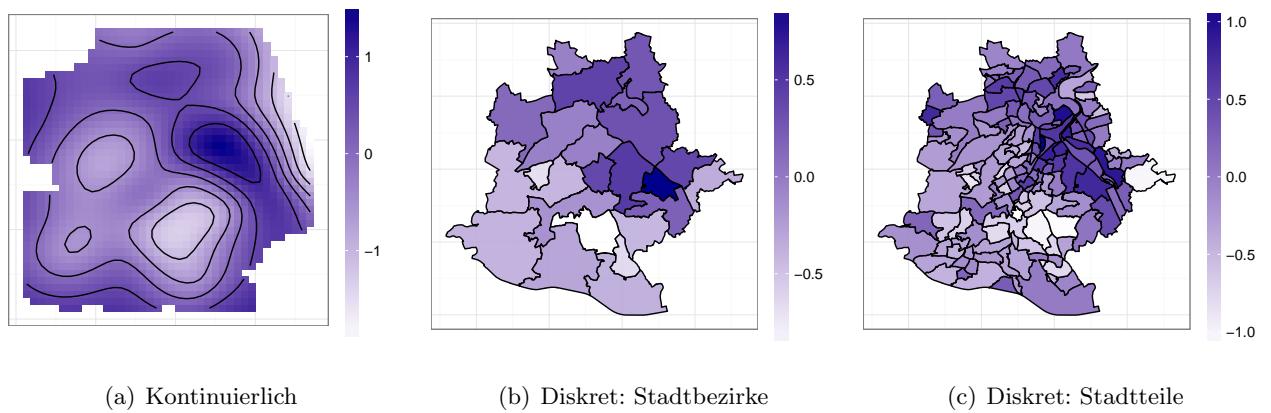


ABBILDUNG 10: RÄUMLICHE EFFEKTE DES MODELLS ZUR VORHERSAGE DER WOHNZUFRIEDENHEIT.

3.3 REKLASSIFIZIERUNG

Die Ergebnisse der Reklassifizierung zur Meinung zu Stuttgart 21 (Tabelle 5) zeigen, dass die Erfolgsquote im Drei-Klassen-Modell zwischen 44% und 50% und im Zwei-Klassen-Modell zwischen 55% und 62% lag. Zum Vergleich mit einem reinen Zufallsmodell, das im Drei-Klassen-Modell eine Erfolgswahrscheinlichkeit von $1/3$ und im Zwei-Klassen-Modell von $1/2$ hat, wiesen die geschätzten Modelle eine höhere Erfolgsquote auf.

TABELLE 5: MITTLERER ANTEIL DER KORREKT REKLASSIFIZIERTEN BEOBACHTUNGEN ZUR MEINUNG ZU STUTTGART 21.

	Geoadditives Modell	Modell ohne räumlichem Effekt	Modell nur mit räumlichem Effekt
Drei Kl.	Gauß-Krüger	0,4918	0,4716
	Bezirke	0,4726	0,4719
	Stadtteile	0,451	0,4685
Zwei Kl.	Gauß-Krüger	0,6193	0,6104
	Bezirke	0,6079	0,6104
	Stadtteile	0,6282	0,6052

Des weiteren ist zu sehen, dass das geoadditive Modell in fast allen Fällen die höchste Erfolgsquote aufwies. Abweichungen sind nur beim Drei-Klassen-Modell mit räumlichem Effekt auf

Stadtteilebene und beim Zwei-Klassen-Modell mit räumlichem Effekt auf Bezirksebene zu beobachten.

Für die Reklassifikation der Bewertung der Wohngegend (Tabelle 6) ergibt sich eine Erfolgsquote zwischen 40% und 50%. Damit ist auch hier eine deutliche Verbesserung gegenüber rein zufälligem Wählen.

TABELLE 6: MITTLERER ANTEIL DER KORREKT REKLASSIFIZIERTEN BEOBACHTUNGEN ZUR BEWERTUNG DER WOHNGESEND.

	Geoadditives Modell	Modell ohne räumlichem Effekt	Modell nur mit räumlichem Effekt
Gauß-Krüger	0,4922	0,4461	0,4896
Bezirke	0,4701	0,4461	0,4621
Stadtteile	0,4046	0,4204	0,4347

Die Modelle mit den kontinuierlichen räumlichen Effekten und die Modelle mit kontinuierlichen räumlichen Effekten auf Bezirksebene haben höhere Erfolgsraten als die Modelle ohne räumlichen Effekt. Bei dem räumlichen Modell auf Stadtteilbasis ist das geoadditive Modell hingegen schlechter als das Modell ohne räumlichen Trend. Insgesamt schneidet das geoadditive Modell für Kombinationen tendenziell besser ab als die reinen GAM. Tendenziell waren die Gauß-Krüger Modelle, also die Modelle mit kontinuierlichem räumlichen Trend, unter den geoadditiven Modellen am vorteilhaftesten. Die geoadditiven Modelle sind den reinen GAM und den reinen räumlichen Modellen also in jeder Hinsicht überlegen. Im weiteren Verlauf der Arbeit werden daher nur noch geoadditive Modelle verwendet.

3.4 KREUZVALIDIERUNG

Die Kreuzvalidierung wurde vorgenommen, um die Vorhersagequalität außerhalb der eigenen Stichprobe der Modelle einzuschätzen. Die Ergebnisse zur Meinung zu Stuttgart 21 (Tabelle 7) zeigen eine ähnliche Erfolgsquote wie die innerhalb der Stichprobe vorgenommene Reklassifizierung (Tabelle 5). Für das Drei-Klassen-Modell liegt der Anteil der erfolgreich klassifizierten Beobachtungen bei ca. 49% und im Zwei-Klassen-Modell zwischen 60% und 63%. Beim Drei-Klassen-Modell mit diskretem räumlichen Trend auf Stadtbezirksbasis wurden bei der Kreuzvalidierung durchschnittlich sogar etwas mehr Beobachtungen richtig klassifiziert. Der Anteil korrekt klassifizierter Beobachtungen blieb bei dem geoadditiven Modell mit kontinuierlicher räumlicher Information, im Vergleich zur Reklassifizierung, praktisch unverändert.

Zudem lässt sich anhand von Tabelle 7 die Trefferquote der einzelnen Klassen entnehmen. Die Tabelle zeigt die Anteile der Zuordnung von Beobachtungen der jeweiligen Klasse auf die eigene und jede der anderen Klassen. Die Hauptdiagonale liefert die Anteile der korrekt zugeordneten Beobachtungen. Die Einträge auf den Nebendiagonalen geben damit an, wie viele Beobachtungen einer falschen Klasse zugeordnet wurden. Markant ist, dass der zweiten Klasse in keinem Modell Beobachtungen zugeordnet wurden. Mehrheitlich wurden diese der ersten Kategorie zugewiesen. Zudem ist die erste Klasse am häufigsten richtig prognostiziert worden, allerdings wurden ihr auch die meisten falsch klassifizierten Beobachtungen zugeordnet. Dies gilt für alle drei Modelle. Im Zwei-Klassen-Modell tritt das Problem, dass eine Klasse nie geschätzt wird, nicht mehr auf. Allerdings ist hier zu beobachten, dass die häufigste erste Klasse öfter falsch zugeordnet wird

ERGEBNISSE

TABELLE 7: MITTLERER ANTEIL KORREKT KLASIFIZIERTER BEOBSCHAUUNGEN DURCH KREUZVALIDIERUNG DES MODELLS ZU MODELLIERUNG DER MEINUNG ZU STUTTGART 21 NACH EINZELNEN KLASSEN.

Drei Klassen										
		Gauß-Krüger			Bezirke			Stadtteile		
					Geschätzte Klasse					
Wahre Klasse	1	0,756	0	0,244	0,754	0	0,246	0,746	0	0,254
	2	0,673	0	0,327	0,670	0	0,330	0,663	0	0,337
	3	0,521	0	0,479	0,511	0	0,489	0,509	0	0,491
Klassifikation Modell		0,4905			0,4928			0,4893		
Insgesamt										
Zwei Klassen										
		Gauß-Krüger			Bezirke			Stadtteile		
					Geschätzte Klasse					
Wahre Klasse	1	0,747	0,253		0,732	0,268		0,748	0,252	
	2	0,538	0,462		0,545	0,455		0,516	0,484	
	Insgesamt	0,6193			0,6079			0,6286		

als die zweite Klasse.

TABELLE 8: MITTLERER ANTEIL KORREKT KLASIFIZIERTER BEOBSCHAUUNGEN DURCH KREUZVALIDIERUNG DES MODELLS ZU MODELLIERUNG WOHNZUFRIEDENHEIT NACH EINZELNEN KLASSEN.

	Gauß-Krüger					Bezirke					Stadtteile					
						Geschätzte Klasse										
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	
W. Kl.	1	0,445	0,555	0	0	0	0,387	0,613	0	0	0	0,495	0,478	0,019	0	0,008
	2	0,254	0,746	0	0	0	0,252	0,748	0	0	0	0,300	0,671	0,023	0	0,006
	3	0,149	0,845	0	0	0	0,153	0,847	0	0	0	0,142	0,771	0,079	0	0,008
	4	0,141	0,859	0	0	0	0,141	0,859	0	0	0	0,099	0,474	0,349	0	0,078
	5	0,114	0,886	0	0	0	0,086	0,914	0	0	0	0,031	0,275	0,556	0	0,138
Klass. M. Insg.	0,4918					0,4704					0,4594					

Tabelle 8 ist analog zu Tabelle 7 aufgebaut. Das Ergebnis der Kreuzvalidierung für die Bewertung der Wohngegend ist, dass die Erfolgsquote zwischen ca. 46% und 49% lag. Die Modelle mit Gauß-Krüger Informationen und räumlichen Effekten auf Bezirksebene haben ähnlich wie in der Reklassifizierung abgeschnitten. Das Modell mit den Stadtteilen hingegen weist eine ca. 5% bessere Klassifizierung auf. Insgesamt jedoch behält das Modell mit dem kontinuierlichen räumlichen Effekt die höchste Erfolgsrate. Auffällig ist auch hier, dass es wieder Klassen ohne Klassifikation gibt. Bei der Bewertung der Wohngegend wurde die zweite Klasse am häufigsten sowohl richtig als auch falsch klassifiziert.

