

Neumann, Uwe; Schaffner, Sandra; Eilers, Lea

**Research Report**

## Bedeutung finanzieller Grundkompetenzen aus regionaler Perspektive. Gefördert durch die Dr. Josef und Brigitte Pauli-Stiftung

RWI Projektberichte

**Provided in Cooperation with:**

RWI – Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung, Essen

*Suggested Citation:* Neumann, Uwe; Schaffner, Sandra; Eilers, Lea (2019) : Bedeutung finanzieller Grundkompetenzen aus regionaler Perspektive. Gefördert durch die Dr. Josef und Brigitte Pauli-Stiftung, RWI Projektberichte, RWI - Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung, Essen

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/222358>

**Standard-Nutzungsbedingungen:**

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

**Terms of use:**

*Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.*

*You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.*

*If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.*



Projektbericht

Uwe Neumann  
Sandra Schaffner  
Lea Eilers

RWI – Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung

## **Bedeutung finanzieller Grundkompetenzen aus regionaler Perspektive**

**gefördert durch die Dr. Josef und Brigitte Pauli-Stiftung**

18. Dezember 2019

**Dr. Josef und Brigitte Pauli-Stiftung**



# Impressum

---

## Herausgeber:

RWI – Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung  
Hohenzollernstraße 1-3 | 45128 Essen, Germany

Postanschrift:

Postfach 10 30 54 | 45030 Essen, Germany

Fon: +49 201-81 49-0 | E-Mail: [rwi@rwi-essen.de](mailto:rwi@rwi-essen.de)  
[www.rwi-essen.de](http://www.rwi-essen.de)

Vorstand

Prof. Dr. Christoph M. Schmidt (Präsident)

Prof. Dr. Thomas K. Bauer (Vizepräsident)

Dr. Stefan Rumpf (administrativer Vorstand)

© RWI 2019

Der Nachdruck, auch auszugsweise, ist nur mit Genehmigung des RWI gestattet.

## RWI Projektbericht

Schriftleitung: Prof. Dr. Christoph M. Schmidt

Gestaltung: Daniela Schwindt, Magdalena Franke, Claudia Lohkamp

**Bedeutung finanzieller Grundkompetenzen  
aus regionaler Perspektive**

gefördert durch die Dr. Josef und Brigitte Pauli-Stiftung

18. Dezember 2019

*Wir danken Sophia Völker für ihre Unterstützung bei der Projektarbeit.*

# Projektbericht

---

RWI – Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung

## **Bedeutung finanzieller Grundkompetenzen aus regionaler Perspektive**

gefördert durch die Dr. Josef und Brigitte Pauli-Stiftung

18. Dezember 2019

## Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung.....	7
1. Hintergrund und Aufgabenstellung.....	8
2. Überschuldung der Privathaushalte als Kennzeichen regionaler Disparitäten? Aktuelle Untersuchungsergebnisse.....	9
3. Finanzielle Grundkompetenzen und innerstädtische Segregation – Forschungsstand und Forschungsfragen.....	10
3.1 Zunahme räumlicher Ungleichheiten?.....	10
3.2 Zunahme der Segregation im Ruhrgebiet?.....	11
3.3 Forschungsfragen.....	12
4. Finanzielle Grundkompetenzen im lokalen und regionalen Kontext – räumliche Verteilungsmuster.....	13
4.1 Datengrundlage.....	13
4.2 Räumliche Verteilungsmuster des Zahlungsausfallrisikos – innerstädtische Variation.....	14
4.3 Disparitäten des Zahlungsausfallrisikos – die Ballungsräume im Vergleich.....	20
4.4 Bevölkerungsentwicklung und Schulerfolge in Nordrhein-Westfalen.....	25
5. Lokale Häufungen von Kreditausfallrisiken im Kontext innerstädtischer Segregation – eine empirische Analyse.....	30
5.1 Methodisches Vorgehen.....	30
5.2 Dimensionsreduktion durch Faktorenanalyse.....	34
5.3 Regressionsanalyse für räumliche Koinzidenz einer Häufung der Kreditausfallwahrscheinlichkeit mit Segregationsmerkmalen deutscher Ballungsräume.....	36
5.4 Räumlich-ökonomische Analyse für räumliche Autokorrelation im Basismodell.....	43
5.5 Hedonisches Modell der Immobilienpreisentwicklung im Kontext des lokalen Kreditausfallrisikos.....	49
6. Ergebnisse und Schlussfolgerungen.....	57
6.1 Ausmaß der Unterschiede im Auftreten von Zahlungsschwierigen zwischen den Nachbarschaften deutscher Ballungsräume.....	57
6.2 Sind lokale Häufungen von Zahlungsschwierigen ein Problem einzelner Nachbarschaften oder sind größere Stadtgebiete betroffen?.....	58
6.3 Zusammentreffen einer Häufung von Kreditausfallrisiken mit anderen Merkmalen der Segregation.....	59
6.4 Immobilienmarkteffekte einer lokalen Häufung von Kreditausfallrisiken?.....	59
6.5 Welche Besonderheiten kennzeichnen das Ruhrgebiet und legen lokale Kontextfaktoren finanzieller Grundkompetenzen hier gezielte Fördermaßnahmen nahe?.....	60
Literaturverzeichnis.....	63
Datenquellen.....	65

## Verzeichnis der Tabellen und Schaubilder

Tabelle 1	Statistische Merkmale ausgewählter Ballungsräume .....	23
Tabelle 2	Häufigkeitsverteilung hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit auf der Ebene von 1 km <sup>2</sup> -Rastern in ausgewählten Ballungsräumen .....	23
Tabelle 3	Häufigkeitsverteilung hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit auf der Ebene von 1 km <sup>2</sup> -Rastern in ausgewählten Städten von Nordrhein-Westfalen .....	24
Tabelle 4	Merkmalsreduktion für Analyse der Determinanten hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit – Hauptkomponentenanalyse, Varimaxrotation.....	36
Tabelle 5	Determinanten des Kreditausfallrisikos in deutschen Ballungsräumen .....	37
Tabelle 6	Determinanten des Kreditausfallrisikos im Ruhrgebiet .....	39
Tabelle 7	Determinanten des Kreditausfallrisikos im Rheinland NRW .....	40
Tabelle 8	Determinanten des Kreditausfallrisikos in Nordrhein-Westfalen und in den NRW-Ballungsräumen .....	41
Tabelle 9	Determinanten des Kreditausfallrisikos in Essen .....	42
Tabelle 10	Determinanten des Kreditausfallrisikos in Düsseldorf .....	43
Tabelle 11	Hohes Kreditausfallrisiko: Local Moran's I für räumliche Autokorrelation .....	44
Tabelle 12	Determinanten des Kreditausfallrisikos.....	48
Tabelle 13	Durchschnittliche Preise für Wohnungsmieten, Eigentumswohnungen und Ein- und Zweifamilienhäuser .....	49
Tabelle 14	Determinanten der Immobilienpreise (in €/m <sup>2</sup> ) – hedonische Preisschätzung, alle Ballungsräume, 2009-2016.....	51
Tabelle 15	Determinanten der Mietpreise (in €/m <sup>2</sup> ) – hedonische Preisschätzung, 2009- 2016 .....	52
Tabelle 16	Determinanten der Mietpreise (in €/m <sup>2</sup> ) in ausgewählten Städten von Nordrhein-Westfalen– hedonische Preisschätzung, 2009-2016 .....	53
Tabelle 17	Preisdeterminanten der Eigentumswohnungen (in €/m <sup>2</sup> ) – hedonische Preisschätzung, 2009-2016 .....	54
Tabelle 18	Preisdeterminanten der Eigentumswohnungen (in €/m <sup>2</sup> ) in ausgewählten Städten von Nordrhein-Westfalen– hedonische Preisschätzung, 2009-2016 .....	55
Tabelle 19	Preisdeterminanten der Ein- und Zweifamilienhäuser (in €/m <sup>2</sup> Wohnfläche) – hedonische Preisschätzung, 2009-2016 .....	56
Tabelle 20	Preisdeterminanten der Ein- und Zweifamilienhäuser (in €/m <sup>2</sup> ) in ausgewählten Städten von Nordrhein-Westfalen– hedonische Preisschätzung, 2009-2016 .....	57

Abbildung 1	Wanderungsbilanzen des Ruhrgebiets im Vergleich .....	12
Abbildung 2	Kaufkraft in Teilräumen der Städte Essen, Frankfurt/Main und Hamburg .....	15
Abbildung 3	Bevölkerungsanteil im hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit in Essen, Frankfurt/Main und Hamburg .....	15
Abbildung 4	Ausgewählte Ballungsräume .....	17
Abbildung 5	Bevölkerungsanteil im hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit in Teilräumen des Ruhrgebiets.....	18
Abbildung 6	Bevölkerungsanteil im hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit in Teilräumen der Region Rhein/Main.....	19
Abbildung 7	Bevölkerungsanteil im hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit in Teilräumen der Region München .....	20
Abbildung 8	Häufigkeitsverteilung hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit auf der Ebene von 1 km <sup>2</sup> -Rastern in ausgewählten Ballungsräumen .....	21
Abbildung 9	Häufigkeitsverteilung hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit auf der Ebene von 1 km <sup>2</sup> -Rastern in ausgewählten Ballungsräumen – nach Bevölkerung gewichtet.....	22
Abbildung 10	Anteil der Einwohner über 65 Jahre nach 1km <sup>2</sup> Kilometer in NRW .....	26
Abbildung 11	Anteil der Einwohner über 65 Jahre in NRW nach Bevölkerungsfortschreibung .....	27
Abbildung 12	Erwartete Veränderung des Bevölkerungsanteils der Kinder zwischen 6 und 10 Jahren bis zum Jahr 2030 nach Bevölkerungsfortschreibung.....	28
Abbildung 13	Übergangsrate (Schuljahr 2018/2019) von Grundschulen in NRW auf das Gymnasium.....	29
Abbildung 14	Räumliche Autokorrelation hoher Kreditausfallrisiken im Ruhrgebiet .....	45
Abbildung 15	Räumliche Autokorrelation hoher Kreditausfallrisiken im Rheinland NRW.....	46
Abbildung 16	Räumliche Autokorrelation hoher Kreditausfallrisiken in der Region Hamburg.....	47

### Kurzfassung

Die Untersuchung geht den räumlichen Unterschieden im Aufkommen von Kreditausfallrisiken der Privathaushalte in deutschen Ballungsräumen nach. Zahlungsschwierigkeiten sind eine gravierende Auswirkung persönlicher Fehlentscheidungen und können auf mangelnde finanzielle Grundkompetenzen zurückzuführen sein. Die Kernfragen sind, ob durch räumliche Häufungen von Haushalten mit Zahlungsschwierigkeiten unerwünschte Nachbarschaftseffekte auftreten, die den dort lebenden Personen den Zugang zu wichtigen Finanzkompetenzen zusätzlich erschweren und ob das Ruhrgebiet in dieser Hinsicht besondere Probleme aufweist. Datengrundlage sind sozioökonomische Daten auf der Ebene von 1 km<sup>2</sup>-Rastern (RWI-GEO-GRID) sowie Mikrodaten des Internetportals ImmobilienScout24 (RWI-GEO-RED) für sechs deutsche Ballungsräume (Ruhrgebiet, Rheinland NRW, Rhein/Main, Berlin/Brandenburg, Hamburg und München). Außerdem werden Daten zu Übergängen zwischen Grundschule und Gymnasium als auch die kleinräumige Bevölkerungsfortschreibung (RWI-GEO-GRID-POP-Forecast) herangezogen.

Im Kern des Ruhrgebiets hat sich der Untersuchung zu Folge eine Zone von Nachbarschaften mit hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit gebildet, die die inneren Bereiche aller Städte von Duisburg im Westen bis Dortmund im Osten umfasst. Auch in den Siedlungskernen der anderen Ballungsräume sind Häufungen von Zahlungsschwierigkeiten erkennbar. Die Bildung einer großen, stadtübergreifenden Teilregion mit hohem Ausfallrisiko ist im Vergleich zu den anderen Regionen eine Besonderheit des Ruhrgebiets.

Regressionsmodelle unter Einbeziehung aller Ballungsräume und Erhebungsjahre (2005 und 2009-2016) zeigen auf, dass lokale Häufungen des Kreditausfallrisikos in erster Linie innerstädtische Nachbarschaften mit hoher Bevölkerungsdichte, hohem Anteil von Personen im Erwerbsalter und hohem Ausländeranteil betreffen. Neu ist ein Anstieg der Ausfallrisiken in Stadtgebieten, in denen gleichzeitig die Zahl der Kinder zunimmt. Dies könnte in den betreffenden Nachbarschaften die Chancen zum Erwerb finanzieller Grundkompetenzen verschlechtern und zeigt, dass sich die lokalen Kontextfaktoren zur Erlangung dieser Kompetenzen verändern. Analysen der Immobilienmärkte mit Hilfe hedonischer Preisschätzungen zeigen zudem auf, dass eine lokale Häufung von Kreditausfallrisiken mit erheblichen Preisminderungen bei Wohnungsmieten sowie Kaufpreisen für Eigentumswohnungen und Ein- und Zweifamilienhäuser verbunden ist.

Somit spricht vieles dafür, dass die lokale Ballung von Haushalten mit Zahlungsproblemen ein Kennzeichen von Segregationsprozessen ist, die für die dort lebende Bevölkerung nachteilige Nachbarschaftseffekte mit sich bringen. Anstrengungen sind insbesondere erforderlich, um die Bildungschancen von Kindern und Jugendlichen in den entsprechenden Stadtteilen zu verbessern. Darüber hinaus haben zahlreiche Studien aufgezeigt, dass es vielen Erwachsenen an Kompetenzen mangelt, um im eigenen Sinne vorteilhafte Finanzentscheidungen zu treffen. Insbesondere in Stadtgebieten mit gehäuften Kreditausfallrisiken, wie beispielsweise im Kernraum des Ruhrgebiets, ist ein Bedarf an Bildungsinitiativen zu erkennen, deren Ziel es sein muss, die erforderliche Wissensaneignung zu unterstützen.



## 1. Hintergrund und Aufgabenstellung

Das moderne Wirtschaftsleben stellt zunehmende Anforderungen an den Wissensstand und die Entscheidungsfähigkeit der einzelnen Bürger. Bei Geldanlage und Alterssicherung eröffnen sich den einzelnen Anlegern vielfältige neue Möglichkeiten des Zugangs zu den Finanzmärkten und deren (bisweilen recht komplexen) Produkten. Daraus ergibt sich eine wachsende Eigenverantwortung für finanzielle Entscheidungen, trotz aller Versuche, den Einzelnen durch Maßnahmen der Regulierung vor Fehlern zu bewahren.

Aus dieser Sicht verleihen erst digitale, ökonomische und finanzielle Grundkompetenzen die Fähigkeit, ökonomisch relevante Informationen zu verarbeiten, die eigene Lage realistisch einzuschätzen, und daraus informierte Entscheidungen abzuleiten. Zu den drastischsten Konsequenzen mangelnder Grundkompetenzen gehören falsche Bildungsentscheidungen, eine unzureichende Vorsorge für das Alter und Überschuldungsrisiken. Fehlende Grundkompetenzen gehen daher häufig mit dem Gefühl eines fremdbestimmten Lebens einher und wirken somit zusätzlich als Hemmnisse für persönliche Entfaltung und Lebensglück. Gezielte Maßnahmen können im Prinzip den Teil des Humankapitals ausbauen, welcher zur Vorbeugung vor finanziellen Fehlentscheidungen benötigt wird. Doch bevor diese entworfen werden können, müssen zunächst das Ausmaß der Defizite und deren Prävalenz in Teilen der Bevölkerung empirisch ermittelt und die ursächlichen Zusammenhänge hinter den Defiziten erforscht werden.

In der Literatur zu finanziellen Grundkompetenzen wird darauf hingewiesen, dass ein geringes finanzielles Basiswissen unter anderem die Wahrscheinlichkeit suboptimaler Entscheidungen in Bezug auf das Sparverhalten und die Kreditaufnahme erhöht (Lusardi und Mitchel 2014, Lusardi, Mitchell und Mitchel 2017). Im Rahmen der vorliegenden Studie rückt die regionale Perspektive finanzieller Grundkompetenzen in den Mittelpunkt. Ausgangspunkt ist das in vorliegenden Forschungsergebnissen festgestellte Ergebnis, dass Wissenslücken im Bereich der finanziellen Grundkompetenzen sehr weit verbreitet sind. Bislang wurde jedoch selten hinterfragt, welche gesellschaftlichen Zusammenhänge das Finanzwissen über die Schulbildung hinaus beeinflussen und welche Bedeutung dabei unter Umständen regionale Zusammenhänge spielen. Im Folgenden wird untersucht, ob angesichts der räumlichen Segregation nach demographischen Merkmalen wie Alter, Einkommen und Nationalität eine lokale Häufung finanzieller Fehlentscheidungen festzustellen ist. Zu diesem Zweck werden unter anderem Informationen der Unternehmensgruppe Creditreform über das Kreditausfallrisiko der Privathaushalte ausgewertet, die in den Datenbeständen des Forschungsdatenzentrums Ruhr am RWI auf der Ebene von 1 km<sup>2</sup>-Rastern im Datensatz RWI-GEO-GRID zur Verfügung stehen.

