

RESEARCH

Hanno Kruse
Janna Teltemann *Hrsg.*

Differenz im Raum

Sozialstruktur und Grenzziehung
in deutschen Städten



Springer VS

Differenz im Raum

Hanno Kruse · Janna Teltemann
(Hrsg.)

Differenz im Raum

Sozialstruktur und Grenzziehung in
deutschen Städten

 Springer VS

Hrsg.

Hanno Kruse
Universität Amsterdam
Amsterdam, Niederlande

Janna Teltemann
Institut für Sozialwissenschaften
Universität Hildesheim
Hildesheim, Deutschland

ISBN 978-3-658-35008-6 ISBN 978-3-658-35009-3 (eBook)
<https://doi.org/10.1007/978-3-658-35009-3>

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <http://dnb.d-nb.de> abrufbar.

© Der/die Herausgeber bzw. der/die Autor(en), exklusiv lizenziert durch Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH, ein Teil von Springer Nature 2022

Das Werk einschließlich aller seiner Teile ist urheberrechtlich geschützt. Jede Verwertung, die nicht ausdrücklich vom Urheberrechtsgesetz zugelassen ist, bedarf der vorherigen Zustimmung des Verlags. Das gilt insbesondere für Vervielfältigungen, Bearbeitungen, Übersetzungen, Mikroverfilmungen und die Einspeicherung und Verarbeitung in elektronischen Systemen.

Die Wiedergabe von allgemein beschreibenden Bezeichnungen, Marken, Unternehmensnamen etc. in diesem Werk bedeutet nicht, dass diese frei durch jedermann benutzt werden dürfen. Die Berechtigung zur Benutzung unterliegt, auch ohne gesonderten Hinweis hierzu, den Regeln des Markenrechts. Die Rechte des jeweiligen Zeicheninhabers sind zu beachten.

Der Verlag, die Autoren und die Herausgeber gehen davon aus, dass die Angaben und Informationen in diesem Werk zum Zeitpunkt der Veröffentlichung vollständig und korrekt sind. Weder der Verlag noch die Autoren oder die Herausgeber übernehmen, ausdrücklich oder implizit, Gewähr für den Inhalt des Werkes, etwaige Fehler oder Äußerungen. Der Verlag bleibt im Hinblick auf geographische Zuordnungen und Gebietsbezeichnungen in veröffentlichten Karten und Institutionsadressen neutral.

Planung/Lektorat: Stefanie Eggert

Springer VS ist ein Imprint der eingetragenen Gesellschaft Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH und ist ein Teil von Springer Nature.

Die Anschrift der Gesellschaft ist: Abraham-Lincoln-Str. 46, 65189 Wiesbaden, Germany

Inhaltsverzeichnis

Einführung

- Wo und wie Grenzen ziehen? Soziale Kategorisierung in der
quantitativen Stadtsoziologie** 3
Hanno Kruse und Janna Teltemann

Räumliche Segregation

- Die sozialräumliche Verteilung von Zugewanderten in den
deutschen Städten zwischen 2014 und 2017** 27
Stefanie Jähnen und Marcel Helbig

- Muster ethnischer Segregation in Deutschland – Ein Vergleich
anhand räumlicher Segregationsmaße** 71
Tobias Rüttenauer

Wohnorte und Bildung

- Nachbarschaften als Bildungskontexte und die Dynamiken
räumlicher Mobilität von Familien** 113
Mareike Oeltjen und Michael Windzio

- „Ethnic Choice Effects“: Welche Rolle spielt die räumliche
Verfügbarkeit anspruchsvoller Bildungsalternativen?** 141
Jörg Dollmann und Markus Weißmann

Wohnorte und Einstellungen

Ethnische Nachbarschaftskomposition und die Entwicklung einwanderungsbezogener Sorgen in Zeiten starker Zuwanderung	171
--	-----

Stephan Dochow-Sondershaus

Der Halo-Effekt in Deutschland – Revisited. Sind Menschen, die in der Nähe von – aber nicht in – ethnisch diversen Nachbarschaften leben, besonders xenophob und rassistisch?	195
--	-----

Stefan Jünger und Merlin Schaeffer

Wohnorte, Identitäten und Netzwerke

Kulturelle und ethnische Definitionen von Zugehörigkeit in Ost- und Westdeutschland und im Stadt-Land-Vergleich	221
--	-----

Sabine Trittler und Thomas Wöhler

Welche kontextuellen Faktoren beeinflussen interethnische Beziehungen in der Schule? Eine explorative Netzwerkanalyse	249
--	-----

Mark Wittek, Sven Lenkewitz, Andrea Wingen,
Kathrin Lämmermann, Heike Krüger und Agnes Tarnowski



Muster ethnischer Segregation in Deutschland – Ein Vergleich anhand räumlicher Segregationsmaße

Tobias Rüttenauer

1 Einführung

Ein fundamentaler Bestandteil der sozialwissenschaftlichen Forschung ist die Untersuchung von (sozialen) Ungleichheiten. Diese Ungleichheiten umfassen z. B. die ungleiche Verteilung von Ressourcen, generelle Unterschiede im Lebenslauf, die ungleiche Beteiligung an Institutionen und gesellschaftlichen Entwicklungen, aber auch Ungleichheiten in räumlichen Prozessen. Räumliche Segregation beschreibt die ungleiche räumliche Verteilung von Bevölkerungsgruppen auf verschiedene geographische Gebiete innerhalb von Städten. Segregation bedeutet also, dass bestimmte Gruppen – ethnische Minderheiten, sozio-ökonomisch benachteiligte Haushalte oder demographische Gruppen – in einigen geographischen Bereichen der Stadt überproportional und in anderen unterproportional vertreten sind (vgl. auch Jähnen und Helbig 2022 in diesem Band).

In den USA nimmt das Thema der räumlichen Segregation seit Jahrzehnten eine wichtige Rolle in der Sozialforschung ein (z. B. Firebaugh und Farrell 2016; Krysan und Crowder 2017; Massey und Denton 1993). Auch in Europa und Deutschland hat das Thema in den letzten Jahren an Bedeutung gewonnen (z. B. Friedrichs 2008; Goebel und Hoppe 2015; Helbig und Jähnen 2018; Musterd 2012; Teltemann et al. 2015; siehe auch Jähnen und Helbig 2022 in diesem Band). Räumliche Segregation stellt deshalb eine wichtige Dimension der Ungleichheit dar, weil das räumliche Umfeld, in dem Personen aufwachsen und

T. Rüttenauer (✉)

Nuffield College, University of Oxford, Oxford, Großbritannien

E-Mail: tobias.ruttenauer@nuffield.ox.ac.uk

leben, potentiell einen großen Einfluss auf andere Bereiche des Lebens und damit auch auf andere Dimensionen der Ungleichheit hat: „Everything happens somewhere, which means that all action is embedded in place and may be affected by its placement“ (Logan 2012, S. 508). So haben Studien zum Beispiel gezeigt, dass die räumliche Segregation Auswirkungen auf die Bildungschancen und die langfristige berufliche Entwicklung von Kindern (z. B. Chetty et al. 2016; Reardon et al. 2019; Sharkey und Faber 2014; siehe auch Dollmann und Weißmann 2022 in diesem Band), Konflikte und Kriminalität in der Nachbarschaft (z. B. Legewie und Schaeffer 2016; Sampson 2013; siehe jedoch Jünger und Schaeffer 2022 in diesem Band), die Belastung durch industrielle Umweltverschmutzung (z. B. Downey 2007; Rüttenauer 2019a), oder auch das allgemeine Wohlbefinden hat (z. B. Firebaugh und Schroeder 2009; Ludwig et al. 2012). Auch die Assimilation und Integration von Minderheiten und zugewanderten Gruppen in die Aufnahmegesellschaft hängt stark mit der räumlichen Trennung innerhalb der Städte zusammen (z. B. Alba und Nee 2005; Damm 2009; Logan und Zhang 2010, siehe auch Dochow-Sondershaus 2022 in diesem Band).

Schon diese selektiven Beispiele zeigen, dass räumliche Segregation einen Einfluss auf viele wichtige Dimensionen der Gesellschaft haben kann. Daher ist es wichtig, einen empirischen Überblick über das Ausmaß und die Dimensionen von räumlicher Segregation zu haben. Obwohl es für Deutschland mittlerweile eine Reihe von empirischen Studien gibt, die das Ausmaß an Segregation untersuchen (z. B. Friedrichs 2008; Goebel und Hoppe 2015; Helbig und Jähnen 2018), ist es aus drei Gründen schwierig einen Vergleich zwischen deutschen Großstädten anzustellen: 1) Städte stellen die geographischen Merkmale der Bewohner*innen auf Basis arbiträrer räumlicher Einheiten zur Verfügung (wie z. B. Stadtteile oder Bezirke) und herkömmliche Segregationsmaße reagieren sensitiv auf diese räumliche Einteilung. 2) Herkömmliche Segregationsmaße ignorieren die geographische Lage der Untersuchungseinheiten zueinander indem sie nur die reinen Anteile pro Einheit, nicht aber die geographische Lage dieser Einheiten berücksichtigen. 3) Segregation selbst kann theoretisch auf unterschiedlichen räumlichen Ebenen (Makro- und Mikro-Segregation) stattfinden. Dadurch sind herkömmliche Maße ungeeignet um unterschiedliche räumliche Muster der Segregation zu identifizieren.

Ziel dieses Beitrags ist es daher, anhand der einheitlich gegliederten Zensus Daten 2011 einen Vergleich des Ausmaßes der ethnischen räumlichen Segregation in Deutschland zu liefern. Des Weiteren verwendet dieser Beitrag Segregationsmaße, welche die räumliche Struktur der demographischen Verteilung mit einbeziehen, um so nicht nur das Ausmaß an sich, sondern auch die räumlichen Muster der Segregation über die Städte hinweg zu vergleichen. Die Ergebnisse

zeigen dabei nicht nur verschiedene Stärken von Segregation, sondern auch sehr unterschiedliche räumliche Muster. Während manche Städte besonders großräumig aufgeteilt sind und Minderheiten dabei in einigen Stadtteilen konzentriert wohnen, sind andere Städte besonders auf der kleinräumigen Ebene wie Straßenabschnitte oder Blöcke separiert. Theoretisch können diese unterschiedlichen Strukturen der Segregation auch qualitativ unterschiedliche Folgen für die Bewohner*innen haben. So scheint es plausibel, dass kleinräumige Segregation einen stärkeren Einfluss auf alltägliche Interaktionen und wahrgenommene Diversität hat, während großräumige Muster eher den Zugang zu Ressourcen und Infrastrukturen oder auch die Stigmatisierung von Stadtteilen beeinflussen.

2 Theorie

Das Konzept der räumlichen Segregation hat in den Sozialwissenschaften eine lange Tradition und beschreibt allgemein in welchem Ausmaß zwei oder mehr Gruppen räumlich getrennt voneinander leben (Massey und Denton 1988). Obwohl diese Definition auf den ersten Blick relativ klar wirkt, gibt es eine Reihe von unterschiedlichen Konzepten, die dieser Definition gerecht werden. So kann dieses Ausmaß an Separierung durch eine Abweichung von der Gleichverteilung der Gruppen über eine Stadt hinweg beschrieben werden („evenness“). Aber auch Konzepte wie die Wahrscheinlichkeit des Kontakts zwischen Gruppen („exposure“), die räumliche Konzentration und die Cluster-Bildung von Gruppen („concentration“ und „clustering“), oder die Zentralität innerhalb einer Stadt („centralization“) beschreiben weitere Dimensionen der räumlichen Separierung oder Segregation (Massey und Denton 1988). Welche dieser Dimensionen das Konzept der Segregation besser beschreibt kann nicht allgemein beantwortet werden und die Eignung der Konzepte hängt von der jeweiligen Forschungsfrage ab.

Den verschiedenen theoretischen Konzepten von Segregation entsprechend, gibt es eine Vielzahl von Methoden um Segregation zu messen (für einen Überblick z. B. Massey und Denton 1988; Reardon und Firebaugh 2002; Reardon und O’Sullivan 2004; Tivadar 2019). Dieser Beitrag konzentriert sich auf Konzepte der „evenness“, welche Segregation durch die Ungleichheit der räumlichen Verteilung von Bevölkerungsgruppen messen. Das in der Literatur am häufigsten verwendete Maß für Segregation stellt der Dissimilarity Index (D) dar. Im Fall von zwei Gruppen¹ wird dieser berechnet als:

¹ Siehe z. B. Reardon und Firebaugh (2002) für die Erweiterung auf mehrere Gruppen.

$$D = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left| \frac{t_i \pi_{im}}{T \pi_m} - \frac{t_i}{T} \right|,$$

für i räumliche Einheiten, wobei t_i : Anzahl Bewohner*innen in Beobachtung i , T : Anzahl Bewohner*innen gesamt, π_{im} : Anteil Bewohner*innen der Gruppe m in Beobachtung i und π_m : Anteil Bewohner*innen der Gruppe m gesamt. Der Index misst demnach, inwieweit die Proportion der Gruppe m in jeder räumlichen Einheit von der Gesamtproportion der Gruppe m in der Stadt abweicht. Der Index reicht von 0 bis 1 und kann interpretiert werden als Anteil der Bewohner*innen von Gruppe m , die umziehen müssten, um eine gleichmäßige Verteilung über alle Beobachtungen (räumlichen Einheiten) zu erlangen. Der Wert 1 (oder 100 %) gibt folglich das höchste Maß an Segregation an.