3.5 KLEINRÄUMIGE EXTRAPOLATION

Da die Ergebnisse der Volksabstimmung zu Stuttgart 21 vorlagen, konnten die Vorhersagemodelle der Meinung zu Stuttgart 21 mit diesen Daten validiert werden. Daher wurden die geoadditiven Modelle vor der eigentlichen Extrapolation zunächst validiert.

3.5.1 VALIDIERUNG

Die Ergebnisse der Validierung sind aus Tabelle 9 ersichtlich. Die Tabelle zeigt die MSE der prognostizierten Anteile aus den Modellen in Bezug auf die Anteile aus der Volksabstimmung. In der linken Spalte ist kodiert, welches der parametrisierten geoadditiven Modelle verwendet wurde und auf welche Datei diese Modelle zur Extrapolation angewendet wurden. Ganz links in dieser Spalte ist die Anzahl der Variablenausprägung der Response zu sehen. Daraufhin wird die Form des räumlichen Effekts beschrieben. Die nächste Angabe ist die Aggregationsebene, auf der die kleinräumige Extrapolation durchgeführt wurde. Die letzte Angabe der ersten Spalte verschlüsselt den Namen der Datei, mit der die Extrapolation durchgeführt wurde (*M*: Melde register, *Z*: Zensus). Die mittlere Spalte zeigt die MSE für die beiden Kategorien der Volksabstimmung. Die rechte Spalte zeigt die Überdeckungswahrscheinlichkeit dieser beiden Kategorien. Demnach zeigt die erste Zeile beispielsweise die statistischen Gütemaße des geoadditiven Modells mit dreikategorialer Response und kontinuierlichem räumlichen Effekt. Die Extrapolation findet auf Bezirksebene statt. Datangrundlage ist das Melderegister. Die Prognoseintervalle zur Berechnung der Überdeckungswahrscheinlichkeit wurden über Bootstrap-Wiederholungen (siehe *Statistische Methoden*) ermittelt.

Zunächst wird das dreikategoriale geoadditive Modell mit dem zweikategorialen Modell verglichen. Bei *Ablehnung* zeigt sich, dass das Zwei-Klassen-Modell stets kleinere MSE und höhere Überdeckungswahrscheinlichkeit annimmt. Es ist also zunächst besser als das Modell mit drei Kategorien. Das Drei-Klassen-Modell überdeckt den wahren Wert nur selten. Bei *Zustimmung* ergibt sich ein komplett konträres Ergebnis. Hier ist die mittlere quadratische Abweichung bei jeder Kombination im Zwei-Klassen-Modell deutlich geringer als im Drei-Klassen-Modell. Auch die Überdeckungswahrscheinlichkeit ist insbesondere bei den Ergebnissen zum Melderegister sehr viel höher. Zur Verdeutlichung dieser Ergebnisse zeigt Abbildung 11 die Lage der geschätzten Anteile im Vergleich zu den wahren Anteilen für *Zustimmung*. Es ist zu erkennen, dass die prognostizierten Anteile des Drei-Klassen-Modells sehr nah an den wahren Anteilen liegen. Bemerkenswert ist, dass auf Bezirksebene der Anstieg der 45-Grad Linie sehr genau widergespiegelt wird. Die Prognosen sind also im gesamten Wertebereich sehr genau. Auf Stadtteilebene werden die extremen Werte (die es auf Bezirksebene nicht gibt) am Rand der Punktwolke schlechter getroffen. Beim Zwei-Klassen-Modell ist zu erkennen, dass die wahren Anteile sowohl auf Bezirks- als auch auf Stadtteilebene deutlich überschätzt werden. Des weiteren ist zu sehen, dass die Prognoseintervalle im Zwei-Klassen-Modell eine starke Asymmetrie aufweisen, während die Prognoseintervalle des Drei-Klassen-Modells symmetrisch sind.

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass das geoadditive Modell mit dreikategorialer Response Variable bei der Validierung besser abschneidet, da es *Zustimmung* sehr genau bestimmen kann. Das Modell mit zweikategorialer Response wird deshalb für die kleinräumige Extrapolation nicht weiter verwendet. Innerhalb des Drei-Klassen-Modells lässt sich anhand von Tabelle 9 nicht ein-

TABELLE 9: MITTLERE QUADRATISCHE ABWEICHUNGEN (MSE) UND DER ÜBERDECKUNGSWAHRSCHEINLICHKEITEN DER PROGNOSEN FÜR DIE MEINUNG ZU STUTTGART 21.

		MSE		Überdeckungswk.	
		Zustimmung	Ablehnung	Zustimmung	Ablehnung
Gauß-Krüger	Bez.	M	0,04	0,749	1
		Z	0,116	0,557	0,043
	Sadtt.	M	0,461	5,708	0,954
		Z	0,813	4,415	0,139
3 Kl. Bezirke	Bez.	M	0,041	0,756	1
		Z	0,117	0,562	0,043
	Stadt.	M	0,482	5,678	0,934
		Z	0,835	4,38	0,139
Stadtteile	Bez.	M	0,032	0,862	1
		Z	0,148	0,552	0,043
	Stadt.	M	0,646	6,367	0,947
		Z	1,078	4,336	0,225
Gauß-Krüger	Bez.	M	0,312	0,312	0,826
		Z	0,152	0,152	0,826
	Stadt.	M	2,694	2,679	0,522
		Z	1,581	1,569	0,522
2 Kl. Bezirke	Bez.	M	0,312	0,312	0,46
		Z	0,153	0,153	0,46
	Stadt.	M	2,642	2,645	0,46
		Z	1,527	1,513	0,46
Stadtteile	Bez.	M	0,524	0,524	0,649
		Z	0,172	0,172	0,649
	Stadt.	M	2,813	2,797	0,652
		Z	1,758	1,746	0,652

deutig bestimmen, welcher räumliche Effekt der beste ist. Die größten Unterschiede, sowohl bei dem MSE als auch bei der Überdeckungswahrscheinlichkeit, treten zwischen den Dateien auf.

3.5.2 PRONOSE

Die Modelle, die sich im Verlauf der Arbeit als vorteilhaft herausgestellt haben, werden in diesem Unterkapitel an den Extrapolationsdateien angewendet. Hier werden also die eigentlichen Prognosen der Meinung zu Stuttgart 21 und der Wohnzufriedenheit Stuttgarts durchgeführt. Dazu zeigt Abbildung 12 die extrapolierten Anteile der Modelle zur Meinung zu Stuttgart 21. Dargestellt ist der Median als Punktschätzung zusammen mit den Prognoseintervallen. Über die Zeilenbeschriftung werden die prognostizierte Kategorie (1: *Zustimmung*, 2: *Neutral*, 3: *Ablehnung*), der räumliche Trend des geoadditiven Modells sowie die Extrapolationsdatei (Z: *Zensus*, M: *Melderegister*) kodiert. Neben den kleinräumigen Extrapolationen zeigt Abbildung 12 die Anteile, die sich ohne kleinräumige Extrapolation direkt aus der Parametrisierungsstichprobe als arithmetische Mittelwerte ergeben hätten (gestrichelte Linie). Die Ergebnisse der Volksabstimmung sind zusätzlich als durchgezogene Linien dargestellt. Es zeigt sich eindeutig, dass sich die extrapolierten Anteile stark von den direkt aus den Rohdaten berechneten Anteilen unterscheiden. Während die *neutrale* Kategorie vergleichbar ist, ist der geschätzte Anteil von *Ablehnung* durch die kleinräumige Extrapolation deutlich gesunken, der Anteil von *Zustimmung* folglich

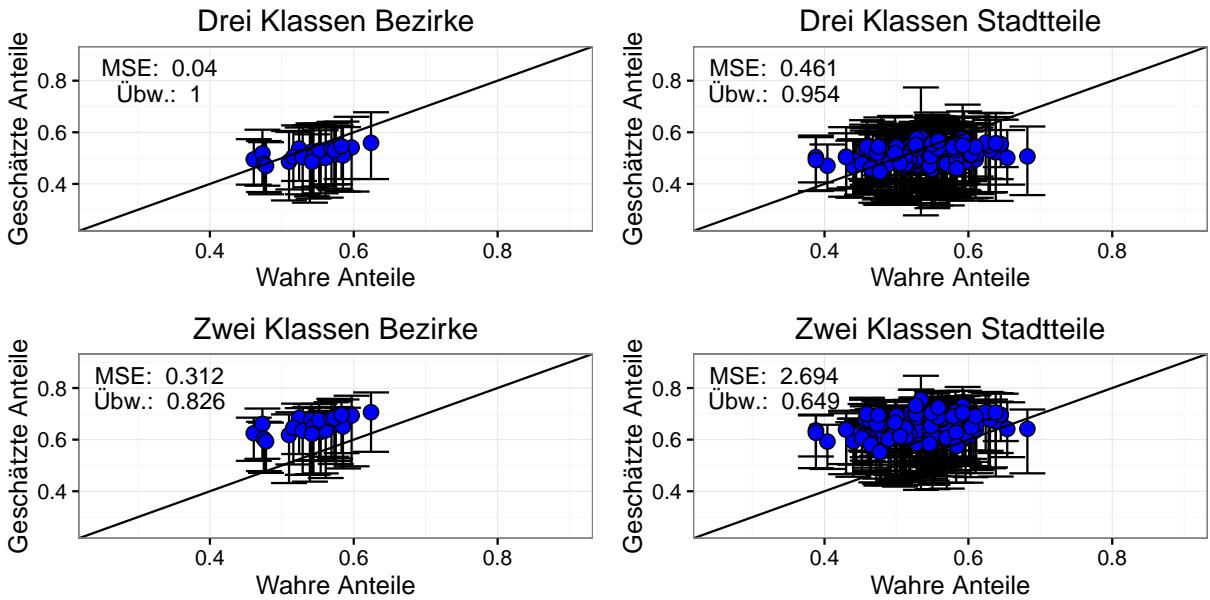


ABBILDUNG 11: GESCHÄTZTE GEGEN WAHRE PROGNOSTIZIERTE ANTEILE DER ZUSTIMMUNG ZU STUTTGART 21 DER GEOADDITIVEN MODELLE MIT ZWEIKATEGORIALER UND DREIKATEGORIEALER RESPONSE (JE MIT KONTINUIERLICHER RÄUMLICHER INFORMATION). ZUR EXTRAPOLATION WURDE DIE MELDEREGISTER-DATEI AUSGEWÄHLT. ZUSÄTZLICH ZU DEN PROGNOSEN SIND DIE 95%-PERZENTILE DARGESTELLT.

in gleichem Maße gestiegen. Es ist des Weiteren erkennbar, dass sich die extrapolierten Anteile zwischen dem Zensus und dem Melderegister teils deutlich unterscheiden. Die kleinräumige Extrapolation des Zensus prognostiziert eine *Zustimmung* von 47%. Die kleinräumige Extrapolation der Daten des Melderegisters liegt sehr nah am Ergebnis der Volksabstimmung von 52,9%.