Die Studie untersucht in diesem Zusammenhang, welche Merkmale der Bevölkerungsstruktur und welche Eigenschaften des Wohnumfeldes einen besonders engen Zusammenhang mit dem lokalen Kreditausfallrisiko aufweisen. Für das Ruhrgebiet stellt sich in besonderem Maße die Frage, ob und inwieweit eine übermäßige Verschuldung der Privathaushalte, soweit sie sich auf bestimmte Stadtteile konzentriert, als regionales Hemmnis bei der Bewältigung des fortlaufenden Strukturwandels einzustufen ist. Entsprechende Daten liegen für das Jahr 2005 sowie als jährliche Zeitreihe seit dem Jahr 2009 für die Bundesrepublik insgesamt vor, so dass den zeitlichen Veränderungen der räumlichen Variation des Kreditausfallrisikos im Ruhrgebiet und in Vergleichsregionen nachgegangen werden kann. Sollte für das Ruhrgebiet eine stärkere räumliche Konzentration von Verschuldungsproblemen festgestellt werden, wäre dies ein Anhaltspunkt für regionale Schwerpunktlegungen bei möglichen (bildungs-)politischen Anstrengungen.

### 2. Überschuldung der Privathaushalte als Kennzeichen regionaler Disparitäten? Aktuelle Untersuchungsergebnisse

Ein essenzieller Anteil aller Deutschen gilt als überschuldet. Als überschuldet gelten hierbei jene, welche die Summe der fälligen Zahlungsverpflichtungen mit hoher Wahrscheinlichkeit über einen längeren Zeitraum nicht begleichen können bzw. höhere zu leistende Gesamtausgaben als Einnahmen zu verbuchen haben. Mit Hilfe von Überschuldungsquoten, die den Anteil der Personen mit sogenannten „Negativmerkmalen“ im Verhältnis zu allen Personen ab 18 Jahren abbilden, kann die Überschuldung in ihrer geographischen Verteilung dargestellt werden.

Negativmerkmale umfassen juristische Sachverhalte aus amtlichen Schuldnerverzeichnissen, die auf eine Überschuldung hindeuten (Nichtabgabe der Vermögensauskunft und Privatinsolvenzen), unstrittige Inkasso-Fälle von Creditreform gegenüber Privatpersonen und „nachhaltige Zahlungsstörungen“. Nachhaltige Zahlungsstörungen werden bei mindestens zwei vergeblichen Mahnungen mehrerer Gläubiger registriert. Die Speicherung der Daten ist durch die EU-Datenschutzgrundverordnung (EU-DSGVO), Art. 6, Abs. 1f geregelt. Zwei Formen von Überschuldung werden im Schuldneratlas voneinander unterschieden. Als Fälle mit „hoher“ Überschuldungsintensität gelten solche mit Eintragungen in amtlichen Schuldnerverzeichnissen sowie Privatinsolvenzen. Nachhaltige Zahlungsstörungen (s.o.) werden dagegen als Fälle mit „geringer Überschuldungsintensität“ eingestuft.

Den Berechnungen von Creditreform (2018) zu Folge waren im Jahr 2018 insgesamt etwa 10% der Einwohner im Alter von über 18 Jahren in Deutschland überschuldet. Die Zahl der insgesamt verschuldeten Personen (ca. 6,9 Millionen) hatte sich gegenüber dem Vorjahr nicht wesentlich verändert, allerdings war die Zahl der Fälle mit hoher Überschuldungsintensität (ca. 4,1 Millionen im Jahr 2018) gegenüber dem Vorjahr um gut 2% zurückgegangen, die Zahl der Personen mit geringer Überschuldungsintensität (ca. 2,8 Millionen) dagegen um fast 4% angestiegen.

Die auf Basis der Summe beider Überschuldungsformen ermittelte Überschuldungsquote lag im Zeitraum seit 2004 in den Jahren vor der Wirtschafts- und Finanzkrise deutlich über 10%, bei maximal knapp 10,9% im Jahr 2007. Im Krisenjahr 2009 lag sie bei 9,1% und stieg seitdem wieder kontinuierlich bis auf gut 10% im Jahr 2016 an und blieb dann in den Jahren 2017 und 2018 weitgehend stabil. In den kreisfreien Städten liegt die Quote (dort aktuell 12,2%) höher als in den Landkreisen (knapp 9%).

Ganz offensichtlich variiert die Neigung zur Verschuldung stark mit dem Alter. So sind den Berechnungen von Creditreform (2018) zu Folge aktuell 13,5% der Personen im Alter von 18 bis unter 30 verschuldet, 18,6% der 30- bis 40- und 13,1% der 40- bis 50-jährigen. Dagegen sind es nur 8,9% der Altersgruppe 50-60, 5,7% der Gruppe 60-70 und nur 2% der Altersgruppe ab 70. Allerdings nimmt aktuell offenbar die „Altersüberschuldung“ zu. Von 2017 auf 2018 stieg in der Altersgruppe über 70 die Überschuldungsquote um 0,5 Prozentpunkte an (was angesichts des insgesamt geringen Anteils überschuldeter Personen in dieser Altersgruppe einem Anstieg der Verschuldungsfälle um gut ein Drittel entspricht). In den Alterskategorien zwischen 40 und 70 nahm die Überschuldungsquote ebenfalls leicht zu, in den Altersgruppen unter 40 dagegen leicht ab.

Vom aktuellen Rückgang der „harten“ Überschuldung in Form von Privatinsolvenzen profitieren nach Angaben von Creditreform (2018) vor allem mittlere Einkommensgruppen, während dies unteren Einkommensschichten seltener gelingt. Den Anstieg der „weichen“ Verschuldung, d.h. Personen, die trotz Mahnungen verschiedener Gläubiger ihren Zahlungsverpflichtungen nicht nachkommen, führen die Autoren des „Schuldneratlas“ dagegen auf eine gestiegene Konsumneigung im Zuge des allgemeinen Wirtschaftsaufschwungs der vergangenen Jahre seit 2011 zurück.

Im regionalen Ranking weisen die südostdeutschen Regionen mit den PLZ-Gebieten 8 und 9 (vorwiegend Bayern und Thüringen) 2018 mit 7,6% die niedrigsten Überschuldungsquoten auf, die westdeutschen PLZ-Regionen 4 und 5 (vorwiegend NRW und Rheinland-Pfalz) dagegen die Höchsten (11,4%). In Ostdeutschland (PLZ-Regionen 0 und 1) liegt die Quote bei 10,8%, in Norddeutschland (PLZ-Gebiete 2 und 3) bei 10,7% und in den südwestdeutschen PLZ-Gebieten 6 und 7 bei 9,3%. Als „Brennpunkt“ mit hohen Überschuldungsraten erkennt der Schuldneratlas das Ruhrgebiet. So gehören Herne mit 18,1%, Gelsenkirchen (17,9%) und Duisburg (17,2%) aktuell zu den Städten mit den höchsten Anteilen verschuldeter Personen. Zudem sind die Städte Herne, Hamm und Hagen in der Gruppe mit der stärksten Zunahme der Überschuldungsquote seit 2004. Unter den deutschen Großstädten mit mehr als 400.000 Einwohnern weisen Duisburg (17,2%), Dortmund (14,4%) und Essen (14,0%) die höchsten Überschuldungsquoten auf. Auch in den Großstädten Berlin (12,4%), Düsseldorf (12,1%), Köln (11,8%) und Frankfurt am Main (10,6%) liegen die Quoten über dem Bundesdurchschnitt.

Die Überschuldung der Privathaushalte ist somit überwiegend ein großstädtisches Phänomen, das deutliche Zusammenhänge mit regionalen Strukturmerkmalen erkennen lässt. Im Ruhrgebiet tritt ein besonders hoher Anteil überschuldeter Personen als Merkmal der Strukturschwäche sehr deutlich in Erscheinung. Der folgende Abschnitt arbeitet heraus, welche konkreten Forschungsfragen angesichts regionaler und demographischer Kontextfaktoren hinsichtlich möglicher Einflüsse kleinräumiger Segregation auf finanzielle Grundkompetenzen und Finanzentscheidungen privater Haushalte abzuleiten sind.

### **3. Finanzielle Grundkompetenzen und innerstädtische Segregation – Forschungsstand und Forschungsfragen**

#### **3.1 Zunahme räumlicher Ungleichheiten?**

Die Forschung über das Ausmaß der innerstädtischen Segregation und die zur räumlichen Trennung führenden Prozesse erhielt in den 1980er Jahren neue Impulse durch eine sogenannte „Polarisierungshypothese“. Mehrere Autoren gingen davon aus, dass es im Zusammenhang mit der Verlagerung der Schwerpunkte wirtschaftlicher Aktivität von der Industrie zu den Dienstleistungen und durch die weltweite Mobilität von Unternehmen und Personen zu verstärkten Einkommensungleichheiten kommen würde. Über die Wohnstandortwahl könnte sich die erwartete Einkommenspolarisierung auf die Niveauunterschiede zwischen Wohngebieten auswirken (Friedmann 1986; Sassen 1991). Diese Annahmen wurden in der Literatur sehr kontrovers diskutiert und mehrere Jahrzehnte später ist keineswegs eindeutig geklärt, ob ein allgemeiner Trend zur Zunahme der Segregation zwischen städtischen Wohngebieten in Industrienationen besteht, welche Mechanismen im Einzelnen zur räumlichen Trennung führen und ob und inwiefern durch die Segregation neue Herausforderungen an das (stadt)politische Handeln entstehen (Hamnett 1994, Samers 2002, Maloutas und Fujita 2012, Musterd, Marcińczak, van Ham und Tummaru 2015).

Die Befürchtung, dass sich Ungleichheiten im Zuge des rasch weiter fortschreitenden wirtschaftlichen Wandels über räumliche Disparitäten verstärken könnten, ist angesichts des digitalen Wandels und aktueller Miet- und Immobilienpreisanstiege in Großstädten weiterhin begründet. Verschiedene Studien stellen fest, dass beispielsweise in städtischen Regionen der USA die Einkommensungleichheit in den 1970er und 1980er Jahren zunahm, dass sich diese Divergenz jedoch in den 1990er Jahren verlangsamte (Watson, 2009) oder sogar umkehrte (Massey und Fisher, 2003). In jüngerer Zeit ist die Ungleichheit Zensus-Auswertungen zu Folge zwischen sehr hohen und sehr niedrigen Einkommen in den USA – gemessen am Verhältnis zwischen dem 90. und dem 10. Perzentil innerhalb der Einkommensverteilung – erheblich angestiegen (von 10,6 im Jahr 2001 auf 12,6 in 2017).

Die Disparität zwischen dem Median und den niedrigeren Einkommen (gemessen durch das 50./20-Verhältnis) ist jedoch stabil geblieben (d.h. das 20. Perzentil bleibt bei etwa 0,4 des Medians) (Fontenot, Semaga und Kollar, 2018).

Ein auf die Arbeit von Charles Tiebout (1956) zurückgehender Forschungszweig befasst sich mit der Frage, inwieweit Eigenschaften der Nachbarschaften Wohnstandortentscheidungen und somit Segregationsprozesse beeinflussen, die in diesem Zusammenhang auch als „Tiebout Sorting“ bezeichnet werden (Anderson 2007, Rosenthal und Ross 2015). In den vergangenen Jahrzehnten haben viele Studien solche „Nachbarschaftseffekte“ (Wilson 1987) auf räumliche Segregationsprozesse belegt (Kuminoff, Smith und Timmins 2013).

Auf dem Weg zum digitalisierten Arbeitsmarkt sind viele Routineaufgaben der Gefahr der Automatisierung ausgesetzt, da die Kosten für Computertechnologie weiter abnehmen. Um auf dem Arbeitsmarkt zukünftig bestehen zu können, werden Arbeitnehmer ein hohes Maß an Flexibilität, Kreativität, Problemlösungsfähigkeit und komplexen Kommunikationsfähigkeiten aufweisen müssen, um ihren Stellenwert angesichts einer fortschreitenden Automatisierung vieler beruflicher Tätigkeiten zu behaupten (Autor, Levy und Murnane 2003). Bachmann, Cim und Green (2019) zeigen für Deutschland, dass die Arbeitsplatzstabilität für Beschäftigte, die hauptsächlich automatisierbare Tätigkeiten ausüben, in den vergangenen vier Jahrzehnten deutlich gesunken, ihre Wahrscheinlichkeit, arbeitslos zu werden im Zuge dessen dagegen erheblich zugenommen hat. Diese Entwicklungen dürften sich insbesondere auf die Haushaltsbudgets von gering qualifizierten Arbeitskräften auswirken, bei denen die Wohnausgaben eine herausragende Rolle spielen (Backhaus, Gebers und Schröder 2015). Da Mieten und Preise für Wohnimmobilien erheblich zwischen Regionen und Stadtteilen variieren, könnten die zu erwartenden zunehmenden Unterschiede der Arbeitsplatzstabilität und Einkommen in engem Zusammenhang mit der Wohnortwahl und daher mit der Segregation von Wohngebieten stehen (Behrens, Pokrovsky und Zhelobodko 2018).

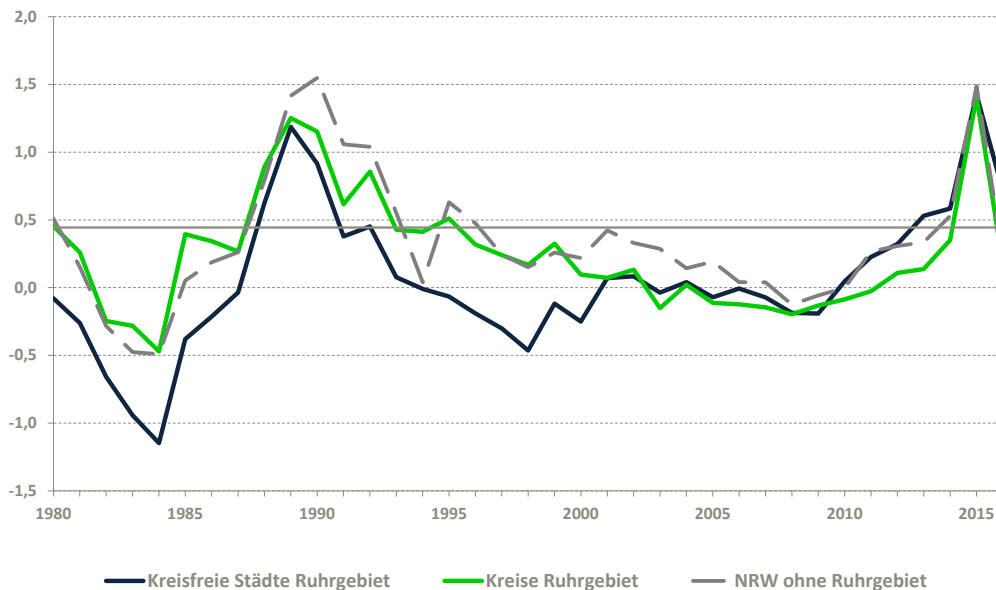
### **3.2 Zunahme der Segregation im Ruhrgebiet?**

Für das Ruhrgebiet, das bereits während des wirtschaftlichen Strukturwandels der vergangenen Jahrzehnte erhebliche Anpassungsschwierigkeiten an veränderte Rahmenbedingungen erkennen ließ, dürfte auch der kommende digitale Wandel gerade für Personen mit niedrigem Bildungsstand kaum eine Verbesserung ihrer Perspektiven mit sich bringen. Neben Veränderungen auf dem Arbeitsmarkt spielen für die Entwicklung regionaler Disparitäten insbesondere Wanderungsbewegungen eine zentrale Rolle. Die Bevölkerungsentwicklung des Ruhrgebiets war bis in die 1980er- Jahre hinein stark durch Wanderungsverluste, sowohl in Form arbeitsplatzbedingter Fernwanderungen als auch durch eine Stadt-Umland-Wanderung in die nähere Umgebung gekennzeichnet. Die kreisfreien Städte verzeichneten dabei stärkere Wanderungsverluste als die Landkreise (Abbildung 1). Ende der 1980er-/Anfang der 1990er- Jahre kam es im Ruhrgebiet, wie in der Bundesrepublik insgesamt, zu starken Wanderungsgewinnen in Folge des Mauerfalls und Zuzugs von (Spät-)Aussiedlern sowie von Flüchtlingen angesichts der Kriegsereignisse im ehemaligen Jugoslawien.