Ein zweites Maß, das in der US-Literatur mittlerweile dem Dissimilarity Index vorgezogen wird (Reardon und O'Sullivan 2004), ist der Theil's Information Theory Index (H). Der Information Theory Index basiert auf dem Entropy-Maß

$$E = \sum_{m=1}^M \pi_{im} \ln \left(\frac{1}{\pi_{im}} \right).$$

Die Entropy E kann interpretiert werden als ein Maß der Diversität. E nimmt den Wert 0 an, wenn alle Bewohner*innen einer Stadt der Gruppe m angehören und geht gegen 1 wenn alle Bewohner*innen gleichmäßig auf alle M Gruppen aufgeteilt sind. Theil's Information Theory Index ist dann die gewichtete Abweichung der Entropy in jeder räumlichen Einheit (E_i) von der gesamten Entropy der Stadt (E):

$$H = \sum_{i=1}^N \frac{t_i (E - E_i)}{ET}.$$

Grundsätzlich ist einer der Vorteile des Theils Indizes H , dass der Index im Fall von mehreren Gruppen (im Gegensatz zu D) sensitiv auf selektive Umzüge reagiert. Wenn z. B. eine Person aus einer Gruppe der Minderheiten aus einem Gebiet, in welchem diese Minderheiten überrepräsentiert ist, in ein Gebiet umzieht, in dem diese Gruppe unterrepräsentiert ist, kann es dazu kommen, dass der Multi-Gruppen Index D ansteigt anstatt zu sinken (für Details siehe Reardon und Firebaugh 2002). Theils Index H hingegen wäre in diesem Fall strikt abnehmend, was eher der theoretischen Erwartung entspricht. Für den Vergleich von mehr als zwei ethnischen Gruppen, wie in den USA meist üblich, wird H

daher mittlerweile bevorzugt. Im Fall von zwei Gruppen hängt H allerdings, im Gegensatz zu D , von der gesamten Proportion der Minderheiten ab und reagiert damit sensitiv auf den Gesamtanteil der Minderheiten innerhalb der Stadt (für eine detaillierten Vergleich siehe z. B. Reardon und Firebaugh 2002).

2.1 Bisherige Befunde

Obwohl das Thema der räumlichen Segregation in Deutschland bisher weit weniger behandelt wurde als in den USA, gibt es einige gut dokumentierte Befunde in Deutschland. Im internationalen Vergleich scheint das Ausmaß an räumlicher ethnischer Segregation in Deutschland relativ gering zu sein. In einer Meta-Analyse zeigt Musterd (2005), dass Deutschland weit geringere Segregationswerte aufweist als andere europäische Städte. Britische Städte weisen demnach mit einem Segregationsindex von bis zu 0,75 ein sehr hohes Ausmaß an Segregation auf, dicht gefolgt von amerikanischen Städten, die um das Jahr 2000 herum bei ca. 0,65 lagen. Deutsche Städte liegen hingegen mit Segregationswerten zwischen 0,13 (München) und 0,30 (Düsseldorf) am unteren Ende des Vergleichs. Auch für verschiedene Einwanderungsgruppen findet Musterd (2012) für den Zeitraum von 1986 bis 2004 in deutschen Großstädten im europäischen Vergleich sehr niedrige Segregationswerte. Basierend auf NUTS3 Regionen in Europa zeigen Lichter et al. (2019) allerdings, dass Malta, Slowakei, Schweden und Irland die geringsten Segregationswerte in Europa aufweisen, während Deutschland sich eher im unteren Mittelfeld bewegt. Hierbei handelt es sich allerdings um eine sehr großräumige Form der Segregation. Generell, ist die Vergleichbarkeit zwischen Städten und Regionen in vielen Studien kritisch zu beurteilen, da unterschiedliche räumliche Einheiten mit verschiedenen geographischen Dimensionen verglichen werden.

Was die Entwicklung der Segregation in Deutschland über die Zeit angeht, scheinen bisherige Befunde weniger eindeutig. Auf Grundlage von Microm-Daten auf Ebene von Postleitzahlbezirken und Straßenabschnitten finden Goebel und Hoppe (2015) relativ stabile Segregations- und Isolationswerte für die ausländische Bevölkerung über den Zeitraum von 2005 bis 2013. Unabhängig von der betrachteten Region oder der Größenklasse lassen sich hier kaum Veränderungen über die Zeit erkennen, wobei der Dissimilaritätsindex bei ungefähr 0,15 auf Ebene der Postleitzahl-Bezirke und 0,65 auf Ebene der Straßenabschnitte liegt. Basierend auf amtlichen Daten von Stadtteilen zeigen Helbig und Jähnen (2018) allerdings tendenziell einen leichten Rückgang der ethnischen Segregation. Während der Dissimilaritätsindex 2002 für alle deutschen Städte zusammen

noch bei ca. 0,26 lag, findet die Studie 2014 nur noch einen Wert von ca. 0,24, mit einem linear abnehmenden Trend zwischen 2002 und 2014. Auch für Ost und Westdeutschland getrennt finden sich negative Trends im Ausmaß der ethnischen Segregation.

Auch die Ursachen von räumlicher Segregation sind empirisch umstritten. Zum Beispiel zeigt Sager (2012) anhand des SOEP und Microm Daten, dass 2008 ein erheblicher Anteil der individuellen räumlichen Isolation durch Einkommen, Bildung, Sprachkenntnisse und die Größe der Gemeinde erklärt werden kann. Basierend auf Daten zu Postleitzahlbezirken in fünf deutschen Großstädten zeigen Teltemann et al. (2015) allerdings, dass sozioökonomische Faktoren auf der Makro-Ebene nur etwa 20 % der gesamten Segregation erklären können. Zudem zeigen Best und Rüttenauer (2018) und Lersch (2013) für verschiedene Indikatoren der Qualität von Nachbarschaften, dass Haushalte ohne Migrationshintergrund ihre Situation durch Umzüge wesentlich stärker verbessern können als Migranten. Auch hier lässt sich nur ein sehr geringer Anteil der Wohnortwahl durch Einkommen erklären. Im Allgemeinen scheint das Bildungsniveau und das Einkommen zwar einen negativen Einfluss zu haben auf die Wahrscheinlichkeit in Gebieten mit hohem Ausländeranteil zu wohnen, doch lassen sich ethnische Differenzen in der Wohnortwahl dadurch oft nur unzureichend erklären (Janßen und Schroedter 2007; Winke 2018).

Oft wird der verbleibende „residuale“ Anteil unterschiedlichen Präferenzen oder Diskriminierung auf dem Wohnungsmarkt zugeschrieben. Tatsächlich, zeigen aktuell Ergebnisse ein vergleichbares (über die Zeit abnehmendes) Maß an Diskriminierung auf dem Wohnungsmarkt in Deutschland und den USA (Auspurg et al. 2019). Ergebnisse in München deuten allerdings auch darauf hin, dass das Ausmaß an Diskriminierung in Gebieten mit hohen Preisen und niedrigem Ausländer*innenanteil eher geringer ist (Auspurg et al. 2017), was räumliche Segregation tendenziell verringern sollte. Generell bleibt die Rolle von Diskriminierung – obwohl unbestritten präsent – als Erklärung für Segregation daher bisher eher unklar. Auch Homophilie, also die Tendenz in Nachbarschaften mit einem hohen Anteil der selben ethnischen Gruppe zu ziehen, liefert eine mögliche Erklärung für Segregation. Diese Verhaltensweise kann vor allem für neu immigrierte Person mit niedrigen Sprachkenntnissen eine schnelle Integration in Netzwerke und den Arbeitsmarkt erleichtern (z. B. Logan et al. 2002). Winke (2018) zeigt z. B. für Deutschland, dass sich vor allem Immigrant*innen der ersten Generation in Gebieten mit hohem Anteil ethnischer Minderheiten bewegen, während in der zweiten Generation keine Unterschiede mehr zu Personen ohne Migrationshintergrund zu finden sind.

Relativ wenige empirische Studien betrachten bisher die Struktur der ethnischen Segregation in Deutschland. Die Ergebnisse von Goebel und Hoppe (2015) und Helbig und Jähnen (2018) lassen tendenziell darauf schließen, dass das Level an Segregation im Osten wesentlich höher ist als im Westen. Außerdem zeigt die Studie von Helbig und Jähnen (2018), dass türkischstämmige Migrant*innen in den 51 Städten der Innerstädtische Raumbbeobachtung (IRB, siehe z. B. Jähnen und Helbig 2022 in diesem Band) die am stärksten segregierte Gruppe sind. Frühere Ergebnisse (Musterd 2012) deuten allerdings darauf hin, dass Schlussfolgerungen bezüglich einzelner Gruppen stark zwischen Städten variieren. Eine weitere Beobachtung machen Friedrichs und Triemer (2009) in ihrem Vergleich deutscher Großstädte: In (fast) allen deutschen Städten ist der Ausländer*innenanteil in einem Kerngebiet von wenigen Bezirken besonders hoch und nimmt von dort aus kontinuierlich ab. Es scheint also in deutschen Großstädten geclusterte Gebiete mit hohem Ausländer*innenanteil (meist relativ zentral) und periphere Gebiete mit niedrigem Anteil zu geben. Für ethnische Minderheiten in den USA zeigen Studien ähnliche Befunde. Hier hat die „Ghettoisierung“ der Schwarzen Bevölkerung zu einem relativ hohen Anteil im Stadtkern und niedrigen Anteilen in der Peripherie geführt (Logan et al. 2002).

2.2 Die räumliche Struktur von Segregation

Obwohl die obigen Studien wichtige Erkenntnisse über das Ausmaß und einige strukturelle Eigenschaften der Segregation liefern, vermeiden die Studien es, Vergleiche über das absolute Ausmaß über Städte hinweg anzustellen. Das liegt vor allem daran, dass herkömmliche Segregationsindizes basierend auf amtlichen Einwohner*innenstatistiken eine Reihe von Problemen aufweisen: 1) Messungen basieren auf unterschiedlich räumlich eingeteilten Daten und sind damit nicht vergleichbar, 2) herkömmliche Indizes vernachlässigen die räumliche Dimension von Segregation, und 3) Segregation kann auf unterschiedlichen Ebenen auftreten.

Das erste Problem der Vergleichbarkeit über die Städte hinweg ist verwandt mit dem allgemeinen Problem von arbiträren Grenzen in räumlichen Analysen, dem Modifiable Areal Unit Problem (MAUP; Wong 2009). Die Einteilung der Bevölkerung in verschiedene geographische Bereiche erzeugt dabei zwei methodische Probleme.

Zum einen kann die räumliche Größe der einzelnen Bereiche relativ stark variieren. Da herkömmliche Segregationsindizes den Anteil an Minderheiten in jedem einzelnen geographischen Bereich mit dem Anteil an Minderheiten im gesamten Stadtgebiet vergleichen, erzeugen unterschiedliche Größen ein Problem

(Lee et al. 2008). Vergleicht man zum Beispiel dieselbe Stadt, einmal eingeteilt in zwei Stadtteile und einmal eingeteilt in 100 Bezirke, werden die Anteile an Minderheiten auf der Ebene von 100 Bezirken wesentlich stärker von der Gesamtzusammensetzung der Stadt abweichen. Auf der höheren Ebene von zwei Stadtteilen hingegen werden alle kleinräumigen Unterschiede verdeckt und die Wahrscheinlichkeit ist hoch, dass beide Stadtteile eine relativ ähnliche Zusammensetzung aufweisen wie die gesamte Stadt. Herkömmliche Segregationsindizes sind daher „skalenvariant“ (Reardon und O’Sullivan 2004) und können nicht über Stadtgrenzen hinweg verglichen werden, solange diese nicht gleichermaßen unterteilt sind. Zum anderen hängt das Ausmaß an Segregation mit der Grenzziehung selbst zusammen. Wenn z. B. die administrativen Grenzen von Nachbarschaften entlang von ethnischen Clustern gezogen werden, ergeben herkömmliche Indizes einen höheren Wert als im Falle von Grenzen, die durch diese Cluster hindurch gezogen werden. Damit hängen die Ergebnisse von den Grenzen der Untergliederungseinheiten ab und die Indizes würden sich verändern, wenn wir die Grenzen leicht verschieben würden.