Durch kleinräumige Extrapolation mit dem Prognosemodell mit kontinuierlichem räumlichen Trend (*Gauß-Krüger*) auf Basis der Melderegisterdaten wurden 51,12% *Zustimmung* prognostiziert. Die Anwendung des Modells mit diskretem räumlichen Trend auf Stadtbezirksebene (*Bezirke*) ergab einen Anteil von 51,09%, des Modells auf Stadtteilebene einen Anteil von 52,06%. Die prognostizierten Anteile der *neutrale* Klasse betragen 20,65% bei Anwendung des räumlich kontinuierlichen Modells, 20,67% beim diskreten räumlichen Modell auf Bezirksebene und 20,78% beim diskreten räumlichen Modell auf Stadtteilebene. Für die Klasse *Ablehnung* betragen die prognostizierten Anteile in gleicher Reihenfolge 28,22%, 28,23% und 27,15%.

Die Extrapolationsergebnisse der geoadditiven Modelle mit kontinuierlichem räumlichen Effekt und der geoadditiven Modelle mit diskretem Effekt auf Stadtbezirksebene liegen stets nah beieinander. Das Ergebnis des Modells auf Stadtteilebene weicht in der Regel leicht von diesen beiden Ergebnissen ab. Auffällig sind die teils breiten Prognoseintervalle. Das Modell mit diskretem geoadditiven Term auf Stadtteilebene zeigt in den meisten Fällen die breitesten Intervalle.

Die Ergebnisse der Extrapolation für die Bewertung der Wohngegend sind aus Abbildung 13 ersichtlich. Die Darstellung entspricht in ihrem Aufbau der Abbildung 12. Es ist auch hier zu sehen, dass die direkt per Mittelwert aus der Parametrisierungsstichprobe berechneten Anteile teils von den Anteilen der kleinräumigen Extrapolation abweichen. Bei den Klassen 3 (*neutral*), 2 (*gut*) und 1 (*sehr gut*) ist ein deutlicher Unterschied erkennbar. Teils werden die direkt

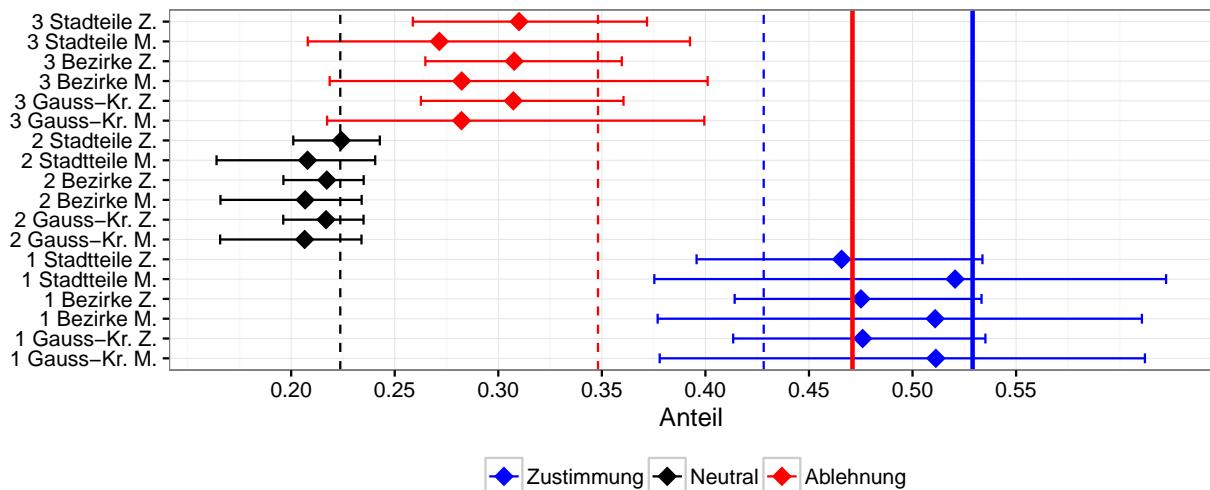


ABBILDUNG 12: ANTEILE DER MEINUNG ZU STUTTGART 21 NACH KLEINRÄUMIGER EXTRAPOLATION FÜR GANZ STUTTGART MIT DREI VERSCHIEDENEN SCHÄTZMODELLEN UND ZWEI UNTERSCHIEDLICHEN DATENGRUNDLAGEN. DARGESTELLT SIND DIE PUNKTSCHÄTZUNGEN UND DIE 95% PERZENTILE.

berechneten Mittelwerte von den Prognoseintervallen der kleinräumigen Extrapolation nicht geschnitten. Es kann demnach durch visuelle Einschätzung von einem signifikanten Unterschied ausgegangen werden. Es zeigt sich auch bei der Modellierung der Wohnzufriedenheit, dass die Schätzung von den Extrapolationsdateien abhängt. Teilweise unterscheiden sich die geschätzten Anteile beim *Melderegister* und beim *Zensus*. Die Ergebnisse auf Grundlage des *Melderegisters* werden im Folgenden der Übersichtlichkeit halber stellvertretend für alle Ergebnisse näher beschrieben. Aggregiert für gesamt Stuttgart ergeben sich für die Klasse *sehr gut* 42,52% für das Gauß-Krüger Modell, 47,18% für das Bezirkmodell und 49,71 % für das Stadtteilmodell. Für die Klasse *gut* werden 40,84% für das Gauß-Krüger Modell, 37,37% für das Bezirkmodell und 31,98 % für das Stadtteilmodell prognostiziert. Für die Klasse *neutral* wird in bisheriger Reihenfolge 13,08%, 11,86% und 10,91% geschätzt. Die prognostizierten Anteile der Personen mit der Meinung *schlecht* sind 2,68%, 2,61% und 4,37%. Die letzte Klasse *sehr schlecht* wurde mit 0,95%, 0,97% und 3,03% vorhergesagt. Im Vergleich zur Auswertung zur Meinung zum Projekt Stuttgart 21 hängen die Ergebnisse der Modellierung der Wohnzufriedenheit stärker vom gewählten Modell ab. Auch die Prognoseintervalle unterscheiden sich relativ stark zwischen den Modellen. Das Modell mit diskretem räumlichen Effekt auf Bezirksniveau liefert in der Regel die schmalsten Prognoseintervalle.

Zuletzt wurden die beiden Modelle mit diskretem räumlichen Term genutzt, um die Meinung zu Stuttgart 21 und die Wohnzufriedenheit auf Stadtteilebene zu prognostizieren. Für die Meinung zu Stuttgart 21 (Abbildung 14) kann dazu ein Vergleich mit den direkten Anteilen der Parametrisierungsstichprobe aus den Abbildungen 2, 4 und 5 vorgenommen werden. Dabei ist zu beachten, dass Abbildung 14 mit unterschiedlicher Skalierung dargestellt wird. Zunächst ist die räumliche Segregation mit erhöhtem Anteil von *Zustimmung* im Norden, *neutraler* Haltung im Zentrum und *Ablehnung* im Süden und Südwesten noch deutlich sichtbar.

Für die Bewertung der Wohngegend (Abbildung 15) lässt sich ebenfalls ein Vergleich mit den

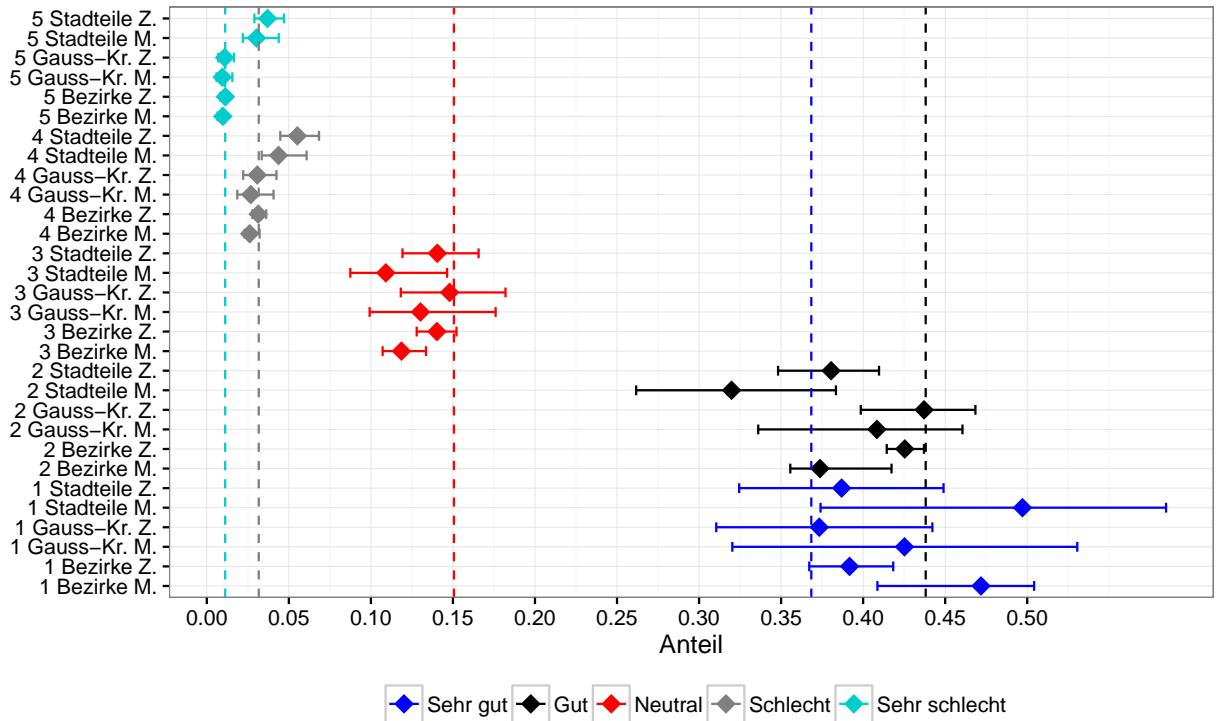


ABBILDUNG 13: ANTEILE DER BEWERTUNG DER WOHNGEgend NACH KLEINRÄUMIGER EXTRAPOLATION FÜR GANZ STUTTGART MIT DREI VERSCHIEDENEN SCHÄTZMODELLEN UND ZWEI UNTERSCHIEDLICHEN DATENGRUNDLAGEN. DARGESTELLT SIND DIE PUNKTSCHÄTZUNGEN UND DIE 95% PERZENTILE.