In der zweiten Hälfte der 1990er- Jahre wiesen die Städte des Ruhrgebiets wieder eine negative, die Landkreise eine positive Wanderungsbilanz auf. Ab dem Jahr 2000 ist die Wanderungsbilanz in den Landkreisen und kreisfreien Städten in etwa ausgeglichen, seit 2010 überwiegen die Zuzüge wieder gegenüber den Fortzügen, und zwar in den Städten in höherem Maße als in den Landkreisen.

Im Zeitraum von 2010 bis 2014, d.h. vor Beginn der aktuellen Flüchtlingszuwanderung, fand insgesamt ein verstärkter Zuzug in die Großstädte im Kernraum des Ruhrgebiets statt. Die Landkreise, die lange Zeit als Wohnort von Familien mit Kindern bevorzugt worden waren, nun aber im Vergleich zu den Kernstädten geringere Wanderungsgewinne verzeichnen, durchlaufen aktuell einen besonders rasch fortschreitenden demografischen Wandel.

Abbildung 1  
**Wanderungsbilanzen des Ruhrgebiets im Vergleich**  
 1980 bis 2016; Zuzüge - Fortzüge in % Bevölkerung



*Eigene Berechnungen nach Angaben von IT.NRW (2019)*

Im Zuge der verstärkten Flüchtlingszuwanderung verzeichneten im Jahr 2015 alle Landesteile einen hohen Zuzug, der jedoch 2016 – bei weiterhin positiver Wanderungsbilanz – überwiegend deutlich zurückging. Somit dürfte der demografische Alterungsprozess im Zuge der aktuellen Zuwanderung eher vorübergehend abgeschwächt worden sein. Angesichts des fortschreitenden wirtschaftlichen und demografischen Wandels kann es im Kernraum des Ruhrgebiets, aber auch in rasch alternden Nachbarschaften der Ballungsrandzone, zu einer verstärkten Segregation in Bezug auf berufliche Tätigkeiten, Bildung, Einkommen, Herkunft, Familienstruktur und Alter kommen. Da finanzielle Grundkompetenzen und Finanzentscheidungen deutlich nach diesen demografischen Merkmalen variieren, könnte es zu den Folgen der auf die Segregation zurückgehenden Nachbarschaftseffekte gehören, dass auch finanzielle Fehlentscheidungen dort stärker zunehmen, wo es im nachbarschaftlichen Umfeld an entsprechenden Kompetenzen und Rollenvorbildern fehlt.

### 3.3 Forschungsfragen

Die folgende empirische Untersuchung geht in diesem Zusammenhang folgenden Fragestellungen nach:

1. Wie stark und hinsichtlich welcher räumlicher Muster variiert die Häufigkeit von Zahlungsschwierigkeiten – als Merkmal finanzieller Fehlentscheidungen – innerhalb von Städten auf der Ebene kleinräumiger Nachbarschaften?
2. Kommt eine räumliche Ballung von überschuldeten Haushalten eher in einzelnen Nachbarschaften vor oder bilden sich innerhalb von Ballungsräumen größere Zonen, in denen eine Häufung von Zahlungsschwierigkeiten in einem Quartier auch auf erhöhte Überschuldungsquoten in Nachbarquartieren schließen lässt?
3. Welche Zusammenhänge weist das Auftreten mangelnder finanzieller Grundkompetenzen mit anderen Merkmalen der innerstädtischen Segregation auf und inwieweit ist von einer Bedeutungszunahme regionaler und lokaler Kontextfaktoren auszugehen?

4. Inwieweit lassen Preisentwicklungen auf den Immobilienmärkten der Ballungsräume auf eine zunehmende räumliche Segregation überschuldeter Haushalte sowie auf unerwünschte Nachbarschaftseffekte einer lokalen Häufung von Haushalten mit Zahlungsproblemen schließen?
5. Inwieweit unterscheidet sich das Ruhrgebiet hinsichtlich der Bedeutung lokaler Kontextfaktoren finanzieller Grundkompetenzen von anderen Ballungsräumen und welche Rückschlüsse sind hinsichtlich möglicher räumlich fokussierter Fördermaßnahmen abzuleiten?

#### **4. Finanzielle Grundkompetenzen im lokalen und regionalen Kontext – räumliche Verteilungsmuster**

##### **4.1 Datengrundlage**

Datenquelle sind sozioökonomische Daten auf Rasterebene (RWI-GEO-GRID), die vom Forschungszentrum Ruhr am RWI (FDZ Ruhr) aufbereitet und zur Verfügung gestellt werden. Von zentraler Bedeutung für das Forschungsprojekt sind neben Daten zum Gebäudebestand, zur Alters- und Haushaltsstruktur, zum Ausländeranteil, zur Arbeitslosigkeit und zur Kaufkraft insbesondere Daten zum Zahlungsindex.

Die Variable Zahlungsindex beschreibt die statistische Wahrscheinlichkeit von Zahlungsausfällen der Haushalte in Deutschland. Es erfolgt eine jährliche Einteilung der Haushalte in neun Risikoklassen. Jede dieser Klassen umfasst 11,11 Prozent der Haushalte in Deutschland. In den folgenden Auswertungen wird die Zugehörigkeit zu einer der beiden obersten Klassen als besonders risikoreich eingeschätzt. Ein Gebiet ist entsprechend besonders betroffen, wenn mehr als 22,22 Prozent ein besonders hohes Kreditausfallrisiko aufweisen. Die Klassen werden durch ein Scoringverfahren ermittelt, in das u. a. Negativmerkmale des Verbandes der Vereine Creditreform, sowie Informationen über Alters- und Familienstruktur, Wohnumfeld etc. einfließen. Die wichtigste Grundlage bildet der Anteil der Haushalte mit Zahlungsproblemen. Alle Angaben sind gemäß den Vorgaben des Datenschutzes anonymisiert. Die Datenerhebung erfolgt durch die microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, Neuss.

Die durch die Firma microm berechnete Kreditausfallwahrscheinlichkeit dürfte somit in einem bestimmten Jahr über den Werten der in Abschnitt 2 erläuterten Berechnungen der Creditreform-Vereine zur Überschuldungsquote der Privathaushalte liegen (s.o.). Die Angaben zur Überschuldungsquote bilden bereits festgestellte „harte“ und „weiche“ Zahlungsschwierigkeiten ab. Die Daten zur Kreditausfallwahrscheinlichkeit stellen dagegen das Ergebnis einer Schätzung auf Basis der Creditreform-Informationen dar.

Datenbasis eines weiteren Untersuchungsbausteins ist ein Datensatz, RWI-GEO-RED, der auf Daten beruht, die dem FDZ Ruhr durch den Internetanbieter ImmobilienScout24 zur Verfügung gestellt werden. Die Daten umfassen die Miet- und Kaufangebote von Häusern und Wohnungen auf dem Internetportal, zu denen neben den Charakteristika der Immobilien insbesondere Informationen zu den Angebotspreisen und Mieten der Objekte zur Verfügung stehen. Der in der folgenden Analyse verwendete Datensatz umfasst den Zeitraum von 2009 bis 2016. Da die Daten die Adresse des angebotenen Objekts enthalten, konnten sie durch das FDZ Ruhr georeferenziert werden. Dies ermöglichte es dem Projektteam, den Datensatz RWI-GEO-RED unter Wahrung des Datenschutzes - mit den oben beschriebenen Daten des RWI-GEO-GRID zu verknüpfen.

Schließlich konnten von IT.NRW Daten über die Übergänge von den Grundschulen auf weiterführende Schulen auf Einzelschulebene für das Schuljahr 2018/19 (Stichtag: 15.10.2018) in Nordrhein-Westfalen bezogen werden. Diese im Rahmen einer Sonderauswertung erstellten Daten beinhalten alle Grundschulen in NRW sowie deren Schülerinnen und Schüler, die zum abgelaufenen Schuljahr

auf eine weiterführende Schule gewechselt sind. Hier ist die Zahl der Schülerinnen und Schüler für jede Grundschule bekannt sowie Name und Nummer der jeweiligen Schule. Die Schulnummern konnten dann den Points of Interest des Bundesamtes für Kartographie und damit auch einer genauen Geokoordinate zugeordnet werden. Anhand von Interpolationsverfahren wurde dann für jeden Quadratkilometer berechnet, wie hoch die Übergangsrate der Schülerinnen und Schüler ist, wenn sie die nächste oder eine der nächstgelegenen Grundschule besuchen. Dabei wurden die Werte der einzelnen Schulen abhängig von der Entfernung zum Quadratkilometer berücksichtigt.<sup>1</sup>

#### **4.2 Räumliche Verteilungsmuster des Zahlungsausfallrisikos – innerstädtische Variation**

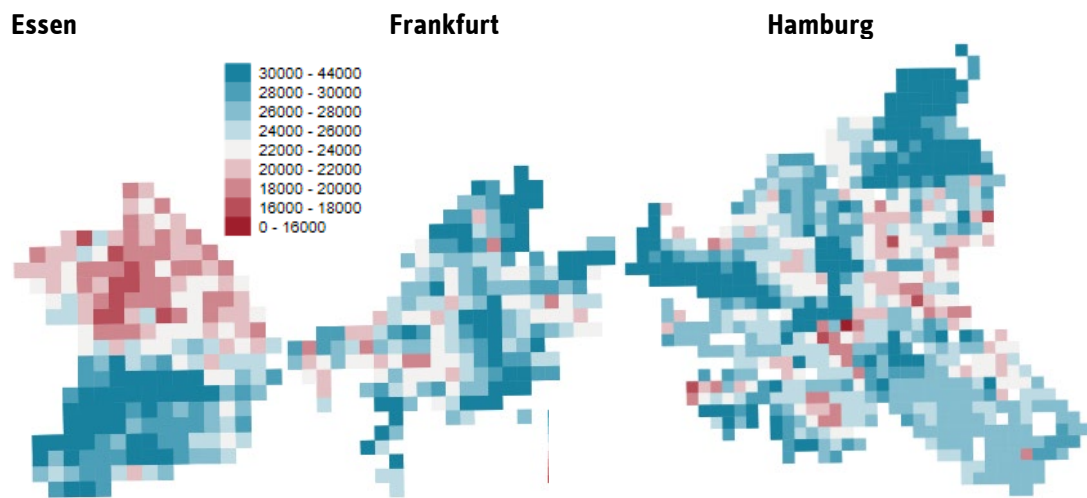
Statistische Auswertungen legen einen engen Zusammenhang zwischen dem lokalen Kreditausfallrisiko und verschiedenen Merkmalen der Bevölkerungs- bzw. Sozialstruktur nahe (s. Abschnitt 4.3). Vor einer vertiefenden Analyse wird in diesem Abschnitt zunächst die räumliche Verteilung des Zahlungsausfallrisikos dargestellt. Abbildung 2 verdeutlicht für Essen sehr deutlich die für das Ruhrgebiet insgesamt geltende Nord-Süd-Differenzierung, welche für verschiedene Merkmale in Erscheinung tritt. Die Kartendarstellung bildet die durchschnittliche Kaufkraft der Wohnbevölkerung innerhalb der 1 km<sup>2</sup>-Raster ab (wobei eine dunkle Blaufärbung eine hohe und eine dunkle Rotfärbung eine niedrige Kaufkraft repräsentiert). Abbildung 3 stellt den Anteil der Haushalte mit hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit dar (wobei eine dunkle Rotfärbung einer hohen Ausfallwahrscheinlichkeit entspricht).

---

<sup>1</sup> Es wurden Schulen im Umkreis bis zu 4 km berücksichtigt. So konnten alle bewohnten Quadratkilometer in NRW abgedeckt werden. Die Ergebnisse waren stabil, wenn auch Schulen bis zu 8 km berücksichtigt wurden. Die Berücksichtigung der einbezogenen Schulen war bei mehreren Schulen umgekehrt proportional zur Entfernung.

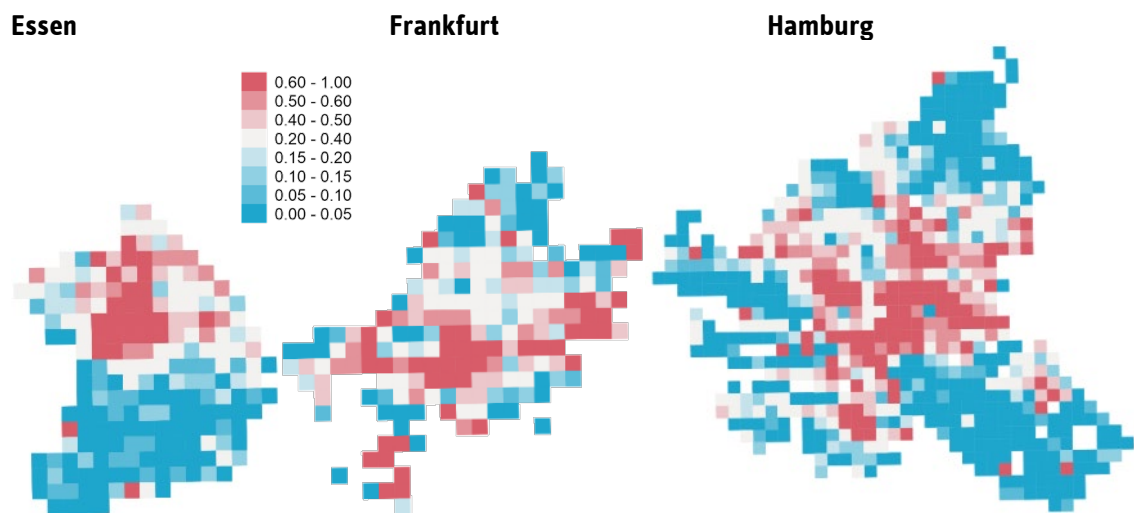


Abbildung 2  
**Kaufkraft in Teilräumen der Städte Essen, Frankfurt/Main und Hamburg**  
2016, in Euro pro Einwohner



Eigene Darstellung auf Basis von RWI-GEO-GRID.

Abbildung 3  
**Bevölkerungsanteil im hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit in Essen, Frankfurt/Main und Hamburg**  
2016



Eigene Darstellung auf Basis von RWI-GEO-GRID.

In Essen ist die Kaufkraft im südlichen Teil des Stadtgebiets sehr hoch, während die Ausfallwahrscheinlichkeit überwiegend im nördlichen Stadtgebiet hohe Werte aufweist. In Frankfurt und Hamburg weisen Teilräume in der Nähe der jeweiligen Stadtzentren hohe Anteile von Haushalten mit hohem Ausfallrisiko auf. In Hamburg ist gleichzeitig ein Rand-Kern-Gefälle der Kaufkraft festzustellen, d.h. die Kaufkraft der Wohnbevölkerung ist im Durchschnitt überwiegend in den Randbereichen deutlich höher als im Zentrum. In Frankfurt liegt eine besondere Konzentration hoher Kaufkraft am nördlichen Stadtrand, in Taunusrandlage vor. Es überlagern sich jedoch im Zentrum auch teilweise



hohe Anteile von kaufkräftigen Haushalten mit hohem Anteil von Haushalten mit hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit.