Das zweite Problem der Vernachlässigung der räumlichen Dimension hängt damit zusammen, dass herkömmliche Indizes zwar Unterschiede in der Zusammensetzung von Stadtteilen berechnen, dabei aber nicht berücksichtigen, wo diese Stadtteile geographisch liegen (Lee et al. 2008; Reardon et al. 2008; Reardon und O’Sullivan 2004). Das Schachbrett in Abb. 1 stellt die Problematik beispielhaft dar (Duncan und Duncan 1955). Eine Stadt ist aufgeteilt in 16×16 Nachbarschaften (z. B. Straßenblöcke) und wir nehmen an, dass dunkle Kästchen einen niedrigen Anteil an Minderheiten und helle Kästchen einen hohen Anteil an Minderheiten bedeuten. Die gestrichelten Linien teilen die hypothetische Stadt in vier größere Stadtteile ein. In Abb. 1 a) sind Regionen mit einem

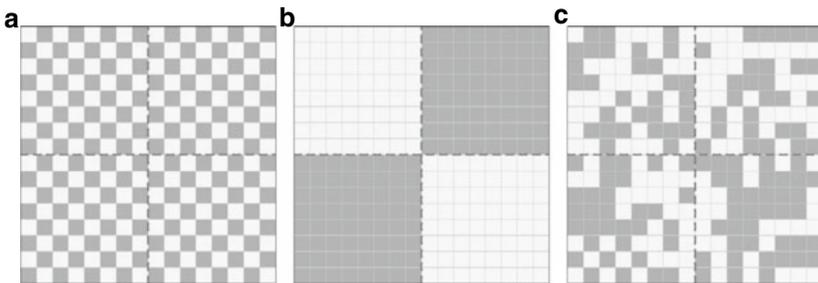


Abb. 1 Varianten der räumlichen Struktur von Segregation

hohen Anteil an Minderheiten – wie in einem Schachbrett Muster – gleichmäßig über das gesamte Gebiet verteilt. In Abb. 1 b) hingegen sind alle Einheiten mit hohem Anteil an Minderheiten (helle Kästchen) auf zwei größere Bereiche verteilt und alle mit niedrigem Anteil befinden sich in zwei anderen größeren Bereichen. Abb. 1 c) hingegen ist eine zufällige Verteilung mit einigen kleineren Clustern beider Gruppen.

Vergleicht man die drei Muster sieht man sofort, dass es in Szenario a) für die Gruppe der Minderheit wesentlich leichter ist mit Einwohner*innen der anderen Gruppe in Kontakt zu kommen. Auch in Szenario c) sind die Distanzen für viele räumliche Positionen zwischen den beiden Gruppen noch nicht sonderlich hoch, wenn auch manche Wohnorte etwas stärker abgeschottet sind als andere. In Szenario b) hingegen gibt es viele Nachbarschaften, die absolut abgegrenzt sind vom anderen Typ der Nachbarschaften, also viele Bewohner*innen, die umgeben sind von einer homogenen Zusammensetzung der Gebiete. Personen im Kästchen ganz unten rechts haben zum Beispiel einen weiten geographischen Weg um in das nächste Kästchen mit einem niedrigen Anteil an Minderheiten zu kommen (unten Mitte oder Mitte rechts). Auch für die subjektive Wahrnehmung von ethnischen Unterschieden innerhalb einer Stadt mag die geclusterte Segregation in Szenario b) eine stärkere Rolle spielen als die Muster in a) und c), da sich ganze Stadtteile qualitativ in der ethnischen Zusammensetzung unterscheiden. Herkömmliche Segregationsmaße können diese Unterschiede allerdings nicht abbilden, da nur die Verteilung in jeder räumlichen Einheit, nicht aber deren räumliche Position betrachtet wird. Herkömmliche Segregationsindizes würden für alle drei Szenarien – a), b) und c) – den selben Wert an Segregation ergeben, da diese Maße davon ausgehen, dass alle Gebiete gleich weit voneinander entfernt sind und Bewohner*innen keinen Kontakt zu Personen über die Grenzen der administrativen Einheiten hinaus haben (Lee et al. 2008).

Das dritte Problem nicht-räumlicher Segregationsindizes betrifft im Grunde eine theoretische Fragestellung, die aus der obigen Unterscheidung folgt: Auf welcher Ebene wollen wir Segregation messen? Werden die administrativen Einheiten verwendet, auf deren Ebene die Daten zur Verfügung stehen, nimmt man implizit an, dass diese Einheiten den korrekten Maßstab für eine „Nachbarschaft“ abbilden (Lee et al. 2008). Es ist aber denkbar, dass Segregation auf verschiedenen geographischen Ebenen stattfindet. Für die USA unterscheiden Lichter et al. (2015) zwischen Mikro- und Makro-Segregation. Mikro-Segregation stellt dabei die räumliche Aufteilung innerhalb von Stadtteilen dar, also die Abgrenzung auf kleinräumiger Ebene. Gehen wir davon aus, Abb. 1 ist durch die gestrichelten Linien in vier große Stadtteile unterteilt, dann würde Szenario a)

eine hohe Mikro-Segregation innerhalb der vier Stadtteile aufweisen. Makro-Segregation hingegen stellt eine Trennung von ethnischen Gruppen auf der Ebene von Stadtteilen dar. So ist es z. B. möglich, dass ein Großteil der Minderheiten zwar gleichmäßig um den Stadtkern herum verteilt lebt (also innerhalb des Zentrums wenig segregiert ist), Vororte oder suburbane Gebiete hingegen aber alle einen sehr geringen Anteil an Minderheiten aufweisen. In diesem Fall wären die Gruppen auf einer großräumigen Ebene voneinander getrennt, eine Situation die Szenario b) entspricht. Betrachten man hingegen Szenario a) auf Ebene der vier Stadtteile, so haben alle Stadtteile den selben Anteil an Minderheiten und die Makro-Segregation wäre 0 (perfekte Gleichverteilung über die vier Stadtteile).

Diese Unterscheidung ist daher wichtig, da bisherige Forschung darauf hindeutet, dass Mikro- und Makro-Segregation zwei unterschiedliche Prozesse der räumlichen Trennung darstellen. Lichter et al. (2015) finden in den USA zwischen 1990 und 2010 zwar eine abnehmende Mikro-Segregation, gleichzeitig aber auch eine zunehmende Segregation zwischen den Stadtteilen (Makro-Segregation). Außerdem ist davon auszugehen, dass beide Arten der Segregation wahrscheinlich von unterschiedlichen Prozessen getrieben werden (Lee et al. 2008). Strukturelle Merkmale, wie der absolute Anteil an Minderheiten oder der Bevölkerungsanstieg in Städten (z. B. Teltemann et al. 2015), haben vermutlich stärkere Auswirkungen auf die Makro-Komponente, da sie einen stärkeren Einfluss auf die Gesamtzusammensetzung und Cluster-Bildung zwischen Stadtteilen haben (Lee et al. 2008). Infrastruktur oder die geographische Verteilung von institutionellen Einrichtungen hingegen könnten stärkere Auswirkungen auf die Mikro-Segregation haben, da diese Infrastrukturen natürliche Barrieren darstellen und so abrupte Brüche in der demographischen Zusammensetzung entstehen können (Reardon et al. 2008; Roberto 2018). Ebenso könnten beide Varianten der Segregation unterschiedliche Folgen für die Bewohner haben. So ist die Mikro-Segregation wahrscheinlich stärker im alltäglichen Umfeld von Bewohnern wahrnehmbar, während die Makro-Segregation eher zu einer Trennung des gesamten Stadtbildes führt und damit z. B. einen stärkeren Einfluss die Stigmatisierung gesamter Stadtteile hat. Für viele sozialwissenschaftliche Fragestellungen ist es daher von Bedeutung, Segregation auf verschiedenen geographischen Ebenen zu betrachten und das theoretisch geeignete Maß zu verwenden: „one size does not fit all“ (Lee et al. 2008, S. 769).

3 Räumliche Segregationsindizes

Um die oben beschriebenen Probleme zu lösen, schlagen Reardon und O'Sullivan (2004) eine Reihe von räumlichen Segregationsmaßen vor (siehe auch Lee et al. 2008; Reardon et al. 2008), welche explizit die räumliche Verteilung der einzelnen geographischen Einheiten berücksichtigen. Hierzu wird die Verteilung der Bevölkerung an verschiedenen geographischen Punkten p in der Region der Stadt verwendet um anhand der lokalen Zusammensetzung $\tilde{\pi}_{pm}$ Segregation zu messen. Der räumliche Dissimilarity Index (\tilde{D}) wird demnach berechnet als

$$\tilde{D} = \sum_{m=1}^M \int_{p \in R} \frac{\tau_p}{2TI} |\tilde{\pi}_{pm} - \pi_m| dp,$$

und der räumliche Theil's Information Index (\tilde{H}) wird berechnet als

$$\tilde{H} = 1 - \frac{1}{TE} \int_{p \in R} \tau_p \left[- \sum_{m=1}^M (\tilde{\pi}_{pm}) \log_M (\tilde{\pi}_{pm}) \right] dp,$$

wobei jeweils:

- τ_p : Bevölkerungsdichte (Anzahl/Fläche) an Punkt p ,
- τ_{pm} : Bevölkerungsdichte der Gruppe m an Punkt p ,
- π_m : gesamter Anteil der Gruppe m ,
- $\tilde{\pi}_{pm}$: Anteil der Gruppe m in der lokalen Nachbarschaft von p ,
- T gesamte Bevölkerung,
- $I = \sum_{m=1}^M (\pi_m)(1 - \pi_m)$,
- $E = -\sum_{m=1}^M (\pi_m) \log_M (\pi_m)$

Diese räumlichen Indikatoren der Segregation adressieren die zuvor genannten Kritikpunkte an konventionellen Segregationsindizes. Für die Schätzung der Indizes werden räumliche Dichtefunktionen verwendet um die Verteilung basierend auf den vorhandenen Daten zu schätzen. In Abb. 2 ist eine Schätzung der Berliner Bevölkerung basierend auf Kerndichteschätzern dargestellt. Während im oberen Bereich eine Bandbreite von 100 m verwendet wird, zeigt der untere Teil die Schätzung anhand einer 2 km Bandbreite. Sofern die ursprünglichen Daten eine feine räumliche Auslösung haben, werden die Analysedaten dadurch unabhängig von der ursprünglichen Einteilung der Daten (Problem 1). Außerdem wird für die ethnische Zusammensetzung jedes Punktes p in der Stadt nicht nur die

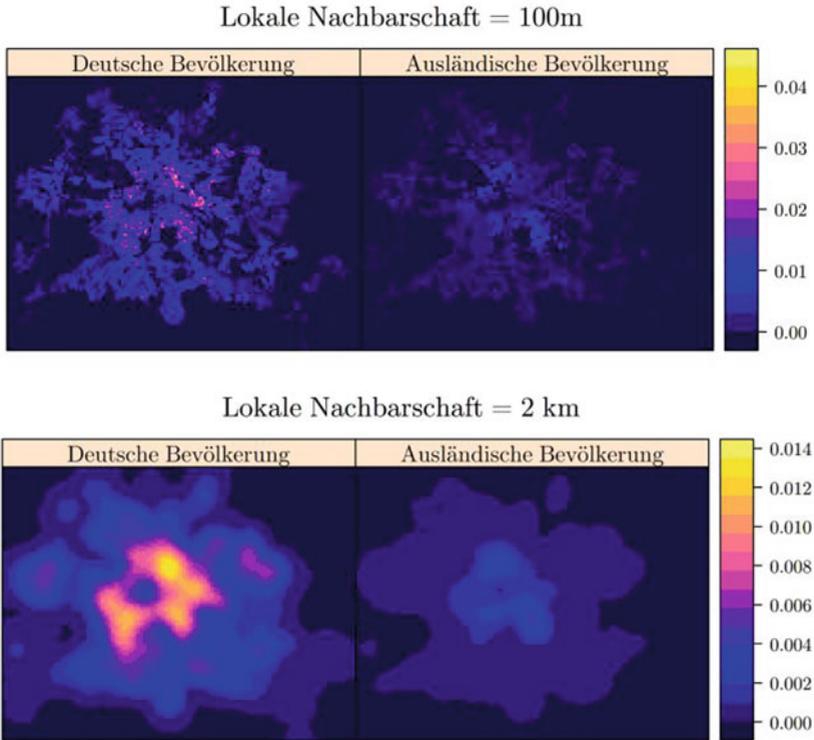


Abb. 2 Verschiedene Bandbreiten der lokalen Nachbarschaft für räumliche Segregationsmaße am Beispiel Berlin

Bevölkerung in der jeweiligen Einheit, sondern auch die Bevölkerungszusammensetzung in umliegenden Einheiten berücksichtigt. Damit gehen unterschiedliche räumliche Muster und Distanzen wie in Abb. 1 in die Berechnung mit ein (Problem 2). Wie in Abb. 2 zu sehen, kann eine lokale Nachbarschaft außerdem durch verschiedene Radien definiert werden, wie hier z. B. mit einem Radius von 100 m oder von 2 km um jeden Punkt p (siehe z. B. auch Jünger und Schaeffer 2022 in diesem Band). Dadurch kann Segregation auf verschiedenen räumlichen Ebenen gemessen werden (Problem 3). Ähnlich den konventionellen Indizes, werden auch hier die Abweichungen der Anteile jeder Gruppe in diesen *lokalen Nachbarschaften* vom Gesamtanteil innerhalb der Stadt berechnet. So lassen sich Muster von Mikro-Segregation (Abb. 2 oben) und Muster von

Makro-Segregation (Abb. 2 unten) erkennen, die unabhängig von der räumlichen Einteilung der ursprünglichen Daten sind.