Anteilen des Parametrisierungsdatensatzes (Abbildungen 3, 17 und 18) vornehmen. Wie in den Rohdaten ist die räumliche Verteilung der Wohnzufriedenheit sehr kleinräumig strukturiert. Während die *sehr guten* Einschätzungen zur Wohnsituation vor allem südlich des Stadtzentrums zu finden sind, sind die *guten* Bewertungen eher zentral bis nördlich lokalisiert. An den Stadträndern sowie in Hot-Spots zwischen den Bereichen, in denen bessere Bewertungen vorherrschen, finden sich höhere Anteile der Kategorien *schlecht* und *sehr schlecht*. Besonders interessant ist, dass die schlechtesten Bewertungen in den Stadtvierteln *Wasen* und *Benzviertel* und den umliegenden Stadtteilen nördlich des Stadtzentrums liegen.

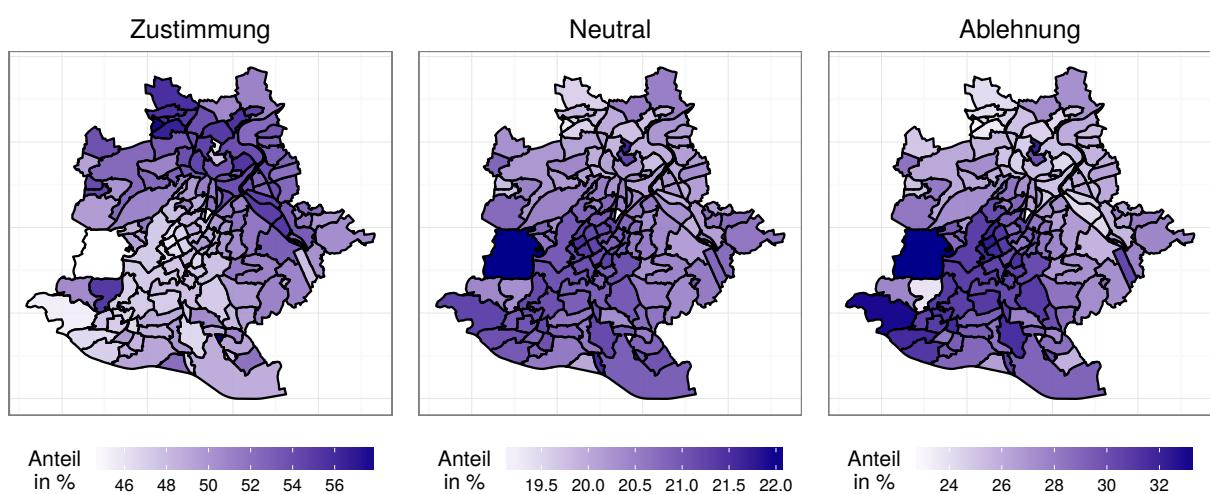


ABBILDUNG 14: EXTRAPOLIERTE ANTEILE DER BEWERTUNG DER MEINUNG ZU STUTTGART 21 AUF STADTTEILEBENE. HOCHRECHNUNG DURCH DAS ZWEIKATEGORIALE GEOADDITIVE MODELLE MIT KONTINUIERLICHEM RÄUMLICHEN TREND.

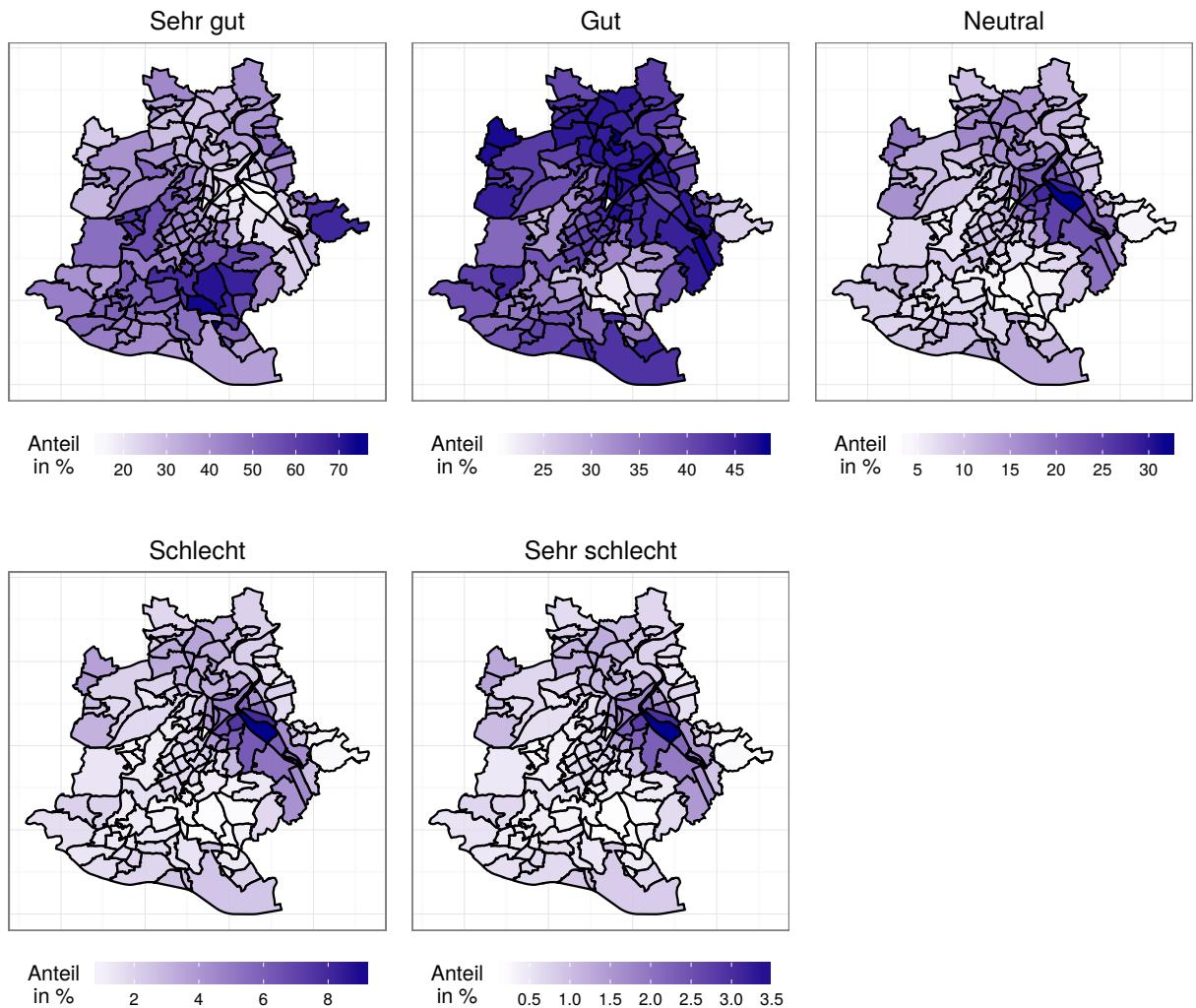


ABBILDUNG 15: EXTRAPOLIERTE ANTEILE DER BEWERTUNG DER WOHNZUFRIEDENHEIT AUF STADTTEILEBENE. HOCHRECHNUNG DURCH DAS GEOADDITIVE MODELLE MIT KONTINUIERLICHEM RÄUMLICHEN TREND.

4 DISKUSSION

Die Anzahl der Beobachtungen in den Dateien ist sehr unterschiedlich. Die Umfrage, mit der die Modelle für die Hochrechnung parametrisiert wurden, repräsentieren gerade 0,05% der Grundgesamtheit. Die Dateien zur Extrapolation sind hingegen relativ nah an dieser Grundgesamtheit (82 bzw. 66%). Bei der Interpretation der Ergebnisse muss also berücksichtigt werden, dass die Anzahl der befragten Personen deutlich geringer ist als die Anzahl der Personen, mit der die Extrapolation durchgeführt werden. Bei der relativ geringen Anzahl an Regressionsparametern (Tabellen 10, 11 und 12) ist die absolute Beobachtungsanzahl der Parametrisierungsdatei jedoch ausreichend. Zudem ist ersichtlich, dass jede Variablenausprägung ausreichend Beobachtungen enthält (Abbildungen 1 und 16). Selbst die seltensten Variablenausprägungen *schlecht* und *sehr schlecht* der Bewertung der Wohngegend zeigen jeweils genügend Beobachtungen. Es deutet demnach alles darauf hin, dass die Beobachtungen der Parametrisierungsdatei ausreichend sind, um ein stabiles Modell für die Extrapolation zu erstellen. Die Extrapolationsdateien selbst umfassen nicht die vollständige Grundgesamtheit. Im Auszug aus dem Melderegister beispielsweise fehlen Jugendliche unter 18 sowie Bewohner von Altersheimen. Da diese Dateien aber jeweils einen Großteil der Grundgesamtheit abdecken, kann angenommen werden, dass die Aussagen, die aus diesen Daten abgeleitet werden, für die Grundgesamtheit gültig sind.

4.1 SCHRITTWEISER AIC VERGLEICH

Das AIC bildet eine gute Basis, um die geeignete Kovariablenkombination zu identifizieren, da es einen Kompromiss zwischen Anpassung und Komplexibilität sucht [Akaike, 1981]. Das AIC ist geeignet, um Rangfolgen von Modellen zu erstellen, also die relative Vorteilhaftigkeit eines Modells gegenüber anderen zu quantifizieren. Das AIC sagt jedoch nichts über die absolute Qualität, also die Anpassungsgüte, aus. Da von vornherein wenige Variablen für die Auswahl zur Verfügung standen und die Stichprobengröße relativ hoch war, sind in vielen Fällen alle Kovariablen in die Modelle eingeflossen.