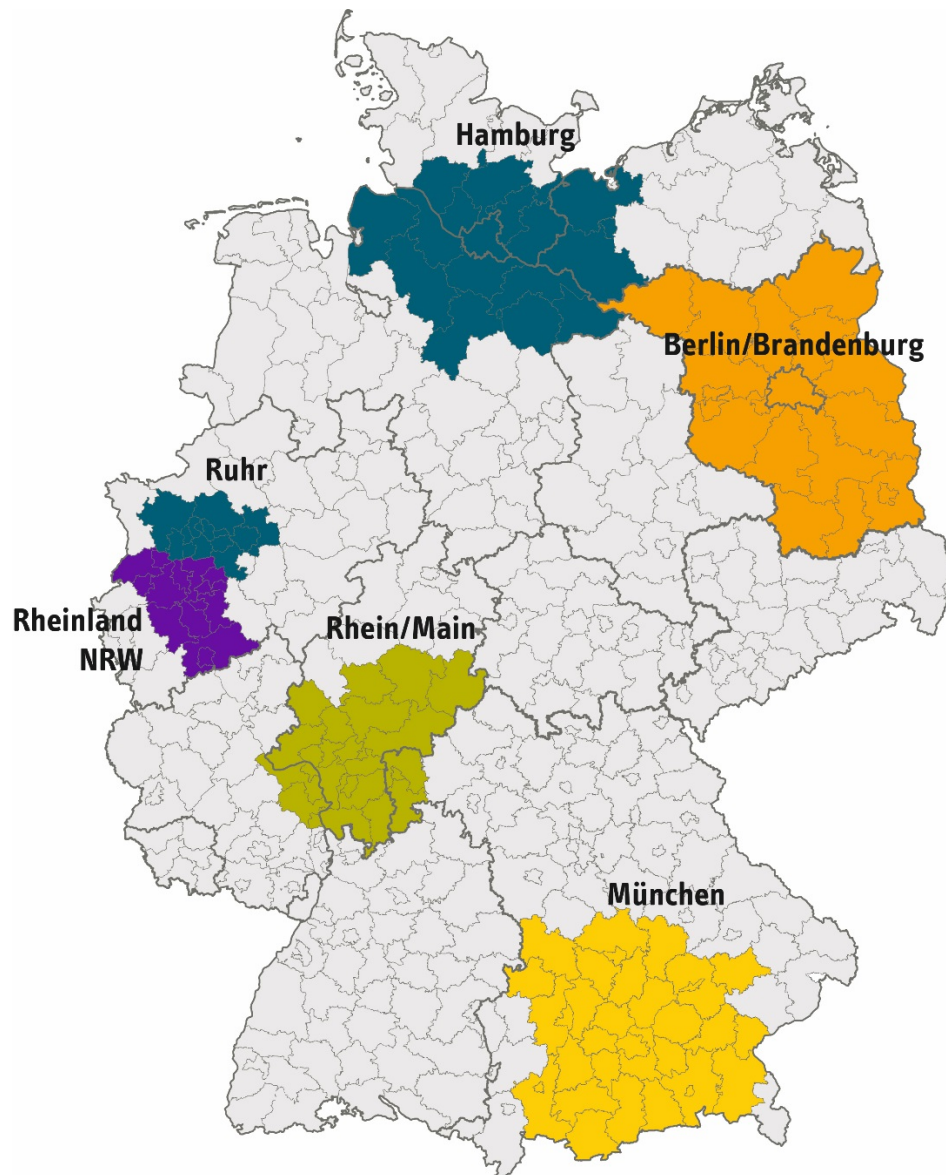
In Folge steigender Immobilienpreise und damit zunehmender Kreditsummen in der Immobilienfinanzierung zeigt sich deutschlandweit ein Trend von höherem Kreditausfallrisiko in Regionen mit stark steigenden Häuserpreisen. Das Ausfallrisiko ist im Laufe des vergangenen Jahrzehnts in den Städten gestiegen und auf dem Land gesunken (Creditreform 2018). Im Folgenden wird untersucht, ob und inwiefern das Ruhrgebiet sowie ausgewählte Städte Nordrhein-Westfalens im Regionalvergleich Besonderheiten hinsichtlich der Höhe des Kreditausfallsrisikos sowie der Zusammenhänge der Kreditausfallwahrscheinlichkeit mit anderen Merkmalen kleinräumiger Nachbarschaften erkennen lassen. Als räumliche Einheiten für den überregionalen Vergleich werden Ballungsräume in Anlehnung an die Abgrenzungen des Initiativkreises Europäische Metropolregionen (IKM) festgelegt. Der IKM definierte im Auftrag der Ministerkonferenz für Raumordnung (MKRO) Ballungsräume für Planungszwecke (BMVBS und BBR (Hrsg.) 2007) und passt diese Definitionen in einem fortlaufenden Diskussionsprozess mit Akteuren der Raumplanung an veränderte räumliche Strukturen an (Pütz 2016).

Die in diesem Zusammenhang definierte Rhein-Ruhr-Region konzentriert sich stark auf den dicht besiedelten Ballungskernraum in Nordrhein-Westfalen. In anderen Regionen, z.B. in Berlin/Brandenburg, Hamburg und München, wird den jeweiligen Ballungsräumen dagegen ein weit größeres und weniger dicht besiedeltes Gebiet als Randzone zugeordnet (Budde und Neumann 2019). Für die Zwecke der vorliegenden Untersuchung ist eine relativ weiträumige Zuordnung umliegender Kreise zu den Kernräumen der anderen Ballungsräume sinnvoll, da etwa bei einheitlicher Definition nach der Bevölkerungsdichte alle anderen Ballungsräume eine deutlich geringere Gesamtbevölkerung aufweisen würden als die Rhein-Ruhr-Region. Um darüber hinaus in der Größe vergleichbare Regionen zu betrachten, wird innerhalb der Metropolregion Rhein-Ruhr zwischen den Teilräumen Ruhr und Rheinland NRW unterschieden, wofür zudem relativ deutliche Unterschiede der Wirtschafts- und Bevölkerungsstruktur dieser Teilräume sprechen.

Abbildung 4 stellt die räumliche Abgrenzung dar und die Tabellen 1 und 2 fassen wesentliche Merkmale der Ballungsräume im Vergleich zusammen. Abbildung 5 (s.u.) zeigt auf, dass die am Beispiel von Essen feststellbare Süd-Nord-Differenzierung hinsichtlich der Kreditausfallwahrscheinlichkeit für das Ruhrgebiet insgesamt gilt, wobei sich Haushalte mit hoher Ausfallwahrscheinlichkeit vor allem in den Stadtzentren ballen.

Abbildung 4  
Ausgewählte Ballungsräume

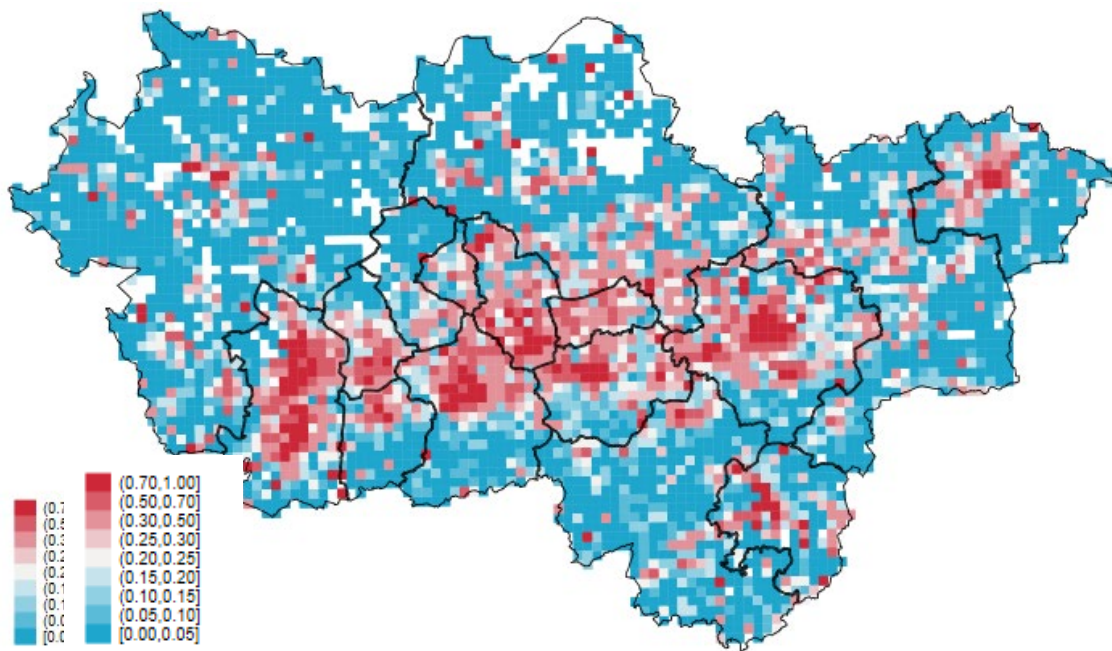
---



---

Eigene Darstellung nach Angaben in BMVBS und BBR (Hrsg.) (2007) und Pütz (2016).

Abbildung 5  
**Bevölkerungsanteil im hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit in Teilräumen des Ruhrgebiets**  
 2016



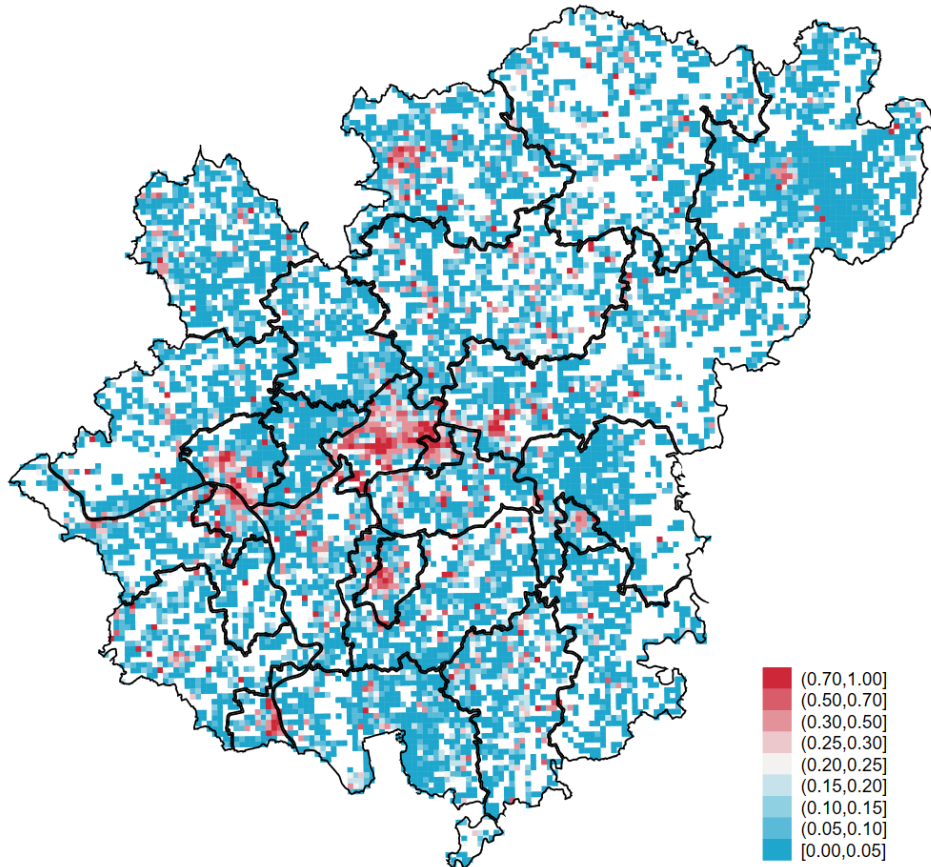
*Eigene Darstellung auf Basis von RWI-GEO-GRID*

Duisburg stellt als Auswirkung der geografischen Lage dieser Stadt eine Besonderheit dar. Große Industriegebiete haben sich entlang des gesamten Rheinuferes angesiedelt. Unmittelbar benachbarte Quartiere der hier konzentrierten Stahlindustrie – sowohl im südlichen als auch im nördlichen Stadtgebiet – weisen in der Regel ein verhältnismäßig niedriges Einkommensniveau und offenbar gleichzeitig ein relativ hohes Kreditausfallrisiko auf.

Das charakteristische Süd-Nord-Gefälle des Haushaltseinkommens innerhalb der Kernstädte des Ruhrgebiets ist eine mit der Besiedelungsgeschichte im Zuge der Nordwanderung des Steinkohlenbergbaus zusammenhängende Besonderheit des Ruhrgebiets. Daraus ergibt sich ein Streifen von West nach Ost durch die nördliche Mitte des Ruhrgebiets. Im Ruhrgebiet wird jedoch wie in den anderen Ballungsräumen, hier beispielhaft für die Rhein/Main-Region und die Region München dargestellt (vgl. Abbildungen 5-7), eine Konzentration von Haushalten mit hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit in bzw. in der Nähe der Stadtzentren deutlich. So treten im nördlichen Kernraum des Ruhrgebiets Teilräume hervor, in denen über 70% aller Haushalte eine hohe Kreditausfallwahrscheinlichkeit prognostiziert wird. In Gelsenkirchen konzentrieren sich diese Haushalte in Teilgebieten in der Nähe des Zentrums, während der Anteil von Haushalten mit hohem Ausfallrisiko weiter nördlich geringer ist (mit Ausnahme einer weiteren Konzentration in den Stadtteilen Scholven und Hassel am nördlichen Stadtrand).

In der Region Rhein/Main weisen im gesamten Stadtgebiet von Frankfurt sowie insbesondere im Grenzbereich Frankfurt/Offenbach viele Haushalte eine hohe Kreditausfallwahrscheinlichkeit auf, außerdem in den Zentren der anderen kreisfreien Städte (Aschaffenburg, Darmstadt, Mainz, Wiesbaden, Worms) sowie in größeren Kreisstädten (Gießen, Fulda) (Abbildung 6).

Abbildung 6  
Bevölkerungsanteil im hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit in Teilräumen der Region  
Rhein/Main  
2016

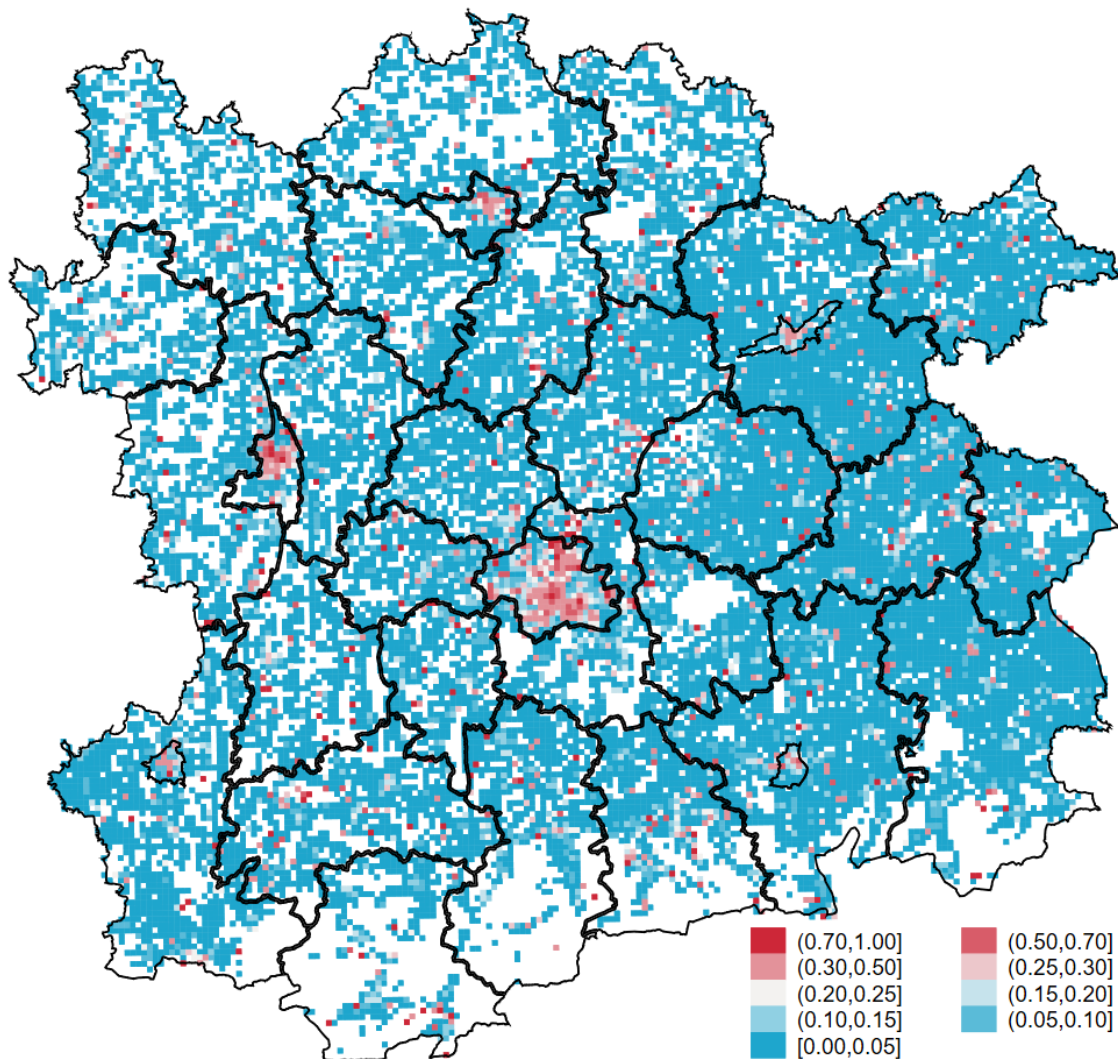


*Eigene Darstellung auf Basis von RWI-GEO-GRID.*

In der Region München treten räumliche Konzentrationen von Haushalten mit hohem Ausfallrisiko vor allem im Stadtgebiet von München und in anderen größeren Städten (Augsburg, Ingolstadt) auf. Darüber hinaus können in der Region München einzelne Gebiete mit höheren Anteilen von Haushalten mit hohem Ausfallrisiko beobachtet werden, die relativ weit über die Gesamtregion, ohne weitere räumliche Ballung verstreut sind (Abbildung 7). Insgesamt wird in der Region München weit weniger Haushalten eine hohe Kreditausfallwahrscheinlichkeit zugeordnet als in anderen Regionen (im Jahr 2016 nur 5%, gegenüber beispielsweise 8% in der Region Rhein/Main, 11% in Hamburg und 16% im Ruhrgebiet, vgl. Tabelle 2).