Wie im Falle der nicht-räumlichen Schätzer variieren auch die räumlichen Indizes zwischen Werten von 0 (minimale Segregation) und 1 (maximale Segregation). Wichtig ist dabei, dass das Ausmaß an Segregation immer eine nicht-ansteigende Funktion der verwendeten Bandbreite ist (Reardon et al. 2008). Je kleiner die Bandbreite, desto näher kommt die Definition der lokalen Nachbarschaften theoretisch an einzelne Haushalte heran, welche sich erwartungsgemäß (da oft homogen) maximal von der Zusammensetzung der gesamten Stadt unterscheiden. Je größer die Bandbreite, desto näher kommt die Definition der Nachbarschaft an die gesamte Stadt heran, welche dann per Definition der gesamten Verteilung innerhalb der Stadt entspricht. Für die Berechnungen der Segregationsindizes wird in dieser Studie das R-Paket *seg* verwendet (Hong et al. 2014).

Obwohl die beiden oben genannten Konzepte die herkömmlichen Indizes entscheidend erweitern, stellen die beiden räumlichen Indizes nur einen Bruchteil der möglichen Maße dar (für einen aktuellen Überblick siehe z. B. Tivadar 2019). Je nach theoretischer Fragestellung können auch andere Operationalisierungen von Segregation passend sein, die weit über die hier dargestellten Maße hinausgehen. Für die ungleiche Belastung durch Luftverschmutzung z. B. ist die Zentralität von größerer Bedeutung als die allgemeine ungleiche Verteilung (Rüttenauer 2019a), während für Konflikte eher geographische Übergänge wichtig sind (Klinger et al. 2017; Legewie und Schaeffer 2016). Neuere Methoden versuchen außerdem Konzepte wie Wegstrecken (Roberto 2018), oder Pendelströme (Phillips et al. 2019) in die Messung räumlicher Segregation zu integrieren. Für viele Fragestellungen ist es daher wichtig, die richtige Auswahl an theoretisch relevanten Dimensionen der Segregation zu treffen.

4 Daten

Um das Ausmaß und die Struktur der Segregation über deutsche Großstädte hinweg zu vergleichen, greift dieser Beitrag auf Daten des Zensus 2011 zurück (Statistische Ämter des Bundes und der Länder 2015). Der Zensus stellt eine Schätzung der gesamten in Deutschland lebenden Bevölkerung basierend auf bereits vorhandenen Melderegister-Daten und ergänzenden Befragungen (ca. 10 % der Bevölkerung) im Mai 2011 dar. Demographische Merkmale werden dabei auf der räumlichen Ebene von 100 m × 100 m großen Gitterzellen über Deutschland zur Verfügung gestellt, was eine sehr genaue räumliche Gliederung

erlaubt. Insgesamt werden Information für 1.855.939 Gitterzellen mit mindestens 3 Bewohner*innen zur Verfügung gestellt.

Da es sich bei Segregation um ein städtisches Phänomen handelt, werden für die folgenden Analysen nur jene Gitterzellen beachtet, die basierend auf dem Stand 2011 in einer der 79 deutschen Großstädte (≥ 100.000 Einwohner) liegen. Damit reduziert sich der finale Datensatz für die folgenden Analysen auf 349.455 Gitterzellen. Insgesamt enthalten diese Gitterzellen Informationen zu ca. 24 Mio Einwohner*innen mit einer durchschnittlichen Anzahl von 69 Personen pro Gitterzelle.

Der Zensus 2011 enthält sowohl Informationen zur Staatsangehörigkeit als auch zum Geburtsland von Einwohner*innen jeder Gitterzelle. Dadurch ist es auf dieser Datengrundlage möglich, die Segregation für verschiedene Kategorien von ethnischen Minderheiten zu messen. Der Anteil der ausländischen Bevölkerung, definiert als Personen ohne deutsche Staatsangehörigkeit, ist in bisherigen Studien die am häufigsten verwendete Angabe. Neben dem Ausländeranteil wird in dieser Studie auch die Segregation für Personen mit Migrationshintergrund berechnet, also für Personen, die außerhalb Deutschlands geboren wurden (unabhängig von der Staatsangehörigkeit). Für ein noch feineres Bild, werden außerdem noch getrennte Segregationsmaße für verschiedene Staatsangehörigkeiten berechnet. Um eine genügend große Fallzahl zu gewährleisten, wurden diese in den Gruppen Südeuropa, Osteuropa und Türkei zusammengefasst. Die deskriptiven Statistiken sind in Tab. 1 zu sehen.

Über Deutschland hinweg weisen die Gitterzellen im Durchschnitt einen Ausländer*innenanteil von 8,76 % auf. Aufgrund der überproportionalen Verteilung von Personen mit ausländischer Staatsbürgerschaft auf bevölkerungsstarke Zellen, entspricht dies einem Anteil von 12,43 % an den ca. 24 Mio Einwohner*innen der deutschen Großstädte. Unabhängig von der Staatsbürgerschaft, haben ca. 19,10 % der Einwohner*innen einen Migrationshintergrund (im Ausland geboren), was einem ungewichteten Mittel von 14,37 % pro Gitterzelle entspricht. Insgesamt liegt der Ausländer*innenanteil und der Anteil an Personen mit Migrationshintergrund damit in den deutschen Großstädten deutlich über dem Gesamtanteil 2011 von 7,36 % für die ausländische Bevölkerung und 14,75 % für die Bevölkerung mit Migrationserfahrung. Obwohl der Anteil an ausländischer Bevölkerung in Ostdeutschland nur etwa der Hälfte des Anteils in Westdeutschland entspricht, gibt es in beiden Regionen eine starke Heterogenität: Sowohl in Ost als auch in West schwanken Ausländer*innenanteil und Anteil an Personen mit Migrationserfahrung zwischen 0 und 100 % innerhalb der $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ Gitterzellen.

Tab. 1 Deskriptive Statistiken des Zensus 2011

Variable	Westdeutschland			Ostdeutschland				
	Mean	SD	Min	Max	Mean	SD	Min	Max
Einwohner	66,64	58,88	3,0	1702,0	78,91	79,63	3,0	1113,0
% Ausl. Bevölkerung	9,79	12,15	0,0	100,0	4,74	8,68	0,0	100,0
% Südeuropa	0,99	3,19	0,0	100,0	0,15	1,04	0,0	100,0
% Osteuropa	1,28	3,62	0,0	100,0	0,75	2,49	0,0	100,0
% Türkei	2,34	5,82	0,0	100,0	0,81	3,17	0,0	100,0
% Migrationshintergrund	15,98	14,29	0,0	100,0	8,10	10,68	0,0	100,0
N obs		278.048				71.407		

5 Ergebnisse

In Abb. 3 sind die durchschnittlichen Segregationsindizes für verschiedene räumliche Skalen über alle 79 deutschen Großstädte hinweg zu sehen (entsprechende Zahlen sind in Tab. A1 des Anhangs zu sehen). Für die Gruppe der ausländischen Bevölkerung weisen die deutschen Großstädte im Durchschnitt einen Dissimilarity Index zwischen 0,18 (2 km) und 0,38 (100 m) auf. Das bedeutet, dass lokale Nachbarschaften sich auf der großräumigen Ebene (2 km) nur schwach und auf der kleinräumigen Ebene (100 m) mittel-stark von der gesamten Zusammensetzung der jeweiligen Stadt unterscheiden. Für Personen, die außerhalb Deutschlands geboren sind – unabhängig von der Staatsbürgerschaft – ist das Ausmaß an Segregation geringer (0,13 bis 0,30). Unterteilt man hingegen die ausländische Bevölkerung weiter in einzelne Staatsangehörigkeiten und vergleicht die räumliche Verteilung mit der deutschen Bevölkerung, ergeben sich wieder höhere Segregationswerte. Interessant ist hier vor allem, dass Personen aus Südeuropa auf einer kleinräumigen Ebene (100 m Nachbarschaft) am stärksten

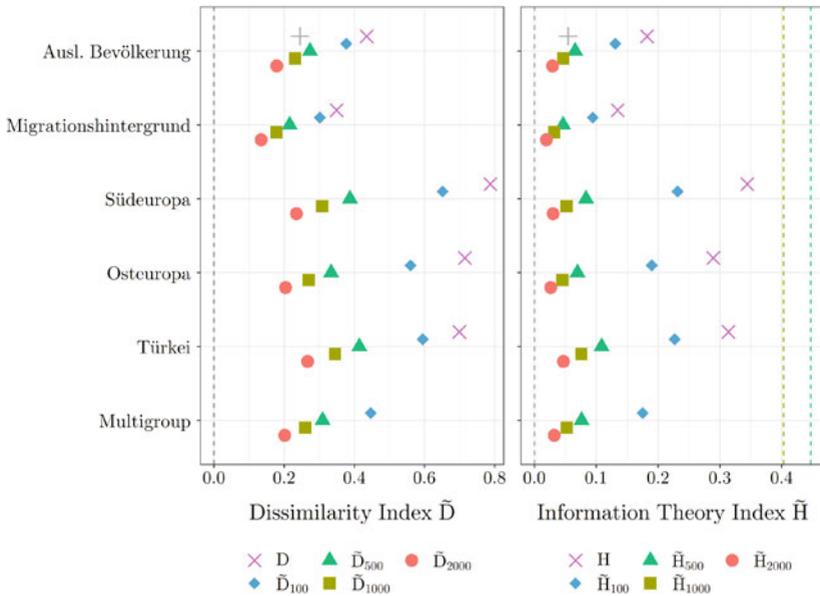


Abb. 3 Durchschnittliches Segregationsmaße für alle 79 Großstädte auf verschiedenen räumlichen Skalen.

segregiert leben, während Personen aus der Türkei am stärksten auf einer großräumigen Skala (2 km) segregiert von Personen mit deutscher Staatsangehörigkeit leben.

Berechnet man den Quotienten zwischen Makro- und Mikro-Segregation (Reardon et al. 2008), zeigt sich, dass sich für Personen aus Südeuropa ca. 36 % der Mikro-Segregation durch die Makro-Segregation erklären lässt. Für Personen mit türkischer Nationalität lassen sich hingegen 45 % durch großflächige Muster erklären. Inhaltlich bedeutet dies, dass türkischstämmige Einwohner*innen generell stärker auf einer großflächigen Ebene, wie z. B. auf Ebene von Stadtteilen, von Einwohner*innen mit deutscher Staatsbürgerschaft getrennt wohnen als andere Gruppen. Bewohner*innen südeuropäischer Herkunft im Gegensatz leben eher stärker abgegrenzt in kleinräumigen Gebieten (Blöcke oder Straßenabschnitte). Werden alle Nationalitäten gemeinsam für die Berechnung des Multigroup-Indizes herangezogen, liegt das Ausmaß an Segregation zwar unter den Werten für einzelne Gruppen, allerdings auch über dem Ausmaß für den Vergleich zwischen der deutschen und der zusammengefassten ausländischen Bevölkerung (0,20 für 2 km und 0,45 für 100 m). Es scheint also auch innerhalb der ausländischen Bevölkerung noch eine räumliche Separierung nach Herkunftsregionen zu geben.

Als Vergleichswert zu bisherigen Ergebnissen markiert das graue „+“ den durchschnittlichen nicht-räumlichen Dissimilarity Index basierend auf den Stadtteilen der 51 IRB Städte (Helbig und Jähnen 2018) für das Jahr 2011. Mit einem Wert von 0,245 liegt das Ausmaß an Segregation, das wir basierend auf Informationen zu einzelnen Stadtteilen erhalten würden, damit zwischen den räumlichen Indizes für Nachbarschaften mit 500 m und 1 km Bandbreite. Tendenziell wird dadurch basierend auf Stadtteilen eher eine Art der Makro-Segregation gemessen, während kleinräumige geographische Unterschiede durch die Größe der Stadtteile überdeckt werden. Vergleicht man die Rangordnung der Städte im Ausmaß an Segregation, so ähnelt die Rangordnung basierend auf Daten der IRB Stadtteile tendenziell der Rangordnung basierend auf den beiden großräumigen Definitionen von Nachbarschaften mit 1 km oder 2 km Bandbreite (siehe Tab. A2). Obwohl der herkömmliche Dissimilarity Index die geographische Position der Stadtteile nicht berücksichtigt, scheint er trotzdem eine relativ gute Annäherung an das Maß der großräumigen Segregation zu liefern.