4.2 MODELLE

Der räumliche Effekt bringt in allen Modellen eine Verbesserung der Anpassung. Selbst in den Modellen, in denen der AIC sich durch den räumlichen Glättungsterm nicht verändert, kann von einer Verbesserung des Modells durch den räumlichen Effekt ausgegangen werden. Da die Modellkomplexibilität sich durch den räumlichen Effekt erhöht hat, impliziert ein unverändertes AIC eine bessere Modellanpassung. Da die Geodaten, die für die räumliche Komponente notwendig sind, in allen Dateien einfach verfügbar sind, gibt es keinen Grund auf diese Information im Modell zu verzichten.

Die univariaten Parameter haben relativ starken Einfluss auf die Ablehnungswahrscheinlichkeit zum Projekt Stuttgart 21. Bei der genaueren Betrachtung der räumlichen Effekte (Abbildung 8) wird jedoch erkennbar, dass der räumliche Effekt sich ebenfalls auf die Ablehnungswahrscheinlichkeit auswirkt. Es gibt einen klaren räumlichen Trend in den Daten, wenngleich dieser in Relation zu den sozioökonomischen Kovariablen relativ schwach ausgeprägt ist. Die Meinung eines Bürgers zu Stuttgart 21 hängt also eindeutig auch von der Lage seiner Wohnung ab. In erster Linie ist die Meinung jedoch von den sozioökonomischen Kovariablen bestimmt (Abbil-

dung 7). Die Wahl des räumlichen Effektes ist dabei zweitrangig. Die Änderung der Parameterausprägung von Nord nach Süd ist stetig und nur sehr gering ausgeprägt. Der kontinuierliche räumliche Effekt liefert daher praktisch die gleichen Informationen wie der diskrete Trend auf Stadtbezirksebene. Die höhere Auflösung auf Stadtteilebene liefert nur im Süden zusätzliche Informationen. Diese hohe Auflösungsebene, die eine Vielzahl zusätzlicher Modellparameter mit sich bringt, scheint also nicht sinnvoll zu sein. Die Interpretation der Modelleffekte ergibt also, wie die AIC-Betrachtung (Tabelle 4), dass die beiden geoadditiven Modelle mit stetigem und diskretem räumlichen Trend auf Stadtbezirksebene für die Prognose der Meinung zu Stuttgart 21 gleichwertig und dass das Modell auf Stadtteilebene nachrangig ist.

Der Bahnhof liegt an der nördlichen Grenze des Stadtviertels *Mitte*, also ziemlich genau auf der Konturlinie, die den Übergang von *Zustimmung* zu *Ablehnung* markiert. Bürger, die südlich des Bahnhofs wohnen, zeigen demnach eine höhere Ablehnungswahrscheinlichkeit als Bürger aus der nördlichen Hälfte Stuttgarts.

Die Wohnzufriedenheit hängt sehr viel stärker von der Lage der Wohnung ab als von den sozioökonomischen Kovariablen. Da die räumliche Lage bereits einen sehr hohen Erklärungsgehalt hat, sind weniger Kovariablen erforderlich. Umso wichtiger ist folglich die Auswahl des geeigneten räumlichen Effektes. Nach visueller Einschätzung ist die Auflösung des diskreten Effekts auf Stadtbezirksebene nicht hoch genug, um das komplexe räumliche Muster zu beschreiben. Das Modell auf Stadtteilebene erscheint hingegen zu komplex zu sein, da insbesondere im Zentrum sehr kleinflächige Strukturen mit zum Teil sehr unterschiedlichen Parameterausprägungen zu sehen sind, die anhand der Rohdaten nicht unbedingt nachvollzogen werden können. Der kontinuierliche Effekt ist offensichtlich ein Kompromiss zwischen den beiden diskreten Trends. Die kleinräumig unterschiedlichen Parameterausprägungen, wie sie z.B. im Nordosten zu sehen sind, werden durch das kontinuierliche Modell dargestellt. Dabei schwanken die Parameter, insbesondere im Zentrum, weniger stark als beim Modell auf Stadtteilebene. Die Analyse der AIC (Tabelle 4) unterstreicht diese visuellen Einschätzungen.

4.3 REKLASSIFIZIERUNG

Die Reklassifizierung bildet das erste absolute Modellqualitätskriterium. Es zeigt sich, wie zuvor angedeutet, dass die geoadditiven Modelle bei allen drei Ausprägungen der Response-Variablen vorteilhaft gegenüber reinen GAM sind. Sowohl bei zwei- als auch bei dreikategorialer Response bei der Modellierung der Meinung zu Stuttgart 21 (Tabelle 5) bestätigen sich die Ergebnisse aus der visuellen Interpretation sowie der AIC Analyse. Die Berücksichtigung des räumlichen Trends verbessert die Schätzgenauigkeit. Dabei sind der kontinuierliche und der diskrete räumliche Trend auf Bezirksniveau gleichwertig. Der räumliche Trend auf Stadtteilebene schneidet schlechter ab. Die Ergebnisse der Reklassifizierung der Wohnzufriedenheit (Tabelle 6) fügen sich ebenfalls in die Vorüberlegungen ein. Das diskrete Modell erweist sich als vorteilhaft. Bemerkenswerterweise ist der durchschnittliche Anteil der korrekt reklassifizierten Beobachtungen bei dem geoadditiven Modell mit diskretem räumlichen Trend auf Stadtteilebene schlechter als bei den reinen GAM und den Modellen mit alleinigem räumlichen Trend. Dies zeigt, wie die visuelle Analyse bereits andeutete, dass die Parameteranzahl deutlich zu hoch ist, das Modell also überangepasst ist.

4.4 KREUZVALIDIERUNG

Die Kreuzvalidierung ist eine sehr computerintensive Berechnung. Daher wurden die ohnehin nicht vielversprechenden Modelle ohne räumlichen Trend und nur mit räumlichem Trend bei dieser Analyse nicht mehr berücksichtigt. Zunächst ist zu bemerken, dass der durchschnittliche korrekt klassifizierte Anteil der Beobachtungen *out-of-sample* (Tabellen 7 und 8) den korrekt reklassifizierten Anteil der Beobachtungen (Tabellen 5 und 6) stets sehr ähnelt. Abweichungen sind als Zufall zu interpretieren. Dies deutet darauf hin, dass die Modelle sehr robust sind. In dieser Betrachtungsebene zeigt sich auch erstmals, dass die guten Ergebnisse bei der Reklassifizierung und der Kreuzvalidierung in erster Linie auf die korrekte Schätzung der wahrscheinlichsten Gruppen zurückzuführen sind. Die weniger wahrscheinlichen Gruppen werden praktisch nie korrekt reklassifiziert. Diese individuelle Fehleinschätzung spielt für die in dieser Arbeit angestrebte räumliche Extrapolation jedoch keine Rolle, da hierzu mittlere Anteile auf regionaler Ebene gebildet werden.

4.5 KLEINRÄUMIGE EXTRAPOLATION

4.5.1 VALIDIERUNG

Da Stimmanteile zur Volksabstimmung zu Stuttgart 21 vorlagen, konnte das Ergebnis der räumlichen Extrapolation mit dem tatsächlichen Ergebnis verglichen werden. Da in dieser Volksabstimmung nur Informationen zu zwei Klassen verfügbar sind, wurde erwartet, dass das Zwei-Klassen-Modell die beiden Kategorien besser prognostiziert. Die Analyse des MSE und der Überdeckungswahrscheinlichkeit ergab jedoch, dass das dreikategoriale Modell zur Prognose der *Zustimmung* deutlich besser geeignet ist. Bei einer Volksabstimmung ist eine *neutrale* Haltung keine Option. Daher kann das sehr genau eingeschätzte Ergebnis der *Zustimmung* genutzt werden, um den voraussichtlichen *Ablehnungsanteil* als 100% – *Zustimmung* zu berechnen. Anders ausgedrückt könnten die Ergebnisse dieser Arbeit auch so interpretiert werden, dass Bürger, die bei der Bürgerumfrage bei der Frage zur Meinung zu Stuttgart 21 mit *neutral* geantwortet haben, bei der Volksabstimmung, bei der es kein *neutral* gibt, überwiegend gegen das Projekt gestimmt haben oder nicht zur Wahl gegangen sind.

Die guten Validierungsergebnisse geben demnach Hinweise darauf, dass die dreikategorialen geoadditiven Modelle mit kontinuierlichem sowie diskretem räumlichen Trend auf Bezirksebene sehr gut für die Prognose der Meinung zu Stuttgart 21 geeignet sind. Da das Modell zur Wohnzufriedenheit auf derselben Datengrundlage erstellt wurde und auch methodisch dem Stuttgart-21-Modell entspricht, kann angenommen werden, dass auch mit diesem Wohnzufriedenheits-Modell sehr genaue Prognosen erstellt werden können. Die positive Evaluation der Ergebnisse lässt zudem den Schluss zu, dass auch die Modellelemente valide sind. Die Sekundärinformationen, die sich beispielsweise aus den Modellkoeffizienten interpretieren lassen, sind somit ebenfalls validiert.

Die Modelle mit zweikategorialer Response schneiden beim Vergleich der MSE und der Überdeckungswahrscheinlichkeit schlechter ab. An dieser Stelle können also auch diese Modelle für die kleinräumige Extrapolation ausgeschlossen werden.

Bei dem Vergleich darf nicht außer Acht gelassen werden, dass das Ergebnis der Volksabstimmung nicht der tatsächliche wahre Wert der Grundgesamtheit der Stichprobe ist. Die Volksab-

stimmungsergebnisse sind Hilfsvariablen für die wahren Anteile der unbekannten Grundgesamtheit. Dabei muss beachtet werden, dass in der Volksabstimmung keine *neutrale* Klasse erfasst wurde und dass die Volksabstimmung zu einem anderen Zeitpunkt stattfand als die Erhebung der Daten für die Parametrisierungsstichprobe (siehe *Material und Methoden*). Die berechneten MSE sind entsprechend als Hilfsvariablen für die Überprüfung der Modellqualität zu interpretieren. Anhand der MSE lässt sich dennoch erkennen, dass unsere Modelle in der Lage sind, ein sinnvolles und nachvollziehbares Ergebnis zu produzieren. Die MSE Analyse zeigt, dass das Modell sich einem nachvollziehbaren Wert, der sicherlich in der Nähe des tatsächlichen wahren Wertes liegt, annähert.