Abbildung 7  
**Bevölkerungsanteil im hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit in Teilräumen der Region München**  
 2016



Eigene Darstellung auf Basis von RWI-GEO-GRID

#### 4.3 Disparitäten des Zahlungsausfallrisikos – die Ballungsräume im Vergleich

Gliedert man die 1 km<sup>2</sup>-Gebiete der Untersuchungsregionen in 20 Gruppen im Abstand von jeweils 5% in Bezug auf den Anteil an Haushalten mit hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit, so fallen die Gebiete mit unter 5% Ausfallwahrscheinlichkeit im Ruhrgebiet und im Rheinland NRW mit jeweils 40% deutlich weniger stark ins Gewicht als in den anderen Regionen. Am höchsten ist der Anteil von Gebieten mit sehr geringer Anzahl von Haushalten mit Zahlungsschwierigkeiten erwartungsgemäß in München (über 70%) (Abbildung 8).

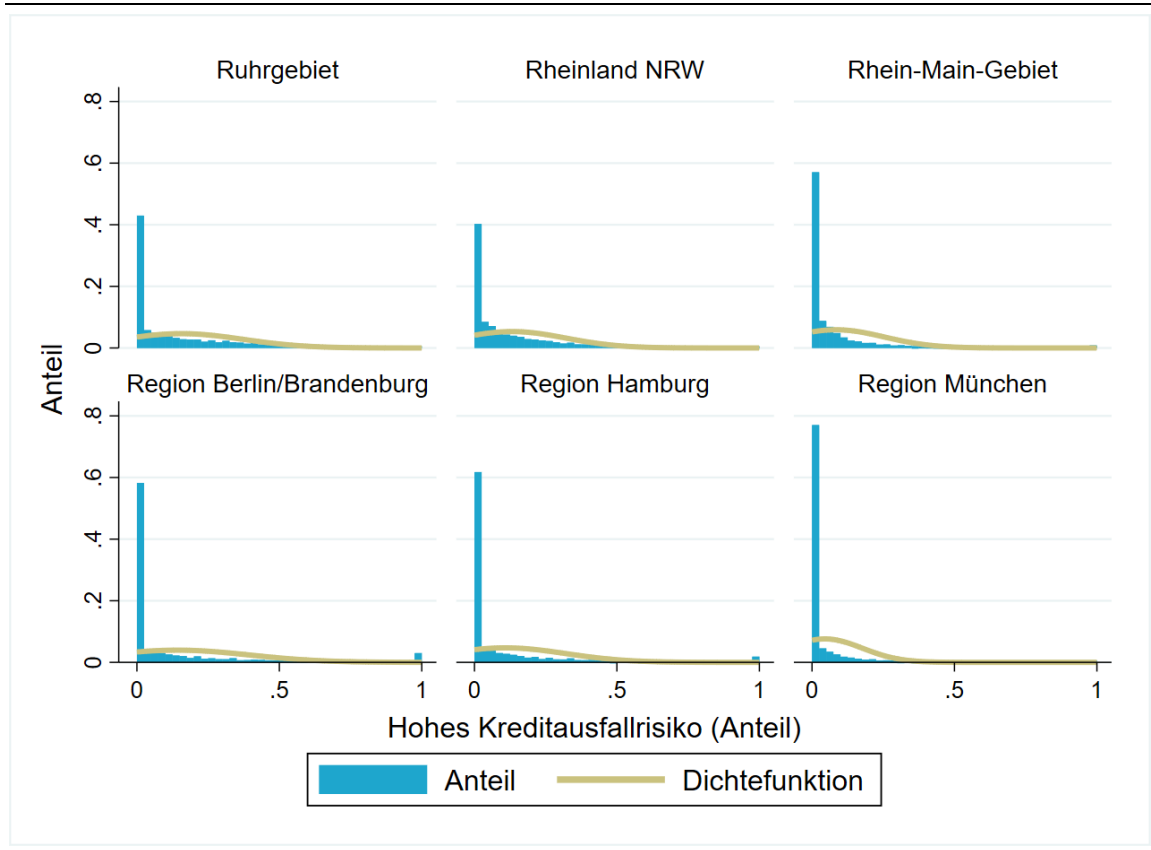
Bei im Durchschnitt höherer Ausfallwahrscheinlichkeit als im Rheinland NRW (17% gegenüber 13% im Jahr 2016) ist der Anteil von Gebieten mit relativ geringem Anteil an Haushalten mit Zahlungsproblemen (d.h. mit unter 50% der Haushalte in Zahlungsschwierigkeiten) im Ruhrgebiet deutlich niedriger als im Rheinland NRW, im Rhein/Main-Gebiet und vor allem in der Region München. In der entsprechenden Darstellung in Abbildung 8 tritt die Häufigkeitsverteilung der Ausfallwahrscheinlichkeit daher im Ruhrgebiet als weniger „rechtsschief“ auf als in den Regionen Rheinland NRW, Rhein/Main und München. Dies liegt vor allem daran, dass es im Ruhrgebiet weniger Gebiete

mit sehr geringem Anteil von Haushalten mit Zahlungsschwierigkeiten gibt. Durch das insgesamt höhere Niveau tritt das Gefälle zwischen Gebieten mit starker und geringer Häufung von Ausfallrisiken etwas weniger deutlich in Erscheinung als in anderen Regionen.

Abbildung 8

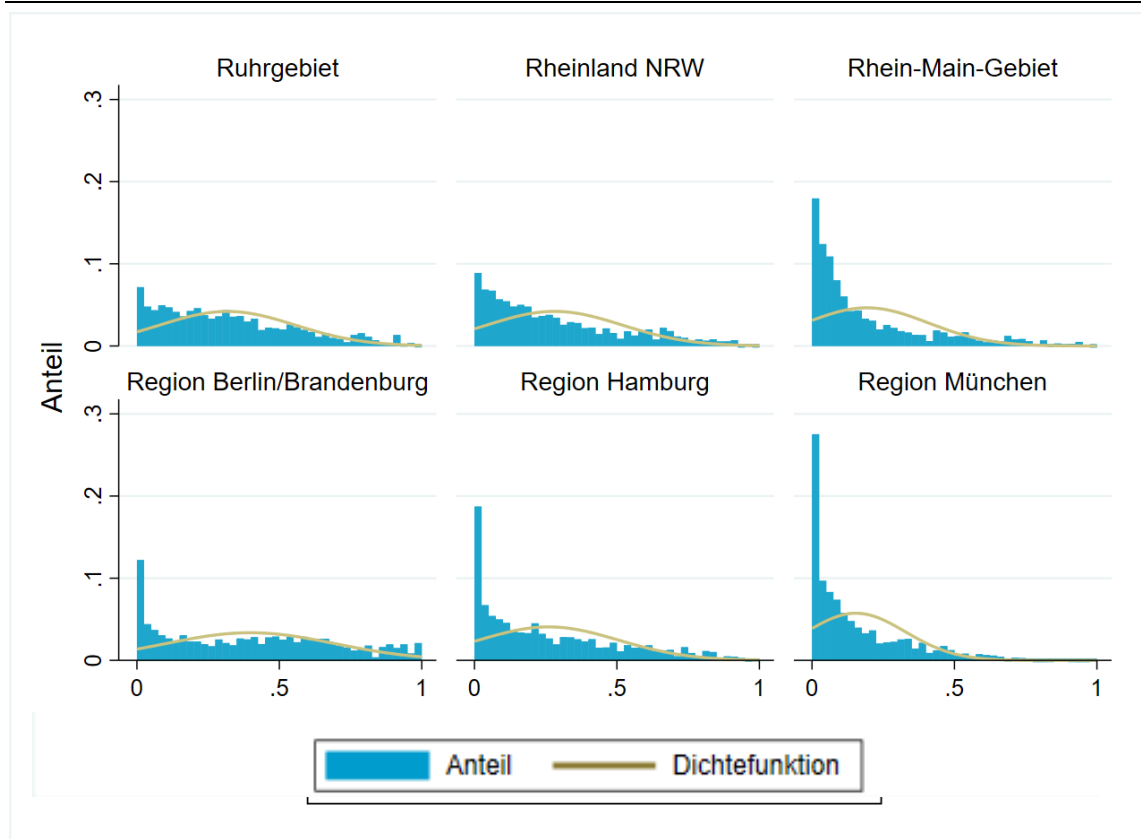
### Häufigkeitsverteilung hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit auf der Ebene von 1 km<sup>2</sup>-Rastern in ausgewählten Ballungsräumen

2016



Eigene Darstellung auf Basis von RWI-GEO-GRID.

Abbildung 9  
**Häufigkeitsverteilung hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit auf der Ebene von 1 km<sup>2</sup>-Rastern in ausgewählten Ballungsräumen – nach Bevölkerung gewichtet**  
 2016



*Eigene Darstellung auf Basis von RWI-GEO-GRID.*

Ein insgesamt niedrigeres Niveau an Ausfallwahrscheinlichkeit bei gleichmäßigerer räumlicher Verteilung der betroffenen Haushalte mit hoher Ausfallwahrscheinlichkeit innerhalb der Regionen ist in Berlin/Brandenburg und der Region Hamburg zu beobachten. Allerdings treten in diesen beiden Regionen stärkere räumliche Konzentrationen von Haushalten mit sehr hoher Ausfallwahrscheinlichkeit in kleineren Gebieten auf, in denen mehr als 95% der Haushalte mit Zahlungsschwierigkeiten zu rechnen haben.

In Abbildung 9 wird die Verteilung der Ausfallwahrscheinlichkeiten gewichtet nach Bevölkerung dargestellt. Hier lassen sich deutliche Unterschiede zwischen den Regionen erkennen. Sowohl im Ruhrgebiet als auch im Rheinland ist der Anteil der Regionen mit sehr wenig gefährdeten Haushalten (unter 5%) deutlich auf unter 10% zurückgegangen und die Verteilung hat sich nach rechts verschoben. In den Regionen mit hohen Anteilen großer Ausfallrisiken wohnen besonders viele Menschen. Zwar ist diese Verschiebung für alle Regionen zu beobachten, aber deutlich weniger ausgeprägt. Insbesondere in der Region München wohnen fast 30% der Einwohner in einer Nachbarschaft mit weniger als 5% Anteil von Haushalten mit hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit.

Wie erläutert sind die Regionen Ruhrgebiet und Rheinland NRW vor allem in Bezug auf ihre Gesamtbevölkerung (über 5 Millionen) mit den anderen Ballungsräumen in unserer Untersuchung vergleichbar (Tabelle 1).

Tabelle 1  
**Statistische Merkmale ausgewählter Ballungsräume**  
 2016

	Bevölkerung insgesamt	Mittelwert (Ebene 1 km <sup>2</sup> -Raster)				Beob.
		davon				
		Bevölkerung	Ausl.	Alter <15	Alter >65	
Ruhrgebiet	5.111.204	1.224	0,07	0,13	0,22	4.167
Rheinland NRW	5.833.199	1.251	0,08	0,14	0,21	4.661
Rhein/Main	5.684.662	667	0,08	0,13	0,21	8.461
Berlin	6.005.062	446	0,03	0,12	0,23	13.452
Hamburg	5.295.133	307	0,03	0,13	0,21	17.250
München	5.990.789	350	0,06	0,14	0,19	17.100

*Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-GRID.*

Tabelle 2  
**Häufigkeitsverteilung hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit auf der Ebene von 1 km<sup>2</sup>-Rastern in ausgewählten Ballungsräumen**  
 2011 und 2016

	2011		2016		Beob.
	Mittelwert	Standardabw.	Mittelwert	Standardabw.	
Ruhrgebiet	0,20	0,22	0,16	0,21	4.167
Rheinland NRW	0,17	0,20	0,13	0,19	4.639
Rhein/Main	0,12	0,19	0,08	0,17	8.449
Berlin	0,21	0,30	0,14	0,25	13.247
Hamburg	0,17	0,26	0,11	0,21	17.031
München	0,08	0,18	0,05	0,13	16.977

*Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-GRID.*



Tabelle 3  
**Häufigkeitsverteilung hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit auf der Ebene von 1 km<sup>2</sup>-Rastern in ausgewählten Städten von Nordrhein-Westfalen 2011 und 2016**

	2011		2016		Beob.
	Mittelwert	Standardabw.	Mittelwert	Standardabw.	
Dortmund	0,47	0,25	0,47	0,27	279
Düsseldorf	0,37	0,27	0,40	0,28	206
Duisburg	0,47	0,30	0,48	0,31	217
Essen	0,41	0,27	0,40	0,28	212
Köln	0,42	0,26	0,46	0,27	362

*Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-GRID.*

Allerdings konzentrieren sich die so definierten Ballungsräume in Nordrhein-Westfalen – angelehnt an die entsprechenden Kategorisierungen für Raumordnungszwecke (s.o.) – auf deutlich dichter besiedelte Ballungskernräume und kleinere Gebiete (unter 5.000 km<sup>2</sup>) als in den anderen Bundesländern (so umfassen die Regionen Hamburg und München jeweils über 17.000 km<sup>2</sup>). In Bezug auf ausgewählte Merkmale der Bevölkerungsstruktur (Ausländeranteil, Bevölkerungsanteil unter 5 und über 65 Jahre) weist das Ruhrgebiet hinsichtlich der auf der 1 km<sup>2</sup>-Rasterebene berechneten Durchschnittswerte vor allem eine hohe Ähnlichkeit mit dem Rheinland NRW und der Region Rhein/Main auf. In den Regionen Berlin/Brandenburg und Hamburg ist der Ausländeranteil geringer als im Ruhrgebiet (im Durchschnitt 3% gegenüber 7%), die Region München ist etwas „jünger“, d.h. der Anteil der Einwohner über 65 ist geringer (19% gegenüber 22%).

Die Kreditausfallwahrscheinlichkeit ist zwischen 2011 und 2016 – offenbar im Zusammenhang mit der wirtschaftlichen Erholung nach der Wirtschafts- und Finanzkrise von 2008/2009 – in allen Regionen insgesamt zurückgegangen (Tabelle 2). 2016 lag sie im Schnitt im Ruhrgebiet mit 16% der Haushalte am höchsten, in München mit 5% am niedrigsten. Die Standardabweichung in Bezug auf den Anteil von Haushalten mit starken Zahlungsproblemen auf der Ebene der 1 km<sup>2</sup>-Raster verzeichnet in der Region München ebenfalls den geringsten Wert (0,13 gegenüber 0,21 im Ruhrgebiet), d.h. bei geringerem Niveau treten in der Region München auch geringere räumliche Ungleichgewichte auf, trotz einer etwas stärker „rechtsschiefen“ Verteilung mit starker Dominanz von Gebieten, in denen fast überhaupt keine Zahlungsschwierigkeiten auftreten (s.o.) – es gibt dort auch verhältnismäßig wenig Gebiete, in denen Zahlungsschwierigkeiten häufig vorkommen.

In den fünf größten Städten von Nordrhein-Westfalen liegt der Anteil von Haushalten mit Zahlungsschwierigkeiten im Durchschnitt jeweils weit über dem Niveau der Regionen Ruhrgebiet und Rheinland NRW und verzeichnete von 2011 bis 2016 keinen Rückgang (Tabelle 3). Die Durchschnittswerte der Städte in Bezug auf den Haushaltsanteil mit Zahlungsschwierigkeiten auf der 1 km<sup>2</sup>-Rasterebene variieren zwischen 40% in Düsseldorf und Essen (2016) und 47% in Dortmund bzw. 48% in Duisburg bei einer Standardabweichung um 30% in allen Städten. Ganz offensichtlich treten Zahlungsschwierigkeiten weit häufiger im Kernraum der Ballungsgebiete auf, wobei sich die größten Städte des Ruhrgebiets in dieser Hinsicht grundsätzlich nicht von denen des Rheinlands in NRW unterscheiden.

Die Untersuchung der räumlichen Variation des Zahlungsausfallrisikos der Privathaushalte auf Basis des Scoring-Verfahrens der Firma microm legt nahe, dass ein starker Zusammenhang zwischen dem Anteil überschuldeter bzw. in dieser Hinsicht gefährdeter Haushalte und Merkmalen der regionalen Prosperität besteht, wobei in allen Regionen die räumliche Häufung der Überschuldung offenbar ein Verstärkermerkmal ist, d.h. vor allem in den zentralen Teilen der Großstädte auftritt. Das Verschuldungsniveau eines Ballungsraums oder einer Großstadt allein lässt noch nicht auf das

Ausmaß der innerstädtischen Ungleichheiten zwischen kleinräumigen Gebietseinheiten schließen. So sind lokale Häufungen von Haushalten mit hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit im Ruhrgebiet über das Gebiet des Ballungsraums gleichmäßiger verteilt als im Rheinland Nordrhein-Westfalens und in der Region Rhein/Main.