Betrachtet man statt des Dissimilarity Indizes den Information Theory Index \tilde{H} , bleiben die Muster grundsätzlich unverändert. Allerdings ändert sich das generelle Ausmaß der Segregation stark. Für die Gruppe der ausländischen Bevölkerung schwankt \tilde{H} zwischen 0,03 (2 km) und 0,13 (100 m). Betrachtet man also

100 m als Größe der Nachbarschaft, leben Personen ohne deutsche Staatsbürgerschaft im Durchschnitt in lokalen Nachbarschaften, die 13 % weniger divers sind als die gesamte Stadt. Damit liegen die Segregationsmaße deutlich unter dem Ausmaß in den USA. Die gestrichelten Linien in Abb. 3 geben die Resultate für \tilde{H} 500 und \tilde{H} 1000 aus den USA nach Lee et al. (2008) wieder. Für eine lokale Umgebung von 500 m messen Lee et al. (2008) einen Index von 0,45 (0,40 für 1 km) für den Vergleich zwischen Schwarzen und Weißen Bevölkerungsgruppen, wohingegen deutsche Großstädte einen Index von 0,07 (bzw. 0,05) für ausländische Minderheiten aufweisen. Damit ist das Ausmaß an Segregation in Deutschland deutlich niedriger als in den USA. Allerdings ist dieser Vergleich mit Vorsicht zu interpretieren, da \tilde{H} von der absoluten Größe der Minderheit abhängt.

Über die deutschen Städte hinweg, zeigt der Dissimilarity Index \tilde{D} eine beachtliche Heterogenität zwischen den Städten: Tab. A2 und A3 des Anhangs zeigen die Werte für alle Städte. In Abb. 4 sind die räumlichen Unterschiede grafisch für ausländische Staatsbürger*innen allgemein und die Gruppe der türkischen Minderheiten dargestellt. Besonders auffällig ist dabei, dass das Ausmaß an Segregation – über alle Ebenen hinweg – besonders hoch im Osten und besonders niedrig im Süden und Süd-Westen (südliche Rhein-Region, Baden-Württemberg und Bayern) ist. Für eine lokale Nachbarschaft von 100 m weisen Chemnitz und Erfurt (0,56 und 0,52) das höchste Level an Segregation für ausländische Minderheiten auf. Frankfurt am Main und Heidelberg hingegen sind die am wenigsten segregierten Städte (jeweils 0,24). Auf der Makro Ebene (2 km) ist die Segregation in Chemnitz und Berlin am höchsten (0,32 und 0,31) und in Heidelberg und Potsdam am niedrigsten (0,08 und 0,09). Ein ähnliches geographisches Bild zeigt sich auch für die türkischen Minderheiten. Kleinräumig ergeben sich vor allem in der Metropolregion Rhein-Ruhr auffällige Unterschiede. Die Mikro-Segregation ist z. B. in Hamm und Bottrop mit 0,47 und 0,46 sehr hoch, wohingegen Gelsenkirchen mit 0,37 im Mittelfeld liegt und Düsseldorf mit 0,29 eine eher geringe Segregation aufweist. Auch auf der Makro-Ebene von 2 km wiederum weist Düsseldorf sehr niedrige Werte (0,13) auf, wohingegen Gelsenkirchen eine eher stark ausgeprägte Segregation (0,29) zeigt.

Neben dem Vergleich zwischen den Städten ist auch der Vergleich der einzelnen Skalen der Segregation innerhalb der Städte interessant. Reardon et al. (2008) verwenden dafür das Segregations-Profil, einen Plot der für jede Stadt auf der Y-Achse das Ausmaß an Segregation und auf der X-Achse die verschiedenen Skalen der lokalen Nachbarschaft abträgt, wie in Abb. 5 zu sehen. Für alle Städte zeigt der Plot das erwartete Muster: Mit steigender Größe der lokalen Nachbarschaft nimmt das Level an Segregation ab. Für einige Städte lassen sich

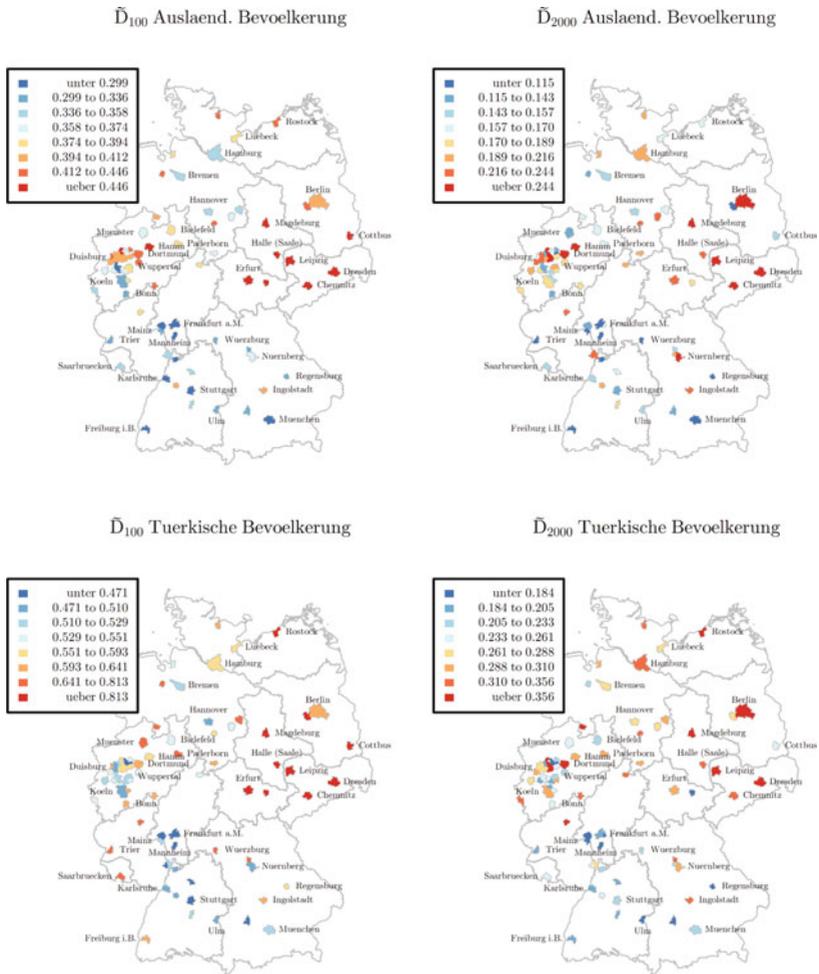


Abb. 4 Das Ausmaß an Segregation für ausgewählte lokale Bandbreiten von \bar{D} . Referenz ist die Bevölkerung mit deutscher Staatsangehörigkeit

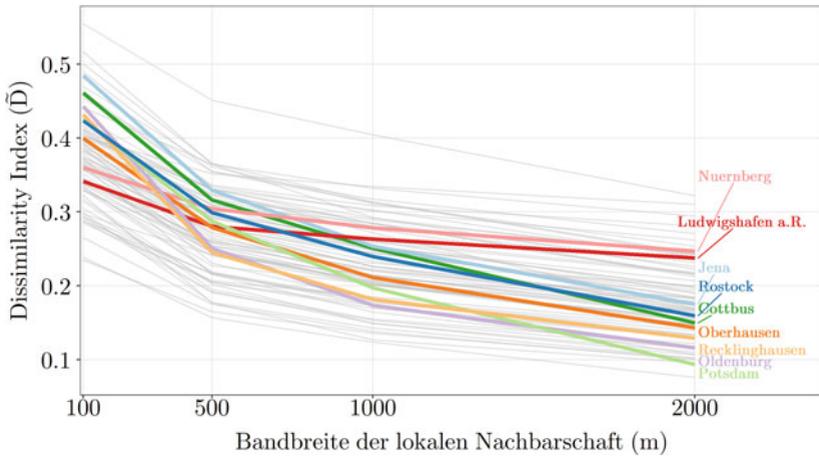


Abb. 5 Segregations-Profil der ausländischen Bevölkerung für deutsche Großstädte.

hier aber auch erstaunliche Muster erkennen. Die Städte Nürnberg und Ludwigshafen am Rhein weisen im Vergleich zu anderen Städten eine relative niedrige Mikro-Segregation auf, gleichzeitig sind die beiden Städte aber relativ stark in großräumige Segregationsmuster unterteilt. Für Recklinghausen und Oldenburg (und weitere markierte Städte) gilt das genaue Gegenteil: Hier lassen sich zwar sehr starke Muster der Mikro-Segregation erkennen, aber eher geringere Werte in der Makro-Segregation.

Um die Unterschiede zwischen den zwei Segregationsmustern zu verdeutlichen, stellt Abb. 6 die räumliche Verteilung in Ludwigshafen und Oldenburg dar. Ludwigshafen, mit einer geringen Mikro- und starken Makro-Segregation, weist auf der kleinräumigen Ebene kaum Unterschiede im Ausländer*innenanteil auf: Die Übergänge zwischen den Einheiten sehen eher seicht aus. In der Innenstadt scheint ein homogener hoher Ausländer*innenanteil vorzuherrschen. In den Randbezirken im Süden und Westen (Maudach, Rheingönheim und Ruchheim) ist der Ausländer*innenanteil im Gegensatz dazu generell gering, aber auch hier gehen die kleinteiligen Bereiche mit einem höheren Anteil eher seicht in Gebiete mit einem niedrigen Anteil über. Die Trennung scheint hier also eher zwischen den Stadtteilen als zwischen kleinräumigen Gebieten stattzufinden. Oldenburg hingegen weist ein gegenteiliges Muster auf. Obwohl es einige Bereiche mit einem höheren Anteil an ausländischer Bevölkerung gibt, lassen sich hier kaum

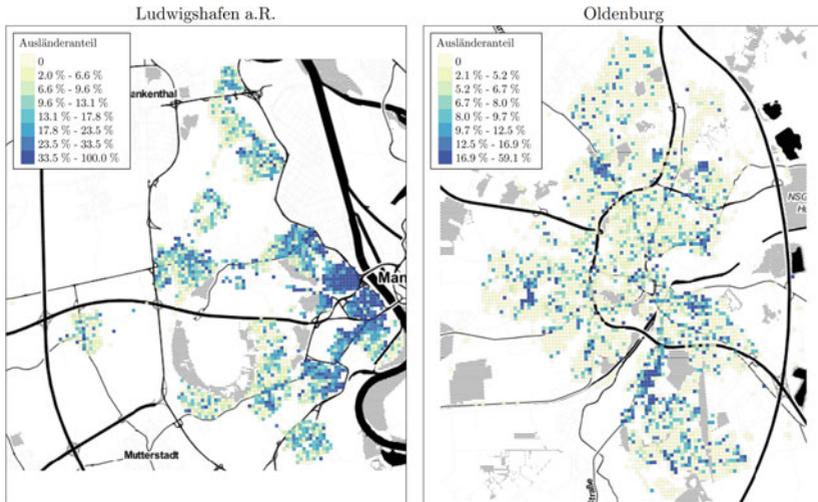


Abb. 6 Die räumliche Verteilung des Ausländeranteils in Ludwigshafen a. R. und Oldenburg

ganze Stadtviertel mit einer unterschiedlichen demographischen Zusammensetzung erkennen. Allerdings gibt es in Oldenburg auf der kleinräumigen Ebene (und in allen Stadtteilen) sehr viele „starke Brüche“, also ein kleines Gebiet mit einem Ausländer*innenanteil über 10 % angrenzend an kleinräumige Gebiete mit 0 % Ausländer*innenanteil. Hier scheint eine räumliche Trennung also viel stärker auf einer kleinräumigen geographischen Ebene stattzufinden. Tendenziell scheinen diese Muster – schwache Makro- und starke Mikro-Segregation – vor allem in Städten mit generell niedrigem Ausländer*innenanteil aufzutreten (Cottbus, Jena, Oldenburg, Potsdam, Rostock). Aber auch Städte mit einem durchschnittlichen Anteil an ausländischen Minderheiten (z. B. Oberhausen und Recklinghausen) zeigen ähnliche Muster.

Diese Beispiele verdeutlichen, wie unterschiedlich die einzelnen Muster der räumlichen Segregation auch in Deutschland ausfallen können. Nicht-räumliche Maße oder Kennzahlen basierend auf einer geographischen Ebene stellen daher eine starke Reduktion der Komplexität von Segregation dar. Besonders für die weitere Untersuchung von Segregation sowie deren Ursachen und Folgen sollten daher auch die räumlichen Muster – sowohl in Theorie als auch Empirie – Beachtung finden.

6 Fazit

Ziel dieses Beitrags war es, einen Überblick über das Ausmaß an Segregation und deren Muster in Deutschland zu geben. Dazu verwendet dieser Beitrag Daten des Zensus 2011 und verschiedene räumliche Segregationsmaße. Ein Vorteil der verwendeten Daten liegt vor allem darin, dass sich das Ausmaß an Segregation aufgrund der einheitlichen Messung und räumlichen Gliederung über Stadtgrenzen hinweg vergleichen lässt. Zudem liefern räumliche Segregationsmaße die Möglichkeit, verschiedene Muster von Segregation auf unterschiedlichen räumlichen Skalen zu identifizieren.