4.5.2 PROGNOSIS

Die beiden Dateien, an der die Modelle angewendet wurden, zeichnen sich durch einen sehr großen Stichprobenumfang aus. Dennoch muss beachtet werden, dass sie jeweils nicht die gesamte Bevölkerung Stuttgarts, sondern nur einen großen Teil der Bevölkerung enthalten. Die abgeleiteten Ergebnisse aus diesen Extrapolationsdateien werden als Ergebnis für die Grundgesamtheit, also für alle Bürger Stuttgarts, interpretiert. Dies wird aufgrund dieser hohen Stichprobenumfänge als unproblematisch angesehen.

Die Prognoseintervalle der Anteilsschätzung durch Extrapolation sind relativ breit (Abbildungen 12 und 13). Durch eine Erhöhung des Stichprobenumfangs bei der Parametrisierungsstichprobe könnte diese Unsicherheit vermutlich reduziert werden. Da alle Prüfungen dieser Arbeit jedoch auf Konsistenz der Punktschätzungen hindeuten, kann davon ausgegangen werden, dass es sich um eine nicht-systematische, symmetrische Unsicherheit um die Punktschätzung handelt. Eine Erhöhung des Stichprobenumfangs würde demnach voraussichtlich zu einer Verkleinerung der Vertrauensbereiche, jedoch nicht zu einer merklichen Veränderung der Punktschätzungen führen.

Für eine unbekannte Grundgesamtheit lässt sich nur schwer sagen, welches der Modelle tatsächlich die beste Schätzung liefert. Die Ergebnisse der Extrapolation ordnen sich jedoch in alle Vorüberlegungen ein. Bei der Meinung zu Stuttgart 21 (Abbildung 12) liegen die Modelle mit kontinuierlichem und diskretem räumlichen Term auf Stadtbezirksniveau gleichauf. Sie liefern, in Verbindung mit allen vorhergegangenen Validierungsergebnissen, voraussichtlich die beste Schätzung. Im Falle der Modellierung der Wohnzufriedenheit (Abbildung 13) scheint sich das geoadditive Modell mit kontinuierlicher räumlicher Information deutlich abzusetzen, obwohl das Modell mit den Stadtbezirksinformationen schmalere Prognoseintervalle liefert. Es hebt sich relativ stark von den Schätzungen durch die anderen Modelle ab und schneidet bei den vorhergegangenen Validierungen stets am besten ab. Es war zu erwarten, dass das diskrete geoadditive Modell auf Bezirksebene die schmalsten Prognoseintervalle liefert. Die Analyse der Modelleffekte zeigte, dass die relativ grobe räumliche Einteilung die Variabilität der Rohdaten nicht widerspiegeln kann (Abbildung 10). Durch Anwendung dieses Modells werden die Ergebnisse also künstlich homogenisiert und die wahre Datenvariabilität somit nicht widergespiegelt (*Underfitting*). Aus diesen Gründen wurden für die kleinräumige Extrapolation auf Aggregationsebene der Stadtteile (Abbildungen 14 und 15) nur geoadditiven Modelle mit kontinuierlichem räumlichen Effekt verwendet.

Im Bereich der Stadtteile *Benzviertel* und *Wasen* scheint ein Hot-Spot der Wohnzufriedenheit

zu liegen. Bei der Interpretation dieses Sachverhalts muss beachtet werden, dass es sich bei den beiden Stadtteilen um sehr dünn besiedelte Stadtteile handelt, bei denen in der Parametrisierungsstichprobe jeweils keine einzige Beobachtung zu finden ist. Der Prädiktorparameter des räumlich Trends dieser beiden Stadtteile basiert also nur auf der Glättung durch die Beobachtungen der Nachbarstadtteile und nicht auf Beobachtungen aus den Stadtteilen selbst.

5 FAZIT

Wir haben gezeigt, dass es möglich ist, die beiden Eingangsfragen zu modellieren. Wir konnten zeigen, von welchen Einflussfaktoren die Meinung zu Stuttgart 21 und die Bewertungen der Wohnsituation abhängen. Zudem konnte anhand verschiedener statistischer Gütemaße die Eignung unterschiedlicher Modellierungsansätze, die sich in Bezug auf ihre räumlichen Effekte, Verteilung der Response-Variablen und sozioökonomischen Variablen unterschieden, untersucht werden.

Das Modell, das sich am besten für die Modellierung der Meinung zu Stuttgart 21 eignet, besteht aus den Kovariablen *Geschlecht*, *Nationalität*, *Familienstand*, *Anzahl der im Haushalt lebenden Personen*, *Altersklasse der Befragten*, der Wechselwirkung aus *Altersklasse* und *Personenzahl im Haushalt* sowie einem diskreten räumlichen Trend. Die geordnete dreikategoriale Response-Variable hat sich gegenüber der binären Variable als vorteilhaft erwiesen. Die Parameter, die die Bewertung der Wohngegend am besten beschreiben, sind *Nationalität*, *Personenzahl im Haushalt*, *Altersklasse* sowie der kontinuierliche räumliche Effekt. Es zeigt sich, dass sich die Hochrechnungen durch die Extrapolation von der einfachen deskriptiven Auswertung der Stichprobe abheben. Es ist anzunehmen, dass die einfache deskriptive Auswertung verzerrt ist, da die Beobachtungen nach Gruppen und Region teils sehr unterschiedlich in den Rohdaten repräsentiert sind.

Für gesamt Stuttgart bedeuten die Ergebnisse, dass 51% der Bürger eine *positive* Meinung zu Stuttgart 21, 21% eine *neutrale* Meinung und 28% eine *negative* Meinung zu Stuttgart 21 haben. Wobei eine Validierung mit den tatsächlichen Ergebnissen der Volksabstimmung gezeigt hat, dass der Großteil der Personen mit *neutraler* Meinung bei der Volksabstimmung womöglich eher gegen das Projekt gestimmt hat. Bei der Modellierung zur Bewertung der Wohngegend ergab sich, dass 43% der Bürger Stuttgarts eine *sehr gute* und 41% eine *gute* Meinung ihrer Wohngegend haben. 13% bewerten ihre Wohngegend *neutral*. *Schlechte* und *sehr schlechte* sind mit 3% bzw. 1% deutlich seltener.

In der Parametrisierungsstichprobe sind noch weitere Variablen enthalten, die für die Modellparametrisierung zur Verfügung stehen. Von diesen birgt insbesondere das *monatliche Nettoeinkommen* ein hohes Potenzial. Im Laufe der Modellierung stellte sich heraus, dass das *monatliche Nettoeinkommen* einen hohen Erklärungsgehalt hat. Wenn es gelingt, diese Variable in einem der Hochrechnungsdateien zu generieren oder zu approximieren, könnte dies die Schätzgenauigkeit nochmals recht deutlich erhöhen. Außerdem wäre es sinnvoll, *model averaging* Ansätze zu verfolgen, z. B. über gewichtete AIC [Wagenmakers and Farrell, 2004]. Dabei werden die Schätzer und Standardfehler aus den Modellen kombiniert, wodurch Unsicherheiten in der Modellwahl direkt in die Parameterschätzer mit einfließen können [Posada and Buckley, 2004].

Diese Arbeit zeigt beispielhaft die Durchführung einer kleinräumigen Extrapolation inklusive der Interpretation der einzelnen Modellkomponenten. Es sind sicherlich auch noch weitere Auswertungen und Interpretationen mit den Daten und Modellen dieser Arbeit möglich. So könnte beispielsweise auch eine andere nicht-räumliche Aggregationsebene interessant sein. Die Daten dieser Arbeit könnten z. B. genutzt werden, um die Meinungen nach weiteren Variablen hochzurechnen. Denkbar wäre beispielsweise der Vergleich der Wohnzufriedenheit von Bürgern mit Wohneigentum zu Bürgern, die zur Miete wohnen.

LITERATUR

- [Akaike, 1981] Akaike, H. (1981). Likelihood of a model and information criteria. *Journal of Econometrics*, pages 3–14.
- [Bender, 2008] Bender, G. (2008). *Konzept eines kleinräumigen Indikatoren- und Prognosesystems zur Beobachtung des demographischen Wandels - das Beispiel der Hansestadt Lübeck*. PhD thesis, Christian-Albrechts-Universität zu Kiel.
- [Benz et al., 1998] Benz, A., Dosch, F., Fürst, D., and Hein, E. (1998). Methoden und instrumente der räumlichen planung. *Akademie für Raumforschung und Landesplanung*.
- [DiCiccio and Efron, 1996] DiCiccio, T. J. and Efron, B. (1996). Bootstrap confidence intervals. *Statistical Science*, 11(3):189–228.
- [Eilers and Marx, 1996] Eilers, P. H. C. and Marx, B. D. (1996). Flexible smoothing with B-splines and penalties. *Statistical Science*, 11(2):89–121.
- [Fahrmeir et al., 2009] Fahrmeir, L., Kneib, T., and Lang, S. (2009). *Regression. Statistik und ihre Anwendungen*. Springer Berlin Heidelberg.
- [Fahrmeir et al., 2013] Fahrmeir, L., Kneib, T., Lang, S., and Marx, B. (2013). *Regression: Models, Methods and Applications*. Springer, Dordrecht.
- [Georgii, 2009] Georgii, H.-O. (2009). *Stochastik. Einführung in die Wahrscheinlichkeitstheorie und Statistik*. Walter de Gruyter.
- [Google Maps, 2016] Google Maps (2016). [http://maps.googleapis.com/maps/api/staticmap?
center=48.778306,9.180159&zoom=11&size=640x640&scale=2&maptype=terrain&language=en&sensor=false](http://maps.googleapis.com/maps/api/staticmap?center=48.778306,9.180159&zoom=11&size=640x640&scale=2&maptype=terrain&language=en&sensor=false)
- [Gu and Wahba, 1993] Gu, C. and Wahba, G. (1993). Semiparametric Analysis of Variance with Tensor Product Thin Plate Splines. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 55(2):353–368.
- [Held, 2008] Held, L. (2008). *Methoden der statistischen Inferenz: Likelihood und Bayes*. Spektrum Akad. Verl., Heidelberg.
- [Landeshauptstadt Stuttgart, 2015] Landeshauptstadt Stuttgart (2015). Erste Ergebnisse der Stuttgarter Bürgerumfrage 2015 - Stadt Stuttgart.
- [Lawrence D. Brown, 2001] Lawrence D. Brown, T. Tony Cai, A. D. (2001). Interval estimation for a binomial proportion. *Statistical Science*.
- [Posada and Buckley, 2004] Posada, D. and Buckley, T. R. (2004). Model selection and model averaging in phylogenetics: Advantages of akaike information criterion and bayesian approaches over likelihood ratio tests. *Systematic Biology*.
- [QGIS Development Team, 2016] QGIS Development Team (2016). QGIS Geographic Information System.