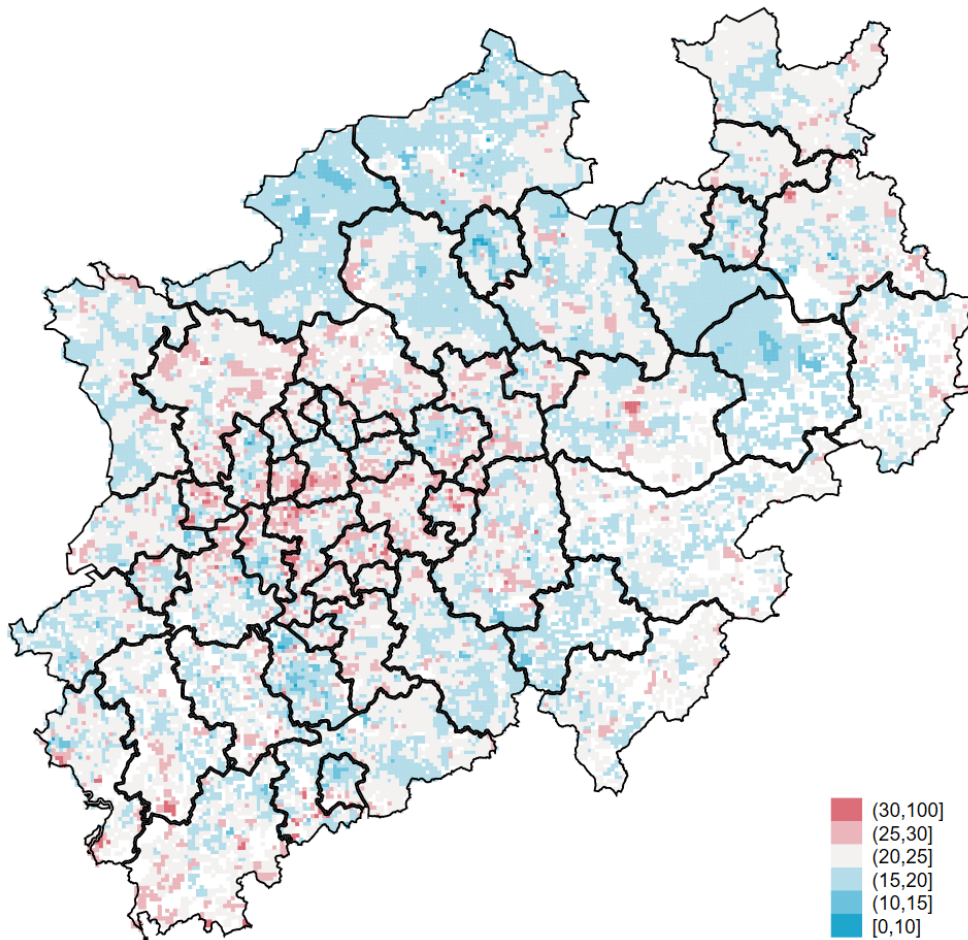
In Berlin sind die Haushalte in Bezug auf den Grad ihrer Wahrscheinlichkeit von Zahlungsschwierigkeiten räumlich weitgehend noch gleichmäßiger verteilt als im Ruhrgebiet. Allerdings fallen in Berlin und Hamburg wie erläutert zugleich stärker einerseits solche „Extremfälle“ ins Gewicht, in denen weniger als 5% der Bevölkerung mit hoher Wahrscheinlichkeit Zahlungsschwierigkeiten zu erwarten haben, und andererseits solche Gebiete, in denen über 95% der Bevölkerung betroffen sein dürften.

Der folgende Abschnitt untersucht im Detail, welche Merkmale der räumlichen Segregation mit der lokalen Häufung von Kreditausfallwahrscheinlichkeiten zusammenhängen, welcher Grad an räumlicher Ballung von Zahlungsschwierigkeiten vorliegt und ob und inwieweit sich auf den Immobilienmärkten eine verstärkte Segregation abzeichnet, die auf eine Bedeutungszunahme lokaler Kontextfaktoren schließen lässt.

#### **4.4 Bevölkerungsentwicklung und Schulerfolge in Nordrhein-Westfalen**

Der demografische Wandel wirkt sich auf alle Teile Deutschlands aus. Der Anteil der Rentnerinnen und Rentner wird immer größer, insbesondere in den kommenden Jahren, wenn die sogenannten Babyboomer in Rente gehen. Gleichzeitig sind die Geburtenraten in den vergangenen Jahren gestiegen und durch zusätzliche Einwanderung werden die Schülerzahlen teilweise steigen, was zu Lehrermangel führen kann, wie einige Prognosen und Studien zeigen.

Abbildung 10  
Anteil der Einwohner über 65 Jahre nach 1km<sup>2</sup> Kilometer in NRW  
2018

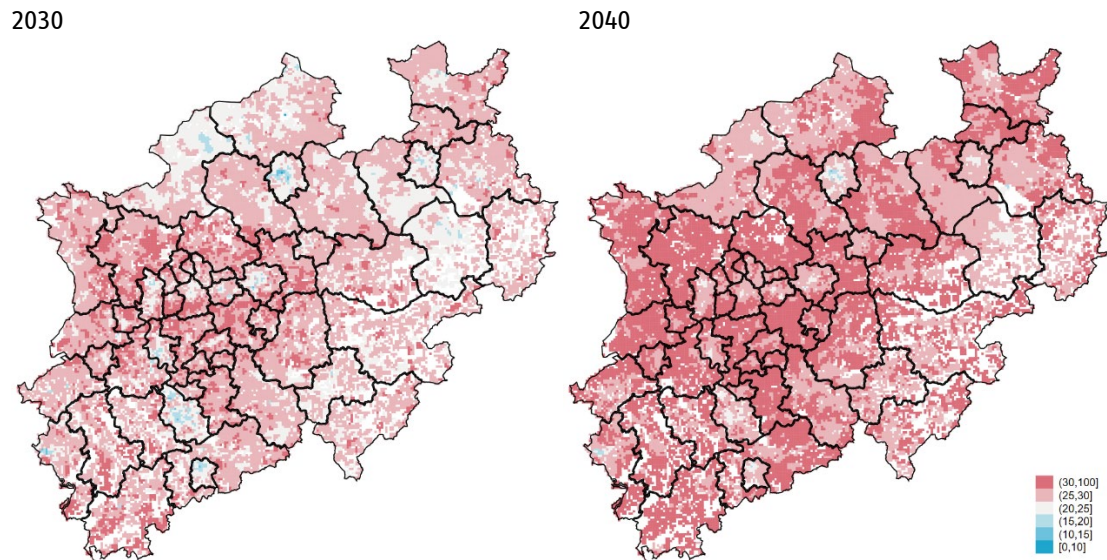


*Eigene Darstellung auf Basis von RWI-GEO-GRID.*

In Nordrhein-Westfalen und insbesondere dem Ruhrgebiet gibt es schon heute (Stand 2018) einige Nachbarschaften, in denen mehr als 30 Prozent der Einwohner 65 Jahre und älter sind (Abbildung 10). Ähnlich wie bei anderen Faktoren lässt sich ein großer Unterschied zwischen dem nördlichen Kern des Ruhrgebiets mit geringer Alterung und den Außengebieten mit größerer Alterung erkennen. Die Bevölkerungsfortschreibung des RWI (Breidenbach, Kaeding und Schaffner 2019), RWI-GEO-GRID, zeigt die deutliche Alterung in den Jahren 2030 und 2040. (Abbildung 11).

Abbildung 11

### Anteil der Einwohner über 65 Jahre in NRW nach Bevölkerungsfortschreibung

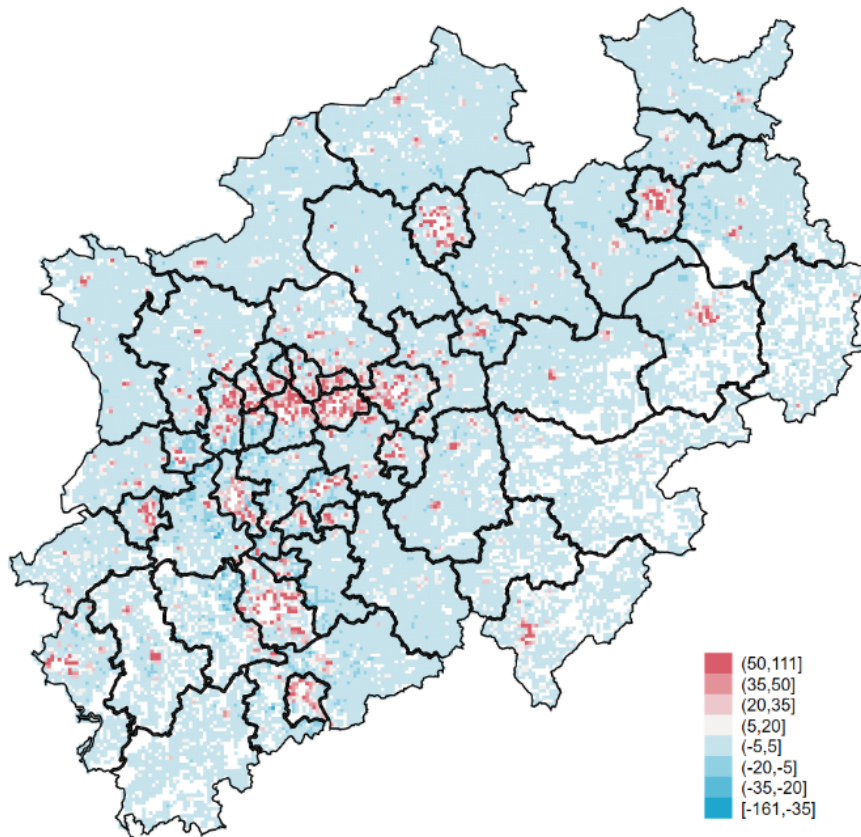


*Eigene Darstellung auf Basis von RWI-GEO-GRID-Pop-Forecast.*

Bei den Kindern zwischen sechs und 10 Jahren, die üblicherweise eine Grundschule besuchen, ist bis 2030 eine recht heterogene Entwicklung innerhalb NRWs abzusehen (Abbildung 11). In den ländlichen Regionen wird die Zahl der Grundschulkinder fast flächendeckend in allen 1 km<sup>2</sup> Zellen zurückgehen. In den Städten zeigt sich aber, dass mit einem Anstieg der Kinder in den Zentren zu rechnen ist. Auch hier ist die typische Unterscheidung im Ruhrgebiet zu erkennen. Von Westen nach Osten zieht sich ein breiter Streifen mit zunehmenden Kinderzahlen durch das Ruhrgebiet, während im Süden und äußersten Norden die Kinderzahlen wahrscheinlich sinken werden.

Betrachtet man gleichzeitig aber auch die Übergänge ins Gymnasium, zeigt sich ein zweigeteiltes Bild zwischen den ländlichen und den städtischen Regionen in NRW (Abbildung 12). Die Übergangsraten in den ländlichen Regionen sind eher auf einem niedrigen Niveau, vor allem aber variieren nicht so stark zwischen den Grundschulen und damit Regionen. In den städtischeren Räumen und insbesondere in den Großstädten zeigt sich hingegen, dass es einige Stadtteile mit sehr hohen Übergangsraten gibt, während andere Stadtteile extrem niedrige Übergangsraten haben. Dies lässt sich besonders in Essen erkennen, das eine klare Nord-Süd-Unterscheidung zeigt. In wenigen Regionen sind mittlere Übergangsraten zu beobachten. Vielmehr ist die Übergangsrate entweder sehr hoch oder sehr niedrig.

Abbildung 12  
**Erwartete Veränderung des Bevölkerungsanteils der Kinder zwischen 6 und 10 Jahren bis zum Jahr 2030 nach Bevölkerungsfortschreibung**  
2030



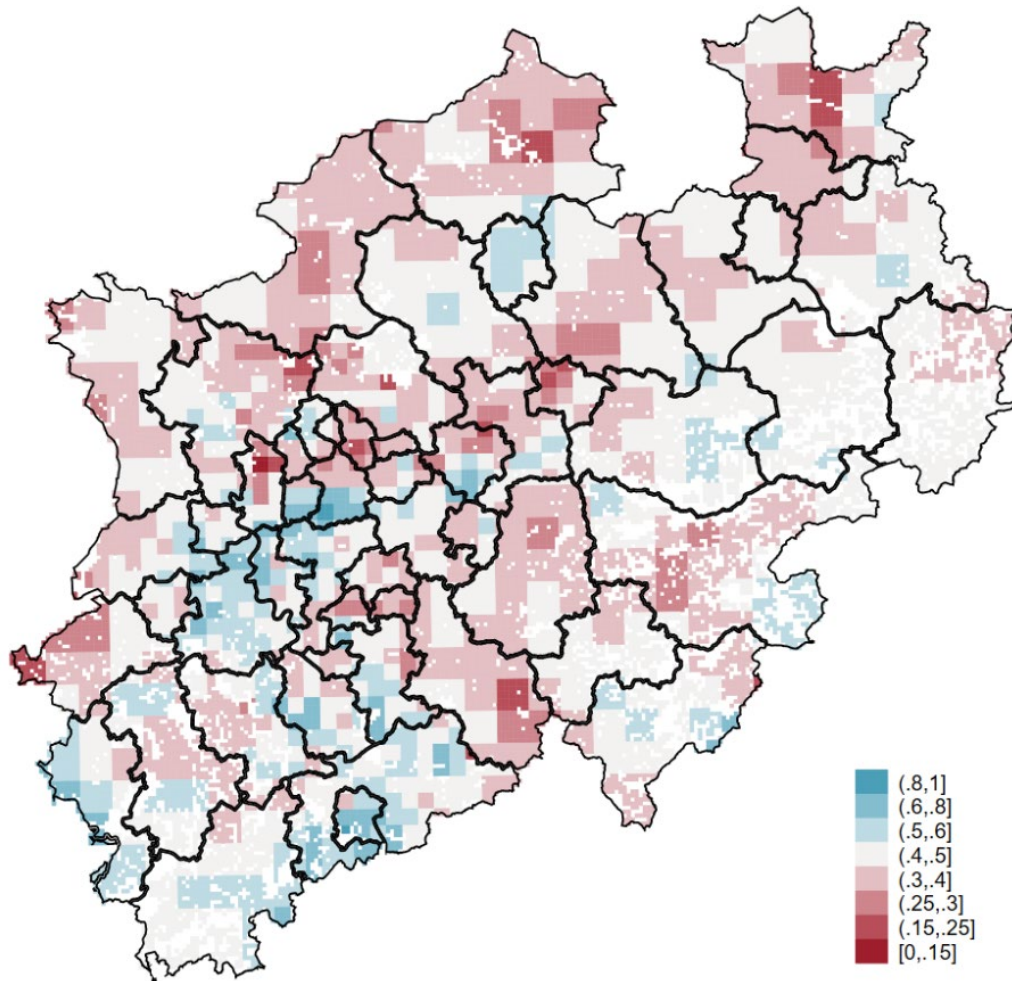
*Eigene Darstellung auf Basis von RWI-GEO-GRID-Pop-Forecast.*

Insgesamt ist in den Ballungsräumen wieder ein ähnliches Muster wie für die anderen Charakteristika zu sehen. Die extremen Unterschiede zwischen den Regionen in einer Stadt sind kaum mit Unterschieden in den Fähigkeiten der Schülerinnen und Schüler zu erklären. Vielmehr scheinen andere Faktoren hier einzuwirken. Empirische Befunde in der Bildungsökonomie zeigen, dass Gymnasialempfehlungen neben dem Alter und dem Geschlecht (Mühlenweg und Puhani 2010, Puhani und Weber 2007) sowie dem Risikoverhalten der Mütter (Wölfel und Heineck 2012) auch vom sozialen Status der Eltern (Dustmann 2004; Heineck und Riphahn 2009) und ggf. von ihrem Migrationshintergrund (Kiss 2013, Lüdemann und Schwerdt 2013) abhängen. Hier scheint es eine entsprechende räumliche Korrelation geben. Zudem könnte eine Erklärung auch im Fehlen von Rollenbildern liegen. Diese haben insbesondere bei Kindern mit Migrationshintergrund einen Einfluss auf den Schulerfolg (Chakraborty, Schüller und Zimmermann 2019).



Abbildung 13

### Übergangsrate (Schuljahr 2018/2019) von Grundschulen in NRW auf das Gymnasium



*Eigene Darstellung auf Basis einer Sonderauswertung der Schulstatistik durch IT.NRW (2019)*

Analysen der Korrelation zwischen der Entwicklung der Schülerzahlen und der Übergangsrate auf das Gymnasium zu Folge ist der statistische Zusammenhang zwischen diesen beiden Merkmalen auf den ersten Blick gering. Werden aber die Ballungsräume Ruhrgebiet und Rheinland gesondert betrachtet, zeigt sich, dass innerhalb dieser Ballungsräume eine starke Korrelation zwischen den beiden Größen vorherrscht. In den Regionen, in denen mehr Grundschulkinder im Jahr 2030 zu erwarten sind, ist in den meisten Fällen aktuell eine niedrige Übergangsrate auf das Gymnasium zu beobachten. Die räumlichen Unterschiede innerhalb der Ballungsräume könnten sich dadurch weiter verschärfen. Da die Nachfrage nach Schulplätzen dort höher sein wird, werden die Klassen eher wachsen und/oder ein möglicher Lehrermangel wird dort zuerst auftreten. Beide Effekte werden wahrscheinlich die Übergangsrate weiter reduzieren.