Wie bereits in bisherigen Studien dokumentiert (z. B. Helbig und Jähnen 2018; Musterd 2012), weist Deutschland im internationalen Vergleich eher eine geringere räumliche ethnische Segregation auf. Für Personen mit ausländischer Staatsbürgerschaft liegt der Dissimilarity Index im Durchschnitt zwischen 0,38 (100 m) und 0,18 (2 km) und der Information Theory Index zwischen 0,13 (100 m) und 0,03 (2 km). Im Vergleich verschiedener Staatsangehörigkeiten zeigt sich, dass auf der kleinräumigen Ebene besonders Einwohner*innen südeuropäischer Staatsangehörigkeit segregiert leben. Auf der Makro-Ebene sind es hingegen Einwohner*innen türkischer Staatsangehörigkeit, die stärker getrennt von Personen deutscher Staatsangehörigkeit wohnen. Folglich sind Personen türkischer Herkunft eher auf einer Ebene von Stadtbezirken oder Gebieten isoliert als andere Gruppen. Im geographischen Vergleich über die Städte hinweg wird deutlich, dass ostdeutsche Städte ein relativ hohes Ausmaß an Segregation aufweisen. Besonders Chemnitz ist auf allen räumlichen Skalen durch ein sehr hohes Niveau an Segregation gekennzeichnet. Aber auch Berlin zeigt ein starkes Ausmaß an großflächiger Segregation. Heidelberg hingegen weist in allen Dimensionen ein extrem niedriges Level an Segregation auf, aber auch in Frankfurt am Main und München ist die räumliche Segregation vergleichsweise gering ausgeprägt.

Eine Erklärung für die starke Heterogenität zwischen den deutschen Großstädten stellt eine interessante Herausforderung für weitere Forschung in diesem Bereich dar. Es liegt auf der Hand, dass die reine Größe der verschiedenen Gruppen an Minderheiten einen starken Einfluss auf die räumlichen Segregationsmuster hat. Besonders für das hohe Level an Segregation in Ostdeutschland mag der vergleichsweise niedrige Anteil an Minderheiten (siehe Tab. 1) eine große Rolle spielen. Frankfurt am Main und München gehörten 2011 mit 25 % und 21 % zu den Städten mit dem höchsten Ausländer*innenanteil (nach Offenbach am Mai mit 29 %) und zeigen ein hohes Maß an räumlicher Diversität. Ein hoher Anteil allein scheint aber noch nicht vor stärkerer Separierung zu schützen (siehe z. B. Nürnberg und Pforzheim). Vermutlich spielt auch der lokale Arbeitsmarkt

und die damit verbundene Sozialstruktur innerhalb der Stadt eine Rolle (z. B. Janßen und Schroedter 2007; siehe auch Oeltjen und Windzio 2022 in diesem Band). Auch weitere Merkmale, wie z. B. ökonomische Ungleichheiten, der Wohnungsmarkt oder die demographische Zusammensetzung könnten einen Einfluss auf die Stärke der räumlichen Segregation haben (siehe z. B. Helbig und Jähnen 2018; Lee et al. 2008). Neben demographischen Merkmalen wäre es aber auch interessant zu untersuchen, inwieweit sich städtische Infrastrukturen und Bauten auf die räumliche Trennung von Bevölkerungsgruppen auswirken (z. B. Roberto 2018). Unter Verwendung räumlicher Analyseverfahren (Rüttenauer 2019b) kann außerdem untersucht werden, wie sich der Einfluss von verschiedenen Merkmalen geographisch verändert und so zu einer räumlichen Cluster Bildung führt.

Eine weitere wichtige Erkenntnis aus den vorliegenden Ergebnissen besteht darin, dass Segregation sehr unterschiedliche räumliche Muster annehmen kann. Städte wie z. B. Nürnberg und Ludwigshafen am Rhein weisen eine vergleichsweise niedrige Segregation auf der Mikro-Ebene auf, zeigen aber eher stark ausgeprägte räumliche Unterschiede auf der großräumigen Ebene. Recklinghausen, Oldenburg und Potsdam, zum Beispiel, weisen gegenteilige Mikro-Makro-Muster auf. Das bedeutet, dass auch in Deutschland sehr heterogene Arten der räumlichen Segregation existieren. Gerade für die weitere Analyse von Ursachen und Folgen räumlicher Segregation könnte es von Vorteil sein, zwischen diesen verschiedenen Arten der Segregation zu unterscheiden und so ein besseres Verständnis für die komplexe Interaktion zwischen sozialen und räumlichen Prozessen zu erlangen.

Anhang

Tab. A1 Segregation für verschiedene Gruppen und lokale Nachbarschaften

Variable	Deutsche – Ausländer			Deutsche – Migranten		
	Mean	SD	Min	Mean	SD	Min
\tilde{D}_{1000}	0,377	0,063	0,235	0,301	0,039	0,217
\tilde{D}_{5000}	0,273	0,056	0,157	0,216	0,037	0,145
\tilde{D}_{10000}	0,231	0,056	0,124	0,178	0,039	0,113
\tilde{D}_{20000}	0,179	0,054	0,076	0,134	0,040	0,067
\tilde{H}_{1000}	0,131	0,034	0,061	0,094	0,021	0,052
\tilde{H}_{5000}	0,065	0,023	0,026	0,046	0,013	0,023
\tilde{H}_{10000}	0,046	0,019	0,015	0,032	0,012	0,013
\tilde{H}_{20000}	0,029	0,016	0,005	0,019	0,010	0,005
Macro-Micro Ratio \tilde{D}	0,472	0,106	0,219	0,443	0,103	0,213
Macro-Micro Ratio \tilde{H}	0,217	0,093	0,059	0,199	0,084	0,051
Variable	Deutsche – Südeuropäer			Deutsche – Osteuropäer		
	Mean	SD	Min	Mean	SD	Min
\tilde{D}_{1000}	0,651	0,184	0,330	0,560	0,099	0,336
\tilde{D}_{5000}	0,387	0,137	0,182	0,333	0,062	0,211
\tilde{D}_{10000}	0,308	0,102	0,152	0,270	0,059	0,153
\tilde{D}_{20000}	0,235	0,079	0,106	0,203	0,059	0,083

(Fortsetzung)

Tab. A1 (Fortsetzung)

Variable	Deutsche – Südeuropäer			Deutsche – Osteuropäer		
	Mean	SD	Max	Mean	SD	Max
\tilde{H}_{100}	0,231	0,096	0,498	0,190	0,043	0,290
\tilde{H}_{500}	0,083	0,045	0,270	0,069	0,022	0,150
\tilde{H}_{1000}	0,052	0,027	0,145	0,045	0,018	0,111
\tilde{H}_{2000}	0,030	0,017	0,085	0,026	0,013	0,071
Macro-Micro Ratio \tilde{D}	0,371	0,106	0,663	0,368	0,099	0,592
Macro-Micro Ratio \tilde{H}	0,137	0,075	0,420	0,139	0,065	0,332
Deutsche – Türken						
Variable	Mean	SD	Max	Mean	SD	Max
\tilde{D}_{100}	0,595	0,136	0,941	0,446	0,073	0,621
\tilde{D}_{500}	0,414	0,093	0,671	0,309	0,061	0,489
\tilde{D}_{1000}	0,345	0,084	0,570	0,260	0,059	0,434
\tilde{D}_{2000}	0,266	0,078	0,486	0,201	0,055	0,344
\tilde{H}_{100}	0,227	0,060	0,415	0,175	0,042	0,264
\tilde{H}_{500}	0,109	0,036	0,235	0,076	0,024	0,147
\tilde{H}_{1000}	0,076	0,031	0,179	0,052	0,019	0,107
\tilde{H}_{2000}	0,046	0,024	0,144	0,032	0,015	0,080
Macro-Micro Ratio \tilde{D}	0,453	0,111	0,755	0,449	0,094	0,735
Macro-Micro Ratio \tilde{H}	0,206	0,093	0,550	0,181	0,071	0,471

Tab. A2 Segregation: Dissimilarity Index D

Stadt	\tilde{D}_{100}			\tilde{D}_{2000}			Ratio	
	D - A	D - S	D - T	D - A	D - S	D - T	D - O	D - A
Chemnitz	0,555	0,960	0,708	0,941	0,322	0,319	0,366	0,333
Erfurt	0,517	0,956	0,717	0,851	0,222	0,419	0,235	0,302
Magdeburg	0,500	0,941	0,675	0,896	0,245	0,351	0,249	0,368
Halle (Saale)	0,489	0,944	0,698	0,835	0,242	0,398	0,313	0,326
Jena	0,484	0,886	0,724	0,913	0,175	0,297	0,411	0,147
Hamm	0,470	0,887	0,597	0,582	0,254	0,416	0,237	0,309
Bottrop	0,463	0,774	0,756	0,588	0,262	0,208	0,194	0,357
Cottbus	0,461	0,974	0,635	0,915	0,150	0,403	0,217	0,250
Dresden	0,457	0,906	0,659	0,887	0,281	0,295	0,297	0,431
Leipzig	0,453	0,882	0,628	0,891	0,271	0,262	0,301	0,486
Oldenburg	0,443	0,940	0,770	0,706	0,116	0,231	0,172	0,212
Dortmund	0,441	0,679	0,553	0,594	0,294	0,417	0,285	0,392
Recklinghausen	0,432	0,826	0,617	0,551	0,129	0,127	0,169	0,210
Moers	0,429	0,698	0,681	0,614	0,170	0,209	0,142	0,287
Potsdam	0,426	0,964	0,609	0,864	0,094	0,393	0,146	0,268
Rostock	0,423	0,980	0,570	0,858	0,159	0,284	0,244	0,373
Siegen	0,423	0,792	0,723	0,628	0,182	0,203	0,226	0,315

(Fortsetzung)

Tab. A2 (Fortsetzung)

Stadt	\tilde{D}_{100}				\tilde{D}_{2000}				Ratio	
	D - A	D - S	D - O	D - T	D - A	D - S	D - O	D - T	D - A	D - A
Kiel	0,416	0,909	0,594	0,603	0,212	0,333	0,243	0,350	0,511	0,511
Hagen	0,413	0,520	0,558	0,534	0,185	0,211	0,188	0,224	0,448	0,448
Hildesheim	0,412	0,741	0,649	0,570	0,239	0,203	0,213	0,335	0,580	0,580
Muelheim a. d. R.	0,411	0,699	0,572	0,570	0,198	0,188	0,183	0,281	0,482	0,482
Essen	0,409	0,670	0,546	0,566	0,246	0,243	0,238	0,361	0,601	0,601
Bochum	0,407	0,722	0,605	0,552	0,183	0,201	0,175	0,238	0,450	0,450
Duisburg	0,405	0,640	0,565	0,508	0,226	0,300	0,247	0,282	0,557	0,557
Pforzheim	0,403	0,472	0,440	0,506	0,215	0,225	0,196	0,235	0,534	0,534
Berlin	0,402	0,639	0,470	0,626	0,310	0,424	0,278	0,472	0,772	0,772
Krefeld	0,401	0,555	0,573	0,546	0,242	0,288	0,287	0,288	0,603	0,603
Oberhausen	0,400	0,581	0,575	0,524	0,143	0,214	0,176	0,200	0,358	0,358
Osnabrueck	0,399	0,831	0,600	0,656	0,169	0,171	0,178	0,361	0,423	0,423
Ingolstadt	0,395	0,715	0,572	0,619	0,243	0,285	0,280	0,348	0,616	0,616
Bielefeld	0,392	0,667	0,608	0,532	0,168	0,320	0,187	0,224	0,428	0,428
Koblenz	0,392	0,785	0,552	0,670	0,231	0,248	0,214	0,453	0,591	0,591
Luebeck	0,391	0,813	0,640	0,567	0,165	0,242	0,239	0,275	0,421	0,421

(Fortsetzung)

Tab. A2 (Fortsetzung)

Stadt	\tilde{D}_{100}			\tilde{D}_{2000}			Ratio	
	D - A	D - S	D - T	D - A	D - S	D - T	D - O	D - A
Bergisch Gladbach	0,387	0,669	0,606	0,151	0,180	0,252	0,161	0,390
Kassel	0,386	0,700	0,547	0,216	0,225	0,312	0,206	0,560
Wuppertal	0,383	0,475	0,518	0,190	0,207	0,229	0,191	0,496
Bremerhaven	0,383	0,904	0,549	0,191	0,314	0,296	0,129	0,498
Remscheid	0,381	0,478	0,536	0,174	0,126	0,288	0,156	0,457
Paderborn	0,378	0,722	0,655	0,160	0,289	0,289	0,208	0,422
Braunschweig	0,374	0,715	0,545	0,216	0,242	0,261	0,242	0,578
Fuerth	0,373	0,508	0,471	0,197	0,234	0,215	0,232	0,529
Muenster	0,372	0,808	0,717	0,134	0,163	0,247	0,203	0,360
Moenchengladbach	0,371	0,679	0,523	0,207	0,219	0,280	0,238	0,559
Goettingen	0,368	0,717	0,631	0,194	0,141	0,301	0,212	0,526
Gelsenkirchen	0,367	0,685	0,448	0,160	0,290	0,178	0,246	0,436
Solingen	0,365	0,470	0,513	0,145	0,192	0,185	0,194	0,398
Neuss	0,364	0,574	0,529	0,177	0,316	0,194	0,192	0,486
Herne	0,363	0,608	0,455	0,115	0,106	0,153	0,136	0,317
Nuernberg	0,360	0,491	0,481	0,247	0,321	0,294	0,242	0,686
Mannheim	0,358	0,448	0,514	0,218	0,234	0,272	0,211	0,609
Heilbronn	0,357	0,478	0,444	0,169	0,172	0,188	0,177	0,475