- [R Core Team, 2016] R Core Team (2016). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
- [Roser, 2013] Roser, F. (2013). Ist die schönheit der landschaft berechenbar? bereitstellung einer landesweiten planungsgrundlage für das schutzgut landschaftsbild in baden-württemberg. *Naturschutz und Landschaftsplanung*, 45(9):265–270.
- [Statistikamt Stuttgart, 2011] Statistikamt Stuttgart (2011). <http://www.stuttgart.de/volksabstimmung>.
- [Statistisches Bundesamt, 2016] Statistisches Bundesamt (2016). <http://www.destatis.de/de/zahlenfakten/laenderregionen/les/gemeindeverzeichnis/administrativ/archiv/gvauszugq/auszuggv3qaktuell.html>.
- [Venables and Ripley, 2002] Venables, W. N. and Ripley, B. D. (2002). *Modern Applied Statistics with S*. Springer, New York, fourth edition. ISBN 0-387-95457-0.
- [Wagenmakers and Farrell, 2004] Wagenmakers, E.-J. and Farrell, S. (2004). Aic model selection using akaike weights. *Psychonomic Bulletin & Review*, 11(1):192–196.
- [Wickham, 2009] Wickham, H. (2009). *ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis*. Springer-Verlag New York.
- [Wood, 2003] Wood, S. N. (2003). Thin plate regression splines. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 65(1):95–114.
- [Wood, 2011] Wood, S. N. (2011). Fast stable restricted maximum likelihood and marginal likelihood estimation of semiparametric generalized linear models. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 73(1):3–36.
- [Wood et al., 2016] Wood, S. N., Pya, N., and Säfken, B. (2016). Smoothing parameter and model selection for general smooth models. *Journal of The American Statistical Association*, pages 1–58. arXiv: 1511.03864.
- [Zhang, 1992] Zhang, P. (1992). On the distributional properties of model selection criteria. *Journal of the American Statistical Association*, 87(419):732–737.

ANHANG

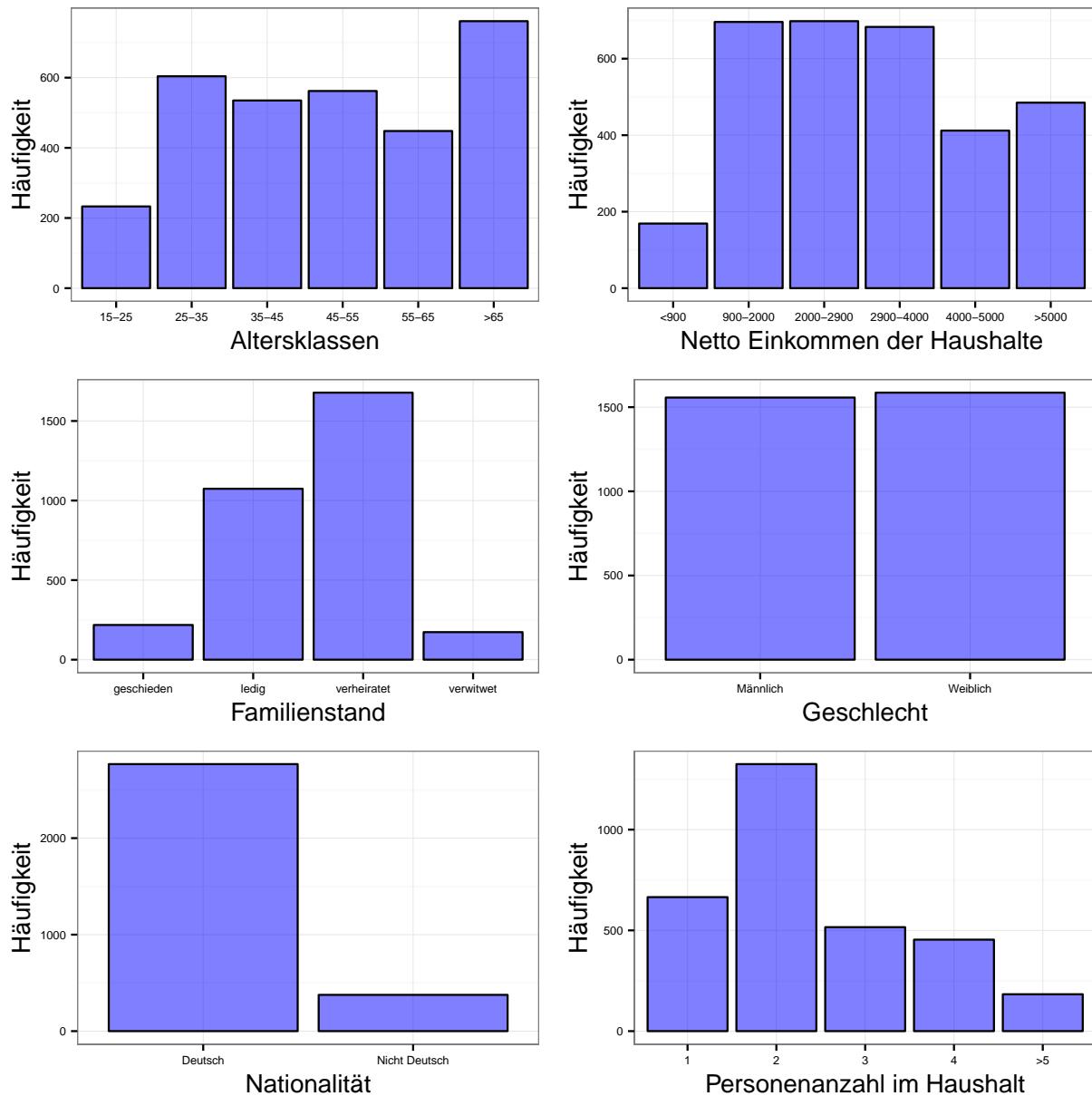


ABBILDUNG 16: HÄUFIGKEIT DER KATEGORIENAUSPRÄGUNGEN DER EXOGENEN VARIABLEN IN DER PARAMETERISIERUNGSSTICHPROBE.

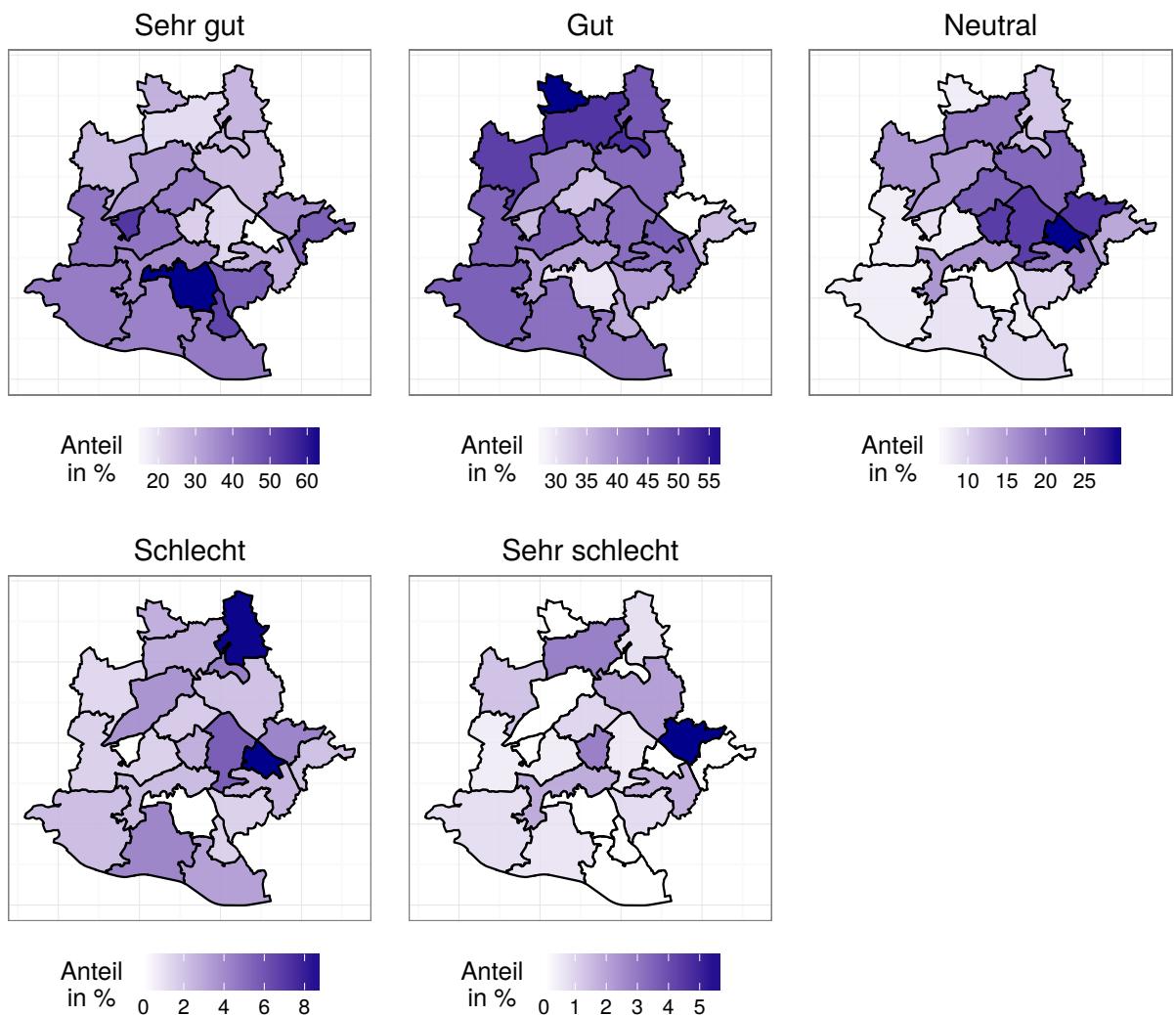


ABBILDUNG 17: ANTEILE DER BEWERTUNG DER WOHNGEGEND NACH STADTBEZIRKEN.