Ein entsprechender Zusammenhang ist in den umliegenden ländlicheren Kreisen in NRW nicht zu beobachten. Vielmehr scheint hier der Zusammenhang eher in die andere Richtung zu zeigen, was auf Infrastruktur und Anbindung der einzelnen Ortschaften hindeuten könnte.

## 5. Lokale Häufungen von Kreditausfallrisiken im Kontext innerstädtischer Segregation – eine empirische Analyse

### 5.1 Methodisches Vorgehen

Auf Basis sozioökonomischer Daten auf Rasterebene (RWI-GEO-GRID, s.o.) sowie Mikrodaten zu Immobilienangeboten (RWI-GEO-RED) wird im Folgenden in mehreren Schritten den räumlichen Zusammenhängen zwischen Kreditausfallwahrscheinlichkeit und Merkmalen der Bevölkerungsstruktur nachgegangen.

Im Kern der Untersuchung stehen Verfahren der Regressionsanalyse, die, wenn man die lokale Häufung einer hohen Kreditausfallwahrscheinlichkeit als zu erklärende Variable betrachtet, simultan den statistischen Zusammenhang mit verschiedenen anderen auf gleicher räumlicher Ebene gemessenen Merkmalen der Bevölkerung messen, z.B. mit dem Anteil bestimmter Altersgruppen und dem durchschnittlichen Haushaltseinkommen. Die dabei gemessenen Regressionskoeffizienten bilden, soweit die einbezogenen Messgrößen bestimmte statistische Voraussetzungen erfüllen, die Veränderung der zu erklärenden Variable für den Fall, dass sich die jeweilige Messgröße um eine Einheit verändert – und zwar *ceteris paribus*, d.h. unter der Voraussetzung, dass alle weiteren in die Analyse einbezogenen Variablen keine Änderung ihres Messwertes aufweisen. Je mehr Messgrößen in die Untersuchung einbezogen werden bzw. in anderen Worten, für je mehr Messgrößen man kontrolliert, desto genauer kann man im Idealfall die statistischen Zusammenhänge zwischen den verschiedenen Variablen erklären.

Bei Einbeziehung vieler Messgrößen entsteht jedoch die Gefahr, dass eine Grundannahme der Regressionsanalyse verletzt wird, nämlich die der statistischen Unabhängigkeit zwischen den einbezogenen Variablen. So sind Messgrößen wie beispielsweise die Altersstruktur und das Kaufkraftniveau oftmals stark miteinander korreliert. In diesem Fall mangelt es den gewählten Messgrößen an statistischer Unabhängigkeit voneinander, weil das Einkommen zumeist über den individuellen Lebenszyklus variiert und somit Unterschiede der Altersverteilung unmittelbar auf Einkommensunterschiede zwischen räumlichen Einheiten schließen lassen. Im Beispielfall wäre zudem von einer hohen Korrelation zwischen der zu erklärenden Größe, dem Kreditausfallrisiko, und den gewählten Messvariablen auszugehen, d.h. es entsteht ein sogenanntes Endogenitätsproblem, welches ebenfalls eine schwerwiegende Verletzung der Grundannahmen der Regressionsanalyse darstellt und zu verzerrten Regressionskoeffizienten führt. Im Beispielfall dürften die Höhe und die statistische Signifikanz der Beeinflussung der Kreditausfallwahrscheinlichkeit durch die Messgrößen Altersverteilung und Durchschnittseinkommen deutlich überschätzt werden, abgesehen davon, dass angesichts des Endogenitätsproblems keinesfalls von einem Ursache-Wirkungszusammenhang zwischen den erklärenden Merkmalen und der zu erklärenden Größe ausgegangen werden kann.

Angesichts der Schwierigkeiten, statistische Zusammenhänge anhand räumlich aggregierter Variablen zu beschreiben, werden im Folgenden verschiedene Verfahren angewendet, um dennoch aussagekräftige Analysen durchführen zu können. Ein erster Arbeitsschritt besteht darin, aus einer größeren Anzahl an mehr oder minder miteinander korrelierten Messvariablen, in unserem Fall Merkmalen auf der Ebene der 1 km<sup>2</sup>-Raster, mit Hilfe des statistischen Verfahrens der Faktorenanalyse solche Dimensionen abzuleiten, die mit den Ausgangsgrößen in Verbindung stehen (also in unterschiedlicher Intensität mit diesen Variablen korreliert sind), jedoch voneinander im statistischen Sinne unabhängig bzw. nicht miteinander korreliert sind.

Die Anwendung der Faktorenanalyse führt in der Regel zu einer Dimensionsreduktion, da häufig eine geringere Anzahl an abgeleiteten Dimensionen, den sogenannten Faktoren, dazu geeignet ist, einen Großteil der Variation der Ausgangsvariablen zu beschreiben. Die folgende Untersuchung zielt jedoch nicht auf die eigentliche Dimensionsreduktion ab. Die Faktorenanalyse wird durchgeführt,

um zu bestimmen, welche der verfügbaren Messgrößen mit voneinander unabhängigen Dimensionen korrelieren. Um in die nachfolgende Regressionsanalyse einbezogen zu werden, müssen die Ausgangsvariablen vor allem die Bedingung erfüllen, nicht mit einer statistischen Dimension zu korrelieren, die auch hoch mit der zu erklärenden Größe, d.h. der Kreditausfallwahrscheinlichkeit, korreliert. Vielmehr werden solche Variablen ausgewählt, die hoch mit den Dimensionen korrelieren, die sich als statistisch unabhängig von der Dimension erweisen, welche die Variation der zu erklärenden Größe „Kreditausfallwahrscheinlichkeit“ bestimmt.

Nach der Bestimmung geeigneter Messvariablen sowie gegebenenfalls erforderlicher Variablentransformationen zum Zweck der Normalisierung, z.B. durch Logarithmierung oder Ziehung der Quadratwurzel, wird dem möglichen Einfluss lokaler Kontextbedingungen mit Hilfe verschiedener Schätzverfahren und empirischer Vorgehensweisen nachgegangen.

Zunächst wird folgendes OLS-Modell geschätzt, das alle Beobachtungsjahre und Ballungsräume einbezieht:

$$(1) \log(y_{i,t}) = \beta_0 + \sum_{l=1}^5 \beta_l X_{i,t}^l + \sum_{t=2009}^{2016} \tau_t T_t + \sum_{k=1}^6 \gamma_k B_k + \varepsilon_{i,t}$$

Darin entspricht  $y_{i,t}$  dem Anteil von Personen mit hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit an der Bevölkerung des 1 km-Rasters  $i$  in Jahr  $t = 2009, 2010, \dots, 2016$ ,  $X_{i,t}^l$  entspricht  $l = 1, \dots, 5$  unabhängigen Messgrößen auf der Ebene des Rasters  $i$  in Jahr  $t$  (Bevölkerungsdichte, Ausländeranteil, Bevölkerungsanteile  $<15$  und  $>65$ , Zahl der Wohngebäude),  $T_t$  umfasst fixe Effekte für die Jahre 2009, 2010, ..., 2016 (Referenzjahr ist das Basisjahr 2005; für die Jahre 2006-2008 liegen keine Werte vor), und  $B_k$  umfasst fixe Effekte für  $k = 1, \dots, 6$  Ballungsräume (Referenzgebiet ist das Ruhrgebiet).

Eine alternative Schätzung umfasst nur das Jahr 2016, um so gegebenenfalls Änderungen am aktuellen zeitlichen Rand zu erfassen. Ein weiteres Alternativmodell untersucht die Veränderung der Kreditausfallwahrscheinlichkeit von  $t_0 = 2011$  bis  $t_1 = 2016$ , wobei die Veränderung von  $y_i$  in Abhängigkeit von den Messgrößen  $X_i$  im Basisjahr  $t_0$  untersucht wird.

$$(2) \log(y_{i,t_1}) - \log(y_{i,t_0}) = \beta_0 + \sum_{l=1}^5 \beta_l X_{i,t_0}^l + \sum_{k=1}^6 \gamma_k B_k + \varepsilon_{i,t_0}$$

Eine weitere Schätzung greift auf das Fixed-Effects-Modell anhand von Gleichung (3) zurück:

$$(3) \log(y_{i,t}) - \log(\bar{y}_i) = \beta_0 + \sum_{l=1}^5 \beta_l (X_{i,t}^l - \bar{X}_i^l) + \sum_{t=2009}^{2016} \tau_t T_t + \varepsilon_{i,t} - \bar{\varepsilon}_i$$

Darin wird für jede Variable und jedes Jahr  $t$  die Abweichung vom Mittelwert dieser Variablen in Rastergebiet  $i$  über den Gesamtzeitraum berechnet, z.B. für den Anteil der Haushalte mit hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit in unserem Fall  $y_{i,t} - \bar{y}_i$ . Die Analyse betrachtet in diesem Modell somit die Veränderung innerhalb der räumlichen Beobachtungseinheiten über den Zeitverlauf und nicht wie im Querschnittsmodell (1) den Vergleich zwischen den Regionen. Der Unterschied zum Modell (2) besteht darin, dass nicht nur die Veränderung der abhängigen Variable, sondern simultan die Veränderung aller Messgrößen berücksichtigt wird. Somit wird die unbeobachtbare Heterogenität zwischen den Teilräumen eliminiert. Dieser Vorteil wird dadurch „erkauft“, dass nicht der Einfluss des Niveaus einer bestimmten Messgröße, z.B. des Seniorenanteils untersucht werden kann, sondern nur der Einfluss ihrer Veränderung während des Untersuchungszeitraums. Die verschiedenen Regressionsmodelle repräsentieren daher unterschiedliche Fragestellungen, die jeweils für unsere Untersuchung von Interesse sind.

Die Analysen (1)-(3) werden für die Gesamtheit der Ballungsräume sowie nach Ballungsräumen getrennt und für ausgewählte Städte Nordrhein-Westfalens durchgeführt. Die Modelle (1)-(3) berücksichtigen nicht, dass erhebliche Spillover-Effekte zwischen räumlichen Einheiten bestehen kön-



nen und die Höhe des Messwerts der abhängigen Variablen in erheblichem Maße auch in räumlicher Hinsicht mit den Messwerten benachbarter Bezirke korreliert sein kann. Kontrolliert man nicht für diesen räumlichen Zusammenhang, überschätzt man unter Umständen den auf die unabhängigen Messgrößen zurückgehenden Erklärungsgehalt der Variation der abhängigen Variablen, deren Messwert sich unter Umständen als Ausprägung eines räumlichen Musters mit starkem Zusammenhang zwischen benachbarten Bezirken erklären lässt.

Zu diesem Zweck untersuchen wir zunächst mit Hilfe des von Anselin (1995) eingeführten „local indicators of spatial association“ (LISA), ob solche Spillover anhand der univariaten räumlichen Verteilung der abhängigen Variable  $y_{i,t}$  aus Gleichung 1 für ausgewählte Jahresquerschnitte festgestellt werden können. Wir berechnen als Statistik der räumlichen Autokorrelation der abhängigen Variable in der Gesamtheit der Ballungsräume die Summe der lokalen Moran's I-Statistik gemäß Gleichung (4),

$$(4) \sum_i I_i = \sum_i z_i \sum_j w_{ij} z_j$$

wobei  $w_{ij}$  ein räumliches Gewicht repräsentiert, das umgekehrt proportional zur Distanz (in Kilometern) zwischen den 1 km<sup>2</sup>-Rastergebieten  $i$  und  $j$  ist. Die Variablen  $z_i$  und  $z_j$  messen die Abweichung vom Mittelwert der abhängigen Variablen  $y$  im jeweiligen Rastergebiet. Die einfachste Form räumlicher Gewichtungsmatrizen sind sogenannte Nachbarschaftsmatrizen, bei denen diejenigen Gebiete als Nachbarn angesehen werden, die eine gemeinsame Grenze teilen. Eine solche Matrix ist entsprechend ihres Informationsgehalts binärer Natur, d.h. sie erhält den Wert 1 für die  $j \in J$ , die das Nachbarschaftskriterium erfüllen, andernfalls den Wert 0. Die Variable  $z_j$  bildet somit im Fall der Nachbarschaftsmatrix für jedes Rastergebiet  $i$  den Durchschnittswert der Abweichung vom Mittelwert der Variablen  $y$  in den Gebieten  $j \in J$ .

Ein Vorteil dieser Nachbarschaftsdefinition ist neben dem relativ geringen Informationsbedarf auch die exakte Festlegung von Ordnungsrelationen. In der folgenden Untersuchung werden nur die Nachbarraster erster Ordnung festgelegt. Dies sind Nachbarn, die direkt aneinandergrenzen. Ebenso ist aber die Berücksichtigung der Nachbarn  $n$ -ter Ordnung möglich, wenn sie mit den Nachbarn der  $(n-1)$ ten Ordnung eine gemeinsame Grenze haben (Alecke, Mitze und Untiedt 2011). Zudem werden im Folgenden pro Raster nur maximal jene 4 Nachbarn  $j$  erster Ordnung berücksichtigt, die eine 1 km-Kante mit Raster  $i$  teilen.

Eine anschauliche Form zur Illustration räumlicher Autokorrelation greift auf die Gruppierung der Variablen  $z_i$  und  $z_j$  in sogenannte LISA-Cluster zurück. Dabei werden alle Werte  $z_i$  sowie die zugehörigen  $z_j$  in einem Scatterplot abgebildet. Dieses Streudiagramm wird in verschiedene Zonen eingeteilt, üblicherweise in vier Zonen („high-high“ mit positivem  $z_i$  und  $z_j$ , „high-low“ mit positivem  $z_i$  und negativem  $z_j$ , „low-high“ mit negativem  $z_i$  und positivem  $z_j$  und „low-low“ mit negativem  $z_i$  und  $z_j$ ). Eine kartographische Darstellung der Zugehörigkeit aller räumlichen Beobachtungseinheiten (Raster) zu einer der so festgelegten Zonen veranschaulicht, inwieweit in Bezug auf die abhängige Variable räumliche Autokorrelation vorliegt.

Ein positiver Wert der lokalen Moran's I-Statistik für das Gesamtgebiet kennzeichnet eine räumliche Ballung ähnlicher Werte. Auf einer entsprechenden Karte würden im Beispielfall mit vier Zonen entweder die Zonen „high-high“ oder „low-low“ oder beide Zonen dominieren. Ein negativer Wert würde einer Dominanz der Zonen „high-low“ und/oder „low-high“ entsprechen.

Um die durch räumliche Autokorrelation entstehenden Messfehler in der Regressionsanalyse zu eliminieren, kontrollieren räumlich-autoregressive (spatial autoregressive, SAR-)Modelle (Alecke et al. 2011, Drukker, Prucha und Raciborski 2013) gemäß Gleichungen (5)-(6) für den Einfluss der Nachbarschaft,

$$(5) \log(y_i) = \lambda \sum_{j=1}^4 w_{ij} \log(y_j) + \sum_{p=1}^5 X_{ip} \beta_p + u_{it}$$

$$(6) u_{it} = \rho \sum_{p=1}^5 m_{ij} u_j + \varepsilon_i$$

wobei  $w_{ij}$  und  $m_{ij}$  wiederum räumliche Gewichte in Bezug auf die Distanz zwischen den 1 km<sup>2</sup>-Rastergebieten  $i$  und  $j$  sind. Als räumliche Gewichtungsmatrix dient in unserer Untersuchung die beschriebene binäre Nachbarschaftsmatrix.

$X_i$  entspricht den fünf unabhängigen Variablen aus Gleichungen (1)-(3),  $\beta$  umfasst die zu schätzenden Parameter,  $u_i$  ist ein räumlich-autoregressiver Fehlerterm, wobei angenommen wird, dass es sich bei den Residuen  $\varepsilon_i$  um unabhängig und identisch verteilte Zufallsvariablen handelt. Der Parameter  $\lambda$  misst die räumliche Autokorrelation im *spatial lag* der abhängigen Variable und  $\rho$  misst räumliche Abhängigkeit im Fehlerterm. Das SAR-Modell in unserer Analyse basiert auf einem Maximum-Likelihood (ML)-Schätzer (Drukker et al. 2013). Zu erwarten ist im Fall räumlicher Autokorrelation, dass die Messwerte der Koeffizienten  $\beta_p$  in der Schätzung nach Gleichung (5) niedriger ausfallen als die korrespondierenden  $\beta_l$  aus Modell (1), welche unter diesen Bedingungen den auf die unabhängigen Variablen zurückzuführenden Einfluss überschätzen.