(Fortsetzung)

Tab. A2 (Fortsetzung)

Stadt	\tilde{D}_{100}				\tilde{D}_{2000}				Ratio	
	D - A	D - S	D - O	D - T	D - A	D - S	D - O	D - T	D - A	D - A
Bremen	0,357	0,770	0,532	0,526	0,147	0,246	0,180	0,273	0,413	0,413
Wolfsburg	0,351	0,448	0,695	0,780	0,166	0,184	0,230	0,310	0,473	0,473
Saarbruecken	0,345	0,517	0,576	0,656	0,155	0,161	0,262	0,248	0,448	0,448
Hamburg	0,345	0,658	0,493	0,552	0,200	0,294	0,248	0,356	0,581	0,581
Reutlingen	0,345	0,475	0,511	0,529	0,179	0,246	0,187	0,186	0,519	0,519
Ludwigshafen a. R.	0,341	0,387	0,457	0,439	0,238	0,208	0,236	0,241	0,697	0,697
Aachen	0,339	0,616	0,498	0,539	0,174	0,249	0,201	0,310	0,513	0,513
Hannover	0,337	0,539	0,453	0,496	0,147	0,228	0,142	0,270	0,436	0,436
Ulm	0,335	0,456	0,469	0,480	0,144	0,168	0,158	0,182	0,430	0,430
Erlangen	0,333	0,616	0,574	0,656	0,153	0,176	0,196	0,312	0,459	0,459
Wuerzburg	0,330	0,654	0,578	0,651	0,107	0,157	0,217	0,233	0,324	0,324
Koeln	0,330	0,417	0,504	0,489	0,184	0,190	0,261	0,297	0,557	0,557
Leverkusen	0,329	0,473	0,544	0,504	0,156	0,184	0,144	0,187	0,473	0,473
Regensburg	0,322	0,814	0,524	0,592	0,096	0,207	0,118	0,156	0,297	0,297
Mainz	0,317	0,420	0,463	0,524	0,106	0,137	0,090	0,176	0,334	0,334
Bonn	0,315	0,641	0,568	0,602	0,122	0,137	0,124	0,256	0,388	0,388
Augsburg	0,305	0,452	0,435	0,424	0,130	0,185	0,124	0,144	0,428	0,428
Trier	0,299	0,843	0,610	0,805	0,102	0,244	0,083	0,198	0,342	0,342

(Fortsetzung)

Tab. A2 (Fortsetzung)

	\tilde{D}_{100}			\tilde{D}_{2000}			Ratio		
	D - A	D - S	D - O	D - T	D - A	D - S	D - O	D - T	
Stadt									D - A
Offenbach a. M.	0,297	0,351	0,351	0,381	0,166	0,177	0,183	0,160	0,560
Duesseldorf	0,294	0,429	0,424	0,527	0,133	0,180	0,174	0,246	0,453
Darmstadt	0,294	0,440	0,464	0,454	0,110	0,143	0,115	0,117	0,375
Stuttgart	0,291	0,388	0,366	0,470	0,130	0,182	0,145	0,221	0,446
Freiburg i. B.	0,288	0,463	0,495	0,595	0,115	0,139	0,202	0,198	0,399
Wiesbaden	0,287	0,464	0,444	0,464	0,139	0,235	0,195	0,181	0,485
Karlsruhe	0,285	0,467	0,411	0,476	0,148	0,173	0,158	0,198	0,519
Muenchen	0,265	0,367	0,364	0,523	0,100	0,149	0,125	0,230	0,375
Heidelberg	0,238	0,455	0,461	0,491	0,076	0,145	0,145	0,212	0,318
Frankfurt a. M.	0,235	0,330	0,336	0,420	0,102	0,120	0,128	0,189	0,433

Tab. A3 Segregation: Information Theory Index H

Stadt	\tilde{H}_{100}			\tilde{H}_{2000}			Ratio			
	D - A	D - S	D - T	D - A	D - S	D - T	D - O	D - S	D - T	D - A
Chemnitz	0,223	0,398	0,274	0,415	0,064	0,041	0,071	0,041	0,042	0,288
Magdeburg	0,206	0,386	0,249	0,358	0,040	0,046	0,031	0,046	0,052	0,192
Erfurt	0,205	0,436	0,288	0,296	0,035	0,059	0,034	0,059	0,040	0,169
Jena	0,205	0,339	0,263	0,341	0,023	0,032	0,070	0,032	0,011	0,113
Hamm	0,199	0,361	0,224	0,270	0,056	0,064	0,031	0,064	0,079	0,282
Halle (Saale)	0,187	0,402	0,239	0,319	0,036	0,054	0,045	0,054	0,040	0,190
Dortmund	0,180	0,241	0,205	0,259	0,081	0,085	0,050	0,085	0,105	0,451
Bottrop	0,179	0,276	0,256	0,257	0,054	0,020	0,018	0,020	0,093	0,300
Rostock	0,169	0,498	0,200	0,295	0,019	0,030	0,030	0,030	0,048	0,114
Leipzig	0,168	0,326	0,217	0,396	0,052	0,029	0,050	0,029	0,096	0,307
Dresden	0,167	0,344	0,218	0,330	0,050	0,034	0,044	0,034	0,064	0,297
Cottbus	0,163	0,435	0,203	0,365	0,018	0,056	0,024	0,056	0,032	0,112
Moers	0,163	0,227	0,230	0,297	0,026	0,019	0,012	0,019	0,061	0,161
Siegen	0,161	0,294	0,258	0,257	0,028	0,021	0,024	0,021	0,063	0,173
Oldenburg	0,160	0,402	0,290	0,259	0,012	0,021	0,016	0,021	0,022	0,074
Duisburg	0,159	0,237	0,208	0,219	0,049	0,052	0,035	0,052	0,067	0,305
Recklinghausen	0,158	0,288	0,214	0,235	0,016	0,008	0,018	0,008	0,034	0,100

(Fortsetzung)

Tab. A3 (Fortsetzung)

Stadt	\tilde{H}_{100}				\tilde{H}_{2000}				Ratio	
	D - A	D - S	D - O	D - T	D - A	D - S	D - O	D - T	D - O	D - A
Hagen	0,151	0,184	0,173	0,212	0,030	0,029	0,021	0,038	0,200	0,200
Muelheim a. d. R.	0,151	0,232	0,188	0,231	0,031	0,016	0,018	0,051	0,207	0,207
Potsdam	0,150	0,495	0,203	0,306	0,009	0,071	0,013	0,035	0,059	0,059
Oberhausen	0,147	0,181	0,208	0,221	0,018	0,023	0,019	0,030	0,121	0,121
Berlin	0,147	0,188	0,146	0,263	0,081	0,079	0,048	0,144	0,552	0,552
Hildesheim	0,145	0,242	0,226	0,208	0,038	0,018	0,023	0,062	0,265	0,265
Bochum	0,145	0,238	0,210	0,208	0,028	0,019	0,022	0,037	0,192	0,192
Essen	0,144	0,219	0,178	0,224	0,046	0,028	0,035	0,079	0,319	0,319
Kiel	0,144	0,353	0,194	0,228	0,032	0,042	0,029	0,068	0,225	0,225
Bielefeld	0,143	0,243	0,203	0,213	0,024	0,052	0,021	0,041	0,169	0,169
Pforzheim	0,142	0,155	0,146	0,182	0,042	0,035	0,024	0,043	0,297	0,297
Krefeld	0,139	0,186	0,194	0,221	0,044	0,041	0,040	0,060	0,315	0,315
Kassel	0,139	0,237	0,186	0,230	0,039	0,022	0,025	0,062	0,284	0,284
Osnabrueck	0,138	0,305	0,218	0,260	0,023	0,015	0,016	0,068	0,166	0,166
Paderborn	0,137	0,260	0,290	0,281	0,025	0,041	0,037	0,052	0,181	0,181
Remscheid	0,135	0,153	0,197	0,225	0,024	0,012	0,014	0,054	0,179	0,179

(Fortsetzung)

Tab. A3 (Fortsetzung)

Stadt	\tilde{H}_{100}				\tilde{H}_{2000}				Ratio	
	D - A	D - S	D - O	D - T	D - A	D - S	D - O	D - T	D - A	D - A
Bremerhaven	0,135	0,385	0,177	0,222	0,029	0,041	0,011	0,066	0,213	0,213
Ingolstadt	0,135	0,267	0,197	0,259	0,048	0,036	0,048	0,079	0,355	0,355
Wuppertal	0,133	0,162	0,161	0,193	0,032	0,028	0,023	0,045	0,242	0,242
Bergisch Gladbach	0,133	0,240	0,236	0,233	0,018	0,017	0,013	0,039	0,134	0,134
Koblenz	0,132	0,266	0,183	0,268	0,038	0,027	0,025	0,104	0,290	0,290
Goettingen	0,130	0,232	0,200	0,217	0,027	0,009	0,021	0,047	0,208	0,208
Muenster	0,128	0,268	0,215	0,253	0,016	0,013	0,022	0,032	0,125	0,125
Braunschweig	0,127	0,234	0,181	0,195	0,033	0,026	0,035	0,041	0,259	0,259
Luebeck	0,126	0,310	0,214	0,201	0,021	0,045	0,034	0,043	0,166	0,166
Gelsenkirchen	0,125	0,228	0,176	0,172	0,022	0,035	0,029	0,026	0,172	0,172
Fuerth	0,124	0,179	0,198	0,160	0,032	0,032	0,029	0,034	0,255	0,255
Nuernberg	0,124	0,179	0,141	0,170	0,054	0,061	0,043	0,060	0,438	0,438
Mannheim	0,123	0,144	0,134	0,205	0,046	0,035	0,030	0,057	0,373	0,373
Bremen	0,123	0,258	0,175	0,206	0,023	0,025	0,018	0,059	0,183	0,183
Solingen	0,123	0,162	0,222	0,194	0,021	0,028	0,017	0,029	0,169	0,169
Heilbronn	0,122	0,155	0,140	0,168	0,027	0,019	0,021	0,029	0,219	0,219
Herne	0,121	0,193	0,227	0,171	0,012	0,006	0,012	0,019	0,100	0,100
Neuss	0,121	0,197	0,155	0,209	0,030	0,053	0,021	0,026	0,248	0,248

(Fortsetzung)

Tab. A3 (Fortsetzung)

Stadt	\tilde{H}_{100}				\tilde{H}_{2000}				Ratio	
	D - A	D - S	D - O	D - T	D - A	D - S	D - O	D - T	D - A	D - A
Moenchengladbach	0,121	0,228	0,217	0,183	0,032	0,025	0,031	0,048	0,268	0,268
Reutlingen	0,116	0,174	0,169	0,191	0,027	0,040	0,023	0,026	0,236	0,236
Hamburg	0,116	0,204	0,162	0,211	0,042	0,041	0,039	0,092	0,361	0,361
Saarbruecken	0,114	0,173	0,206	0,245	0,021	0,015	0,042	0,034	0,182	0,182
Wolfsburg	0,111	0,152	0,224	0,281	0,025	0,026	0,028	0,042	0,221	0,221
Ludwigshafen a. R.	0,111	0,117	0,140	0,155	0,045	0,032	0,030	0,040	0,406	0,406
Ulm	0,110	0,135	0,158	0,175	0,026	0,021	0,023	0,030	0,234	0,234
Aachen	0,110	0,192	0,153	0,207	0,028	0,029	0,026	0,058	0,253	0,253
Hannover	0,107	0,164	0,147	0,177	0,018	0,025	0,013	0,043	0,169	0,169
Koeln	0,107	0,121	0,181	0,185	0,032	0,023	0,042	0,064	0,299	0,299
Erlangen	0,105	0,199	0,222	0,253	0,020	0,017	0,023	0,051	0,187	0,187
Leverkusen	0,102	0,144	0,176	0,163	0,019	0,018	0,013	0,020	0,186	0,186
Regensburg	0,101	0,279	0,170	0,211	0,010	0,021	0,010	0,016	0,095	0,095
Wuerzburg	0,097	0,202	0,200	0,234	0,010	0,012	0,031	0,027	0,098	0,098
Bonn	0,095	0,205	0,189	0,230	0,014	0,010	0,009	0,039	0,143	0,143
Mainz	0,095	0,123	0,151	0,196	0,011	0,012	0,005	0,022	0,112	0,112
Augsburg	0,094	0,133	0,140	0,144	0,016	0,020	0,013	0,015	0,172	0,172
Offenbach a. M.	0,090	0,104	0,100	0,118	0,027	0,022	0,024	0,019	0,304	0,304