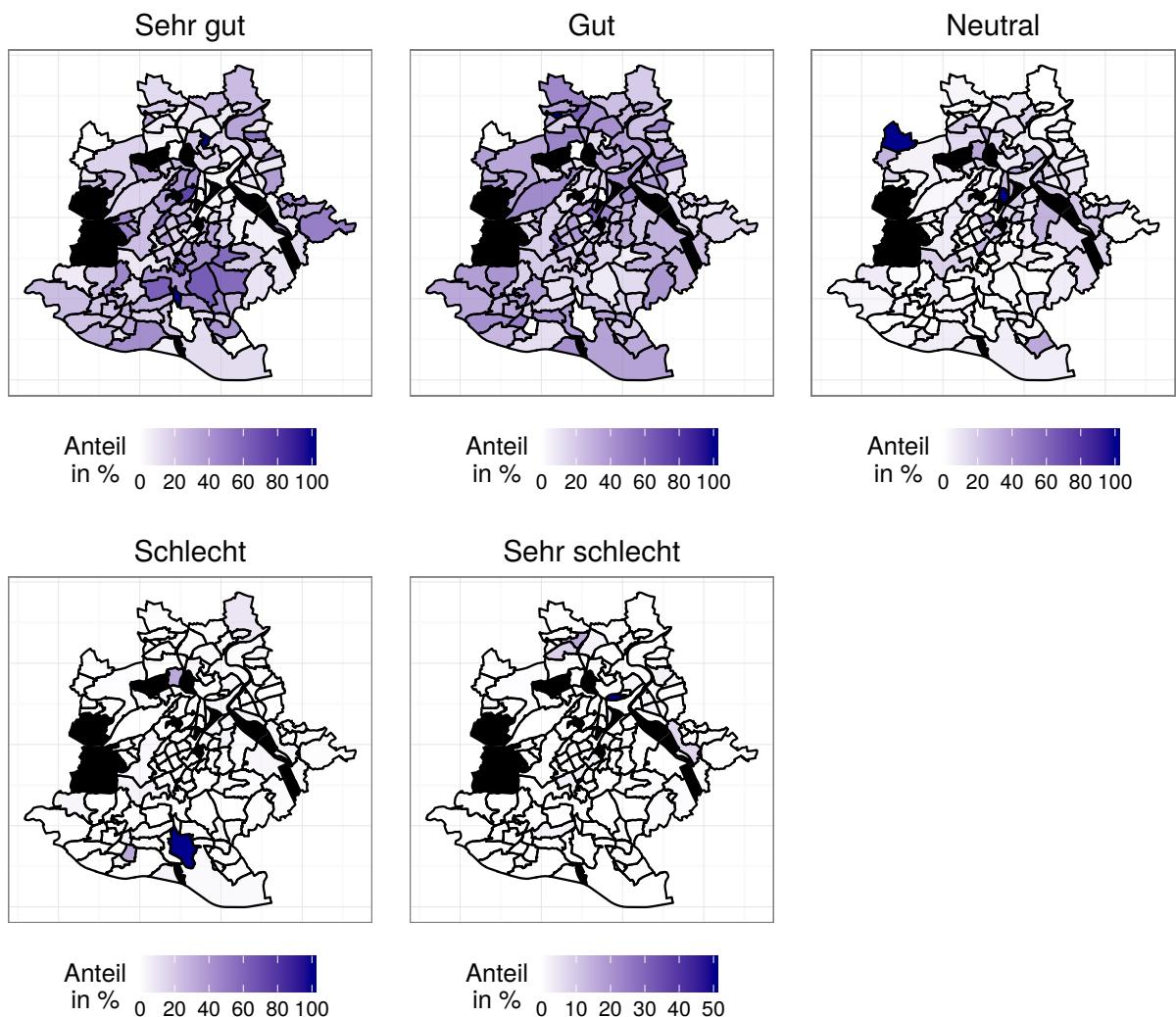


ABBILDUNG 18: ANTEILE DER BEWERTUNG DER WOHNGEGEND NACH STADTTEILEN.

TABELLE 10: ZUSAMMENFASSUNG DER DREI GEOADDITIVEN MODELLE ZUR MODELLIERUNG DER MEINUNG ZU STUTTGART 21 MIT DREIKATEGORIALER RESPONSE. (A): KONTINUIERLICHER RÄUMLICHER TREND, (B): DISKRETER RÄUMLICHER TREND AUF STADTBEZIRKSEBENE, (C): DISKRETER RÄUMLICHER TREND AUF STADTTEILEBENE.

	<i>Abhängige Variable:</i>		
	Meinung zu Stuttgart 21		
	(A)	(B)	(C)
Geschlecht: weiblich	0.524*** (0.070)	0.508*** (0.069)	0.538*** (0.069)
Nationalität: nicht deutsch	-0.445*** (0.110)	-0.472*** (0.109)	-0.454*** (0.110)
Familienstand: ledig	0.090 (0.159)		0.084 (0.159)
Familienstand: verheiratet	-0.176 (0.151)		-0.189 (0.152)
Familienstand: verwitwet	-0.356* (0.207)		-0.413** (0.208)
Personenzahl im Haushalt	-0.340*** (0.060)	-0.369*** (0.021)	-0.348*** (0.061)
<i>s(X, Y)</i>	*		
<i>s(Stadtbezirk)</i>		*	
<i>s(Stadtteil)</i>			*
<i>s(Personenzahl im Haushalt, Altersklasse Befragter)</i>	* * *	* * *	* * *
<i>s(Altersklasse Befragter)</i>	* * *	* * *	* * *
Konstante	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
Beobachtungen	3,062	3,062	3,093
Log Likelihood	-3,186.494	-3,187.330	-3,210.754
UBRE	3,197.650	3,195.841	3,219.511

Sign. Codes:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

TABELLE 11: ZUSAMMENFASSUNG DER DREI GEOADDITIVEN MODELLE ZUR MODELLIERUNG DER MEINUNG ZU STUTTGART 21 MIT ZWEIKATEGORIALER RESPONSE. (A): KONTINUIERLICHER RÄUMLICHER TREND, (B): DISKRETER RÄUMLICHER TREND AUF STADTBEZIRKSEBENE, (C): DISKRETER RÄUMLICHER TREND AUF STADTTEILEBENE.

	<i>Abhängige Variable:</i>		
	Meinung zu Stuttgart 21		
	(A)	(B)	(C)
Geschlecht: weiblich	0.644*** (0.087)	0.646*** (0.087)	0.642*** (0.088)
Nationalität: nicht deutsch	-0.721*** (0.154)	-0.723*** (0.154)	-0.757*** (0.156)
Familienstand: ledig	0.022 (0.191)	0.037 (0.191)	0.102 (0.196)
Familienstand: verheiratet	-0.333** (0.170)	-0.316* (0.170)	-0.215 (0.186)
Familienstand: verwitwet	-0.244 (0.243)	-0.234 (0.243)	-0.431* (0.251)
Personenzahl im Haushalt			-0.155** (0.075)
s(X,Y)		*	
s(Stadtbezirk)			**
s(Stadtteil)			**
s(Personenzahl im Haushalt, Altersklasse Befragter)			
s(Altersklasse Befragter)	***	***	***
Konstante	-0.283* (0.171)	-0.298* (0.171)	0.000 (0.000)
Beobachtungen	2,377	2,377	2,394
Adjusted R ²	0.070	0.071	0.078
Log Likelihood	-1,556.448	-1,556.146	-1,537.527
UBRE	1,563.538	1,561.176	1,544.394

Sign. Codes:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

TABELLE 12: ZUSAMMENFASSUNG DER DREI GEOADDITIVEN MODELLE ZUR MODELLIERUNG DER WOHNZUFRIEDENHEIT MIT DREIKATEGORIALER RESPONSE. (A): KONTINUIERLICHER RÄUMLICHER TREND, (B): DISKRETER RÄUMLICHER TREND AUF STADTBEZIRKSEBENE, (C): DISKRETER RÄUMLICHER TREND AUF STADTTEILEBENE.

	<i>Abhängige Variable:</i>		
	Bewertung Wohngegend		
	(A)	(B)	(C)
Nationalität: nicht deutsch	0.289*** (0.107)	0.359*** (0.106)	
Personenzahl im Haushalt	-0.043 (0.032)	-0.047 (0.032)	
Familienstand: ledig			0.021 (0.157)
Familienstand: verheiratet			0.561*** (0.149)
Familienstand: verwitwet			-0.286 (0.204)
Geschlecht: weiblich			-0.318*** (0.067)
s(X,Y)	* * *		
s(Stadtbezirk)	* * *		
s(Stadtteil)	* * *		
s(Altersklasse Befragter)	* * *	* * *	* * *
s(Personenzahl im Haushalt)			* * *
Konstante	-0.339*** (0.084)	-0.357*** (0.083)	-0.271* (0.143)
Beobachtungen	3,127	3,127	3,398
Log Likelihood	-3,520.997	-3,583.264	-4,120.775
UBRE	3,550.796	3,598.430	4,158.075

Sign. Codes:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Hiermit versichern wir, dass wir die vorliegende Hausarbeit selbstständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Hilfsmittel benutzt haben. Alle wörtlich oder sinngemäß den Schriften anderer entnommenen Stellen haben wir unter Angabe der Quellen kenntlich gemacht. Dies gilt auch für beigefügten Zeichnungen, Skizzen, bildliche Darstellungen und dergleichen.

Uns ist bewusst, dass wir uns im Falle einer unbeabsichtigten oder vorsätzlichen Missachtung durch den fehlerhaften Umgang mit Quellen unter Umständen strafbar machen und die vorliegende Hausarbeit mit nicht ausreichend bewertet wird.

Göttingen, den

Hiermit erlauben wir, dass unsere Arbeit auf Betrug und falsche, sowie fehlende Zitate auch online geprüft wird.

Göttingen, den