(Fortsetzung)

Tab. A3 (Fortsetzung)

Stadt	\tilde{H}_{100}				\tilde{H}_{2000}				Ratio	
	D - A	D - S	D - O	D - T	D - A	D - S	D - O	D - T	D - O	D - T
Stuttgart	0,087	0,122	0,108	0,164	0,016	0,023	0,015	0,031	0,183	0,183
Darmstadt	0,086	0,125	0,147	0,147	0,011	0,010	0,009	0,011	0,125	0,125
Duesseldorf	0,085	0,131	0,127	0,191	0,018	0,023	0,022	0,039	0,211	0,211
Trier	0,082	0,295	0,195	0,279	0,008	0,024	0,006	0,025	0,096	0,096
Wiesbaden	0,082	0,152	0,139	0,160	0,020	0,039	0,025	0,029	0,251	0,251
Karlsruhe	0,081	0,137	0,126	0,156	0,020	0,016	0,019	0,028	0,252	0,252
Freiburg i. B.	0,080	0,135	0,161	0,197	0,012	0,011	0,023	0,021	0,144	0,144
Muenchen	0,072	0,106	0,107	0,190	0,011	0,015	0,012	0,039	0,150	0,150
Heidelberg	0,064	0,128	0,149	0,161	0,005	0,012	0,016	0,024	0,085	0,085
Frankfurt a. M.	0,061	0,088	0,104	0,134	0,011	0,010	0,014	0,025	0,184	0,184

Literatur

- Alba, Richard, und Victor Nee. 2005. *Remaking the American mainstream: Assimilation and contemporary immigration*. Cambridge.: Harvard University Press.
- Auspurg, Katrin, Thomas Hinz, und Laura Schmid. 2017. Contexts and conditions of ethnic discrimination: Evidence from a field experiment in a German housing market. *Journal of Housing Economics* 35: 26–36.
- Auspurg, Katrin, Andreas Schneck, und Thomas Hinz. 2019. Closed doors everywhere? A meta-analysis of field experiments on ethnic discrimination in rental housing markets. *Journal of Ethnic and Migration Studies* 45(1): 95–114.
- Best, Henning, und Tobias Rüttenauer. 2018. How selective migration shapes environmental inequality in Germany: Evidence from micro-level panel data. *European Sociological Review* 34(1): 52–63.
- Chetty, Raj, Nathaniel Hendren, und Lawrence F. Katz. 2016. The effects of exposure to better neighborhoods on children: New evidence from the moving to opportunity experiment. *American Economic Review* 106(4): 855–902.
- Damm, Anna P. 2009. Ethnic enclaves and immigrant labor market outcomes: Quasi-experimental evidence. *Journal of Labor Economics* 27(2): 281–314.
- Dochow-Sondershaus, Stephan. 2022. Ethnische Nachbarschaftskomposition und die Entwicklung immigrationsbezogener Sorgen in Zeiten starker Zuwanderung. In *Differenz im Raum. Sozialstruktur und Grenzziehungen in deutschen Städten*, Hrsg. H. Kruse und J. Teltemann. Wiesbaden: Springer VS.
- Dollmann, Jörg, und Markus Weißmann. 2022. „Ethnic Choice Effects“: Welche Rolle spielt die räumliche Verfügbarkeit anspruchsvoller Bildungsalternativen? In *Differenz im Raum. Sozialstruktur und Grenzziehung in deutschen Städten*, Hrsg. H. Kruse und J. Teltemann. Wiesbaden: Springer VS.
- Downey, Liam. 2007. US metropolitan-area variation in environmental inequality outcomes. *Urban Studies* 44(5–6): 953–977.
- Duncan, Otis D., und Beverly Duncan. 1955. A methodological analysis of segregation indexes. *American Sociological Review* 20(2): 210–217.
- Firebaugh, Glenn, und Chad R. Farrell. 2016. Still large, but narrowing: The sizable decline in racial neighborhood inequality in metropolitan America, 1980–2010. *Demography* 53(1): 139–164.
- Firebaugh, Glenn, und Matthew B. Schroeder. 2009. Does your neighbor’s income affect your happiness? *American Journal of Sociology* 115(3): 805–831.
- Friedrichs, Jürgen. 2008. Ethnische segregation. In *Migration und integration*, Hrsg. F. Kalter, 380–411. Wiesbaden: VS Verlag.
- Friedrichs, Jürgen, und Sascha Triemer. 2009. *Gespaltene Städte? Soziale und ethnische Segregation in deutschen Großstädten*. Wiesbaden: VS Verlag.
- Goebel, Jan, und Lukas Hoppe. 2015. Ausmaß und Trends sozialräumlicher Segregation in Deutschland. Berlin. <https://www.armuts-und-reichtumsbericht.de/SharedDocs/Downloads/Service/Studien/abschlussbericht-sozialraeumliche-segregation.pdf?blob=publicationFile&v=3>. Zugegriffen: 01. Juni 2019.
- Helbig, M., und Stefaine Jähnen. 2018. *Wie brüchig ist die soziale Architektur unserer Städte? Trends und Analysen der Segregation in 74 deutschen Städten* (Nr. P 2018–001).

- Hong, Seong-Yun, David O'Sullivan, und Yukio Sadahiro. 2014. Implementing spatial segregation measures in R. *PLoS one* 9(11): e113767.
- Jähnen, Stefanie, und Marcel Helbig. 2022. Die sozialräumliche Verteilung von Zugewanderten in den deutschen Städten zwischen 2014 und 2017. In *Differenz im Raum. Sozialstruktur und Grenzziehungen in deutschen Städten*, Hrsg. H. Kruse und J. Teltemann. Wiesbaden: Springer VS.
- Janßen, Andrea, und Julia H. Schroedter. 2007. Kleinräumliche Segregation der ausländischen Bevölkerung in Deutschland: Eine Analyse auf der Basis des Mikrozensus. *Zeitschrift für Soziologie* 36(6): 453–472.
- Jünger, Stefan, und Merlin Schaeffer. 2022. Der Halo-Effekt in Deutschland – Revisited. Sind Menschen, die in der Nähe von – aber nicht in – ethnisch diversen Nachbarschaften leben besonders xenophob und rassistisch? In *Differenz im Raum. Sozialstruktur und Grenzziehung in deutschen Städten*, Hrsg. H. Kruse und J. Teltemann. Wiesbaden: Springer VS.
- Klinger, Julia, Stefan Müller, und Merlin Schaeffer. 2017. Der Halo-Effekt in einheimisch-homogenen Nachbarschaften. Steigert die ethnische Diversität angrenzender Nachbarschaften die Xenophobie in Deutschland? *Zeitschrift für Soziologie* 46(6): 402–419.
- Krysan, Maria, und Kyle Crowder. 2017. *Cycle of segregation: Social processes and residential stratification*. Chicago: Russell Sage Foundation.
- Lee, Barrett A., Sean F. Reardon, Glenn Firebaugh, Chad R. Farrell, Stephen A. Matthews, und David O'Sullivan. 2008. Beyond the census tract: Patterns and determinants of racial segregation at multiple geographic scales. *American Sociological Review* 73(5): 766–791.
- Legewie, Joscha, und Merlin Schaeffer. 2016. Contested boundaries: Explaining where ethnoracial diversity provokes neighborhood conflict. *American Journal of Sociology* 122(1): 125–161.
- Lersch, Philipp M. 2013. Place stratification or spatial assimilation? Neighbourhood quality changes after residential mobility for migrants in Germany. *Urban Studies* 50(5): 1011–1029.
- Lichter, Daniel T., Domenico Parisi, und Michael C. Taquino. 2015. Toward a new macro-segregation? Decomposing segregation within and between metropolitan cities and suburbs. *American Sociological Review* 80(4): 843–873.
- Lichter, Daniel T., Domenico Parisi, und Shrinidi Ambinakudig. 2019. The spatial integration of immigrants in Europe: A cross-national study. *Population Research and Policy Review* 34(2): 151.
- Logan, John R. 2012. Making a place for space: Spatial thinking in social science. *Annual Review of Sociology* 38: 507–524.
- Logan, John R., und Charles Zhang. 2010. Global neighborhoods: New pathways to diversity and separation. *American Journal of Sociology* 115(4): 1069–1109.
- Logan, John R., Wenquan Zhang, und Richard D. Alba. 2002. Immigrant enclaves and ethnic communities in New York and Los Angeles. *American Sociological Review* 67(2): 299–322.
- Ludwig, Jens, Greg J. Duncan, Lisa A. Gennetian, Lawrence F. Katz, Ronald C. Kessler, Jeffrey R. Kling, und Lisa Sanbonmatsu. 2012. Neighborhood effects on the long-term well-being of low-income adults. *Science* 337(6101): 1505–1510.
- Massey, Douglas S., und Nancy A. Denton. 1988. The dimensions of residential segregation. *Social Forces* 67(2): 281–315.

- Massey, Douglas S., und Nancy A. Denton. 1993. *American apartheid: Segregation and the making of the underclass*. Cambridge: Harvard University Press.
- Musterd, Sako. 2005. Social and ethnic segregation in Europe: Levels, causes, and effects. *Journal of Urban Affairs* 27(3): 331–348.
- Musterd, Sako. 2012. Ethnic segregation – Reflections on concepts, levels and effects. In *The Sage handbook of housing studies*, Hrsg. D. F. Clapham, W. A. V. Clark, und K. Gibb, 419–438. Los Angeles: Sage.
- Oeltjen, Mareike, und Michael Windzio. 2022. Nachbarschaften als Bildungskontexte und die Dynamiken räumlicher Mobilität von Familien. In *Differenz im Raum. Sozialstruktur und Grenzziehung in deutschen Städten*, Hrsg. H. Kruse und J. Teltemann. Wiesbaden: Springer VS.
- Phillips, Nolan E., Brian L. Levy, Robert J. Sampson, Mario L. Klein, und Ryan Q. Wang. 2019. The social integration of American cities: Network measures of connectedness based on everyday mobility across neighborhoods. *Sociological Methods & Research*, OnlineFirst.
- Reardon, Sean F., und Glenn Firebaugh. 2002. Measures of multigroup segregation. *Sociological Methodology* 32(1): 33–67.
- Reardon, Sean F., und David O’Sullivan. 2004. Measures of spatial segregation. *Sociological Methodology* 34(1): 121–162.
- Reardon, Sean F., Stephen A. Matthews, David O’Sullivan, Barrett A. Lee, Glenn Firebaugh, Chad R. Farrell, und Kendra Bischoff. 2008. The geographic scale of metropolitan racial segregation. *Demography* 45(3): 489–514.
- Reardon, Sean F., Demetra Kalogrides, und Kenneth Shores. 2019. The geography of racial/ethnic test score gaps. *American Journal of Sociology* 124(4): 1164–1221.
- Roberto, Elizabeth. 2018. The spatial proximity and connectivity method for measuring and analyzing residential segregation. *Sociological Methodology* 48(1): 182–224.
- Rüttenauer, Tobias. 2019a. Bringing urban space back in: A multilevel analysis of environmental inequality in Germany. *Urban Studies* 56(12): 2549–2567.
- Rüttenauer, Tobias. 2019b. Spatial regression models: A systematic comparison of different model specifications using Monte Carlo experiments. *Sociological Methods & Research*, OnlineFirst.
- Sager, Lutz. 2012. Residential segregation and socioeconomic neighbourhood sorting: Evidence at the micro-neighbourhood level for migrant groups in Germany. *Urban Studies* 49(12): 2617–2632.
- Sampson, Robert J. 2013. *Great American city: Chicago and the enduring neighborhood effect*. Chicago: University of Chicago Press.
- Sharkey, Patrick, und Jacob W. Faber. 2014. Where, when, why, and for whom do residential contexts matter? Moving away from the dichotomous understanding of neighborhood Effects. *Annual Review of Sociology* 40(1): 559–579.
- Statistische Ämter des Bundes und der Länder. 2015. *Zensus 2011: Methoden und Berichte*. Wiesbaden. https://www.zensus2011.de/SharedDocs/Downloads/DE/Publikationen/Aufsaezte_Archiv/2015_06_MethodenUndVerfahren.pdf. Zugegriffen: 20. März 2017.
- Teltemann, Janna, Simon Dabrowski, und Michael Windzio. 2015. Räumliche Segregation von Familien mit Migrationshintergrund in deutschen Großstädten: Wie stark wirkt der

- sozioökonomische Status? *Kölner Zeitschrift für Soziologie und Sozialpsychologie* 67(1): 83–103.
- Tivadar, Mihai. 2019. OasisR: An R Package to bring some order to the world of segregation measurement. *Journal of Statistical Software* 89(7): 1–39.
- Winke, Tim. 2018. Being close to ethnic peers: The formation of ethnic residential clustering from a household perspective. *Journal of Ethnic and Migration Studies* 44(11): 1932–1953.
- Wong, David W. S. 2009. The Modifiable Areal Unit Problem (MAUP). In *The Sage handbook of spatial analysis*, Hrsg. A. S. Fotheringham und P. Rogerson, 105–124. Los Angeles: Sage.