Ein weiterer Arbeitsschritt geht der Frage nach, ob und inwiefern von der lokalen Häufung von Haushalten mit Zahlungsschwierigkeiten Nachbarschaftseffekte ausgehen, die im Sinne des „Tiebout Sorting“ (s.o.) als für Wohnstandortentscheidungen relevantes (und wahrscheinlich nachteiliges) Nachbarschaftsmerkmal einzustufen sind. Zu diesem Zweck werden für die Preisentwicklung auf den Märkten für Mieten, Eigentumswohnungen und Ein- und Zweifamilienhäuser der Ballungsräume hedonische Preisfunktionen entsprechend Gleichung (7) geschätzt.

$$(7) \log(P_{i,jkt}) = \beta_x X_i + \sum_{l=1}^5 \beta_l N_{j,t}^l + \sum_{k=1}^K \mu_k + \sum_{k=1}^K \sum_{t=2009}^{2016} \mu_k T_t + \sum_{t=2009}^{2016} r N_j T_t + \varepsilon_{i,jkt}$$

$P_{i,jkt}$  ist dabei der Angebotspreis bzw. die monatliche Miete pro m<sup>2</sup> des Objekts  $i$  im 1 km-Rastergebiet  $j$  im Ballungsgebiet  $k$ .  $X_i$  ist ein Vektor objektspezifischer Merkmale wie Baujahr, Wohnfläche, Anzahl der Zimmer, Zustand des Gebäudes. Die Nachbarschaftsmerkmale  $N$  umfassen die  $l = 1, \dots, 5$  Messvariablen der Gleichungen (1)-(3) in Raster  $j$ . Die Dummy-Variablen  $\mu_k$  kontrollieren für fixe Effekte auf der Ebene der Ballungsräume  $k$  (in Analysen für einzelne Ballungsräume werden fixe Effekte für Kreise, in Analysen für einzelne Städte von Nordrhein-Westfalen fixe Effekte für fünfstelligen Postleitzahlgebiete berücksichtigt). Berücksichtigt werden darüber hinaus Interaktionen der fixen Effekte  $\mu_k$  sowie der Kreditausfallwahrscheinlichkeit  $rN_j$  mit den fixen Effekten  $T_t$  für die Jahre  $t = 2009$  bis 2016.

Die Interaktion der Kreditausfallwahrscheinlichkeit mit den Jahres-Effekten ist von Bedeutung, weil die Untersuchungen von Creditreform (2018) für den Untersuchungszeitraum Veränderungen in der Betroffenheit bestimmter Bevölkerungsgruppen von Zahlungsschwierigkeiten belegen. So sind ältere Menschen (im Alter ab 50) vergleichsweise deutlich seltener als jüngere Menschen von Zahlungsproblemen betroffen, jedoch haben die Ausfallrisiken der älteren Menschen in den vergangenen Jahren zugenommen (s.o.). Da davon auszugehen ist, dass die Residuen  $\varepsilon_{i,jkt}$  auf regionaler Ebene korreliert sind, werden sie auf der Gemeindeebene geclustert (im Falle von Analysen für einzelne Städte von Nordrhein-Westfalen auf der Ebene der fünfstelligen PLZ-Bezirke).

Von Interesse ist insbesondere, ob und inwiefern die entsprechenden Koeffizienten einen Preiseffekt der Nachbarschaftsmerkmale  $N$  erkennen lassen und welche Rolle dabei die Kreditausfallwahrscheinlichkeit  $rN$  spielt. Im Falle solcher Nachbarschaftseffekte wäre von einem bedeutenden Einfluss der Segregation und Konzentration von Haushalten mit Zahlungsschwierigkeiten auf den Immobilienpreis und damit auf die Standortwahl von Haushalten auszugehen. Im Falle eines negativen Preiseffekts wäre beispielsweise zu erwarten, dass eine hohe Konzentration von Haushalten mit Zahlungsschwierigkeiten die Zuzugswahrscheinlichkeit von Haushalten mit niedrigerem Einkommen erhöht. Somit würde sich eine zunehmende Segregation zahlungsschwächerer Haushalte abzeichnen.

Für die Immobilienpreise liegen Informationen auf monatlicher Basis vor, wobei für ein Objekt mehrmalige Angaben vorliegen können, da Inserate oftmals für länger als einen Monat erscheinen und sich der Angebotspreis im Zeitverlauf ändern kann. Die Preisangebote werden für die Zwecke unserer Untersuchung so aufbereitet, dass für jedes Objekt nur eine Beobachtung pro Inserat berücksichtigt wird. Wir verwenden das jeweils letzte Angebot, da davon auszugehen ist, dass dieses dem letztendlich erzielten Transaktionspreis nahekommt (Bauer, Budde, Micheli und Neumann 2015). Um einen Einfluss der Merkmale sehr großer oder sehr kleiner Wohnungen und Häuser auf die statistischen Analysen zu vermeiden, werden für Mietwohnungen, Eigentumswohnungen und Ein- und Zweifamilienhäuser jeweils das obere und untere Perzentil, also die jeweils 1% kleinsten und die 1% größten Wohnungen bzw. Häuser aus der Analyse ausgeschlossen.

## 5.2 Dimensionsreduktion durch Faktorenanalyse

Bei der Analyse möglicher räumlicher Interdependenzen einer Häufung von Haushalten mit Zahlungsschwierigkeiten mit anderen Segregationskennzeichen ist es erforderlich, Messgrößen auszuwählen, die untereinander sowie mit dem über das microm-Scoringverfahren geschätzten Anteil der Wohnbevölkerung mit hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit eine möglichst geringe wechselseitige Korrelation aufweisen. Auf Basis von neun Indikatoren des RWI-GEO-GRID (s.o.), die die wichtigsten Grunddimensionen innerstädtischer Segregation repräsentieren (soziale, demografische und ethnische Segregation, Knox und Pinch 2010) wird als gängiges und gut interpretierbares Verfahren der Faktorenanalyse für einzelne Jahresquerschnitte (2005, 2011 und 2016) eine sogenannte Hauptkomponentenanalyse durchgeführt, wobei alle Ballungsräume gemeinsam einbezogen werden.

Als Merkmal der sozialen Segregation wird neben dem Anteil von Haushalten mit hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit die lokale Arbeitslosenquote in die Untersuchung einbezogen. Indikatoren der demografischen Segregation sind die Bevölkerungsanteile im Alter unter 15 und ab 65 sowie die Anteile von Familien. Der Ausländeranteil repräsentiert eine mögliche „ethnische Segregation“ (Das Spektrum an sozio-ökonomischen Daten erlaubt eine Unterscheidung zwischen verschiedenen Staatsangehörigkeiten und Herkunftsgruppen. Allerdings treten hohe Konzentrationen einzelner Gruppen auf der Ebene von 1 km-Rastern selten in Gebieten auf, in denen nicht auch andere Zuwanderergruppen stark besetzt sind, so dass zwischen den verschiedenen Zuwanderergruppen hohe räumliche Korrelationen vorherrschen). Zentralität und Bebauungsstruktur werden zusätzlich über die Merkmale Bevölkerungsdichte und Anzahl an Wohn- und Gewerbegebäuden berücksichtigt.

Für die drei Jahresquerschnitte werden jeweils drei Dimensionen (Hauptkomponenten) mit Eigenwert  $> 1$  (d.h. einem Varianzanteil über dem der einzelnen Ausgangsvariablen) extrahiert, die die Ausgangsvariablen in weitgehend ähnlicher Form repräsentieren (Tabelle 4). Der höchste Varianzanteil (über 33%) entfällt auf eine Dichte-Dimension mit hohen „Landungen“ der Variablen Bevölkerungsdichte und Gebäudezahl (d.h. diese Variablen korrelieren mit der ersten Dimension).

Die zweite Dimension ist in den Jahren 2011 und 2016 eine Demografie-Komponenten mit positiver Ladung des Bevölkerungsanteil unter 15 und negativer Ladung des Seniorenanteils. Im Jahr 2005 ist eine stärkere Korrelation der Arbeitslosenquote mit der Altersverteilung festzustellen. Die zweite Komponente repräsentiert in diesem Jahr sowohl die Arbeitslosenquote als auch die Altersgruppen, wobei der Seniorenanteil eine positive und der Kinderanteil eine negative Ladung aufweist, d.h. eine hohe Arbeitslosenquote korreliert mit einem hohen Seniorenanteil. Das Kreditausfallrisiko korreliert in den drei Jahren mit der dritten Dimension, jeweils gemeinsam mit der Arbeitslosenquote, in den Jahren 2011 und vor allem 2005 außerdem mit dem Anteil der Familien an den Haushalten.

Wie von Creditreform (2018) festgestellt und bereits anhand der räumlichen Verteilung des Kreditausfallrisikos und der Kaufkraft dargestellt (s.o.), zeigt sich auf räumlicher Ebene eine hohe Korrelation zwischen sozialer Lage (hier erfasst über die Arbeitslosenquote) und einer Häufung von Zahlungsschwierigkeiten. Außerdem sind Gebiete mit hoher Ausfallwahrscheinlichkeit offenbar oftmals Wohnstandort von Familien, was mit der von Creditreform (2018) dargelegten Fokussierung des Kreditausfalls auf jüngere Erwachsene (im Alter unter 50) übereinstimmt, die die „Elterngeneration“ umfassen.

Eine gesonderte „Ausländerdimension“ tritt nicht in Erscheinung, die Variable „Ausländeranteil“ korreliert mit der Dichte-Dimension, d.h. hohe Ausländeranteile treten in den ausgewählten großen deutschen Ballungsräumen vor allem in den Kernräumen der Städte auf. Als Messgrößen der folgenden Untersuchungsschritte werden die jeweils am stärksten mit den beiden ersten Dimensionen korrelierten Variablen gewählt, die somit von der Kreditausfallwahrscheinlichkeit im statistischen Sinne unabhängige Merkmale der Raumstruktur repräsentieren. Dabei handelt es sich neben der für uns zentralen und offensichtlich auch im Kontext der Segregation in den Ballungsräumen wichtigen Größe „Kreditausfallwahrscheinlichkeit“ um die Bevölkerungsdichte und den Anteil der Wohngebäude als Repräsentanten der Dichte-Dimension, die Altersgruppen als Demografie-Merkmale sowie das Merkmal „Ausländeranteil“ als Kennzeichen der in der wissenschaftlichen Literatur als Segregationsdimension herausgestellten „ethnischen Segregation“. Die gemeinsam mit dem Kreditausfallrisiko auf die dritte Dimension ladenden (und somit hoch mit unserem Kernmerkmal korrelierten) Variablen „Arbeitslosenquote“ und „Familienanteil“ werden im Folgenden ausgeschlossen.

Tabelle 4

**Merkmalsreduktion für Analyse der Determinanten hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit – Hauptkomponentenanalyse, Varimaxrotation**

Ausgewählte Ballungsräume

Ausgangsmerkmal	Faktorladungen*			Kommunalität**
	Faktor 1	Faktor 2	Faktor 3	
<b>2016</b>				
hohes Ausfallrisiko <sup>2</sup>	0,09	0,16	0,65	0,70
ALQ	-0,11	-0,14	0,66	0,70
Bevölkerungsdichte <sup>1</sup>	0,56	-0,03	-0,02	0,95
Ausländeranteil <sup>2</sup>	0,27	0,17	0,23	0,43
Bevölkerungsanteil <15	0,01	0,64	-0,11	0,75
Bevölkerungsanteil >65	0,05	-0,70	-0,087	0,78
Familien	0,05	0,14	-0,27	0,16
Wohngebäude <sup>1</sup>	0,56	-0,06	-0,05	0,94
Gewerbegebäude <sup>1</sup>	0,53	-0,01	0,01	0,90
<i>Erklärter Varianzanteil</i>	0,35	0,19	0,17	
<b>2011</b>				
hohes Ausfallrisiko <sup>2</sup>	0,07	0,03	0,74	0,72
ALQ	-0,08	-0,39	0,49	0,69
Bevölkerungsdichte <sup>1</sup>	0,54	0,00	0,03	0,94
Ausländeranteil <sup>2</sup>	0,30	0,10	0,15	0,36
Bevölkerungsanteil <15	0,04	0,58	-0,14	0,75
Bevölkerungsanteil >65	-0,00	-0,57	-0,12	0,62
Familien	-0,18	0,42	0,40	0,49
Wohngebäude <sup>1</sup>	0,54	-0,01	0,00	0,92
Gewerbegebäude <sup>1</sup>	0,53	-0,00	0,01	0,90
<i>Erklärter Varianzanteil</i>	0,35	0,23	0,14	
<b>2005</b>				
hohes Ausfallrisiko <sup>2</sup>	0,15	0,27	0,61	0,65
ALQ	-0,05	0,58	0,28	0,69
Bevölkerungsdichte <sup>1</sup>	0,54	-0,01	0,01	0,93
Ausländeranteil <sup>2</sup>	0,33	-0,04	0,09	0,37
Bevölkerungsanteil <15	-0,00	-0,61	0,09	0,74
Bevölkerungsanteil >65	0,00	0,43	-0,36	0,52
Familien	-0,14	-0,17	0,63	0,55
Wohngebäude <sup>1</sup>	0,53	-0,02	-0,02	0,91
Gewerbegebäude <sup>1</sup>	0,52	-0,02	-0,02	0,88
<i>Erklärter Varianzanteil</i>	0,36	0,22	0,12	

*Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-GRID; \*Korrelation zwischen Ausgangsmerkmalen und Hauptkomponenten; \*\*durch das Modell erklärter Varianzanteil der Variable; Beobachtungen; <sup>1</sup>logarithmierter Wert; <sup>2</sup>Wurzel*

### 5.3 Regressionsanalyse für räumliche Koinzidenz einer Häufung der Kreditausfallwahrscheinlichkeit mit Segregationsmerkmalen deutscher Ballungsräume

Das Basis-Regressionsmodell gemäß Gleichung (1) unter Einbeziehung aller Ballungsräume und Erhebungsjahre (Schätzung 3 in Tabelle 5) zeigt zunächst auf, dass das Kreditausfallrisiko im Allgemeinen mit der Bevölkerungsdichte und der Zunahme des Ausländeranteils ansteigt, gleichzeitig aber mit steigender Zahl der Wohngebäude abnimmt. Während die Gebäudezahl in der Faktorenanalyse als Dichtemerkmal in Erscheinung trat (s.o.), deutet die Regressionsanalyse darauf hin, dass ein statistischer Zusammenhang mit Merkmalen der Bebauungsstruktur besteht. Die Häufung von Kreditausfallrisiken in dicht besiedelten Gebieten, die allerdings eine – für zentrale Stadtgebiete –

verhältnismäßig niedrige Zahl an Wohngebäuden aufweisen, kann bedeuten, dass es sich um Gebiete mit hohem Anteil von Mehrfamilienhäusern und/oder hohem Anteil gewerblich genutzter Flächen handelt.

Tabelle 5

### Determinanten des Kreditausfallrisikos in deutschen Ballungsräumen

2005, 2009-2016

Modell	OLS			FE
	(1) 2016	(2) 2011, abh. var.: Veränderung 2011-2016	(3) alle Jahre	(4) alle Jahre
Ausfallrisiko <sup>1</sup>	-	0,117*** (0,045)	-	-
Bevölkerungsdichte	0,211*** (0,005)	0,285*** (0,026)	0,182*** (0,005)	0,034*** (0,005)
Ausländer <sup>1</sup>	0,268*** (0,016)	0,370*** (0,035)	0,227*** (0,012)	0,085*** (0,011)
<15	-1,082*** (0,156)	-2,280*** (0,388)	-0,762*** (0,081)	0,242*** (0,079)
>65	-0,348** (0,061)	0,068 (0,141)	-0,340*** (0,053)	-0,007 (0,034)
Wohngebäude (log)	-0,194*** (0,005)	-0,211*** (0,026)	-0,147*** (0,005)	-0,010*** (0,007)
Konstante	0,089** (0,034)	-0,881*** (0,106)	0,167*** (0,024)	0,121*** (0,020)
Jahres-FE	nein	nein	ja	ja
Ballungsraum-FE	ja	ja	ja	nein
Beobachtungen	64.758	34.144	574.961	574.961
R <sup>2</sup>	28	0.22	0.21	0.07

*Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-GRID; Robuste Standardfehler in Klammern; R<sup>2</sup> innerhalb (within) im Fixed-Effects Modell; \*/\*\*/\*\* Irrtumswahrscheinlichkeit < 10%/5%/1%; <sup>1</sup>Wurzel*

Hohe Anteile von Kindern und Senioren korrelieren erwartungsgemäß mit einer vergleichsweise geringen Kreditausfallwahrscheinlichkeit. Dieses Grundmuster der räumlichen Koinzidenz hoher Ausfallwahrscheinlichkeiten mit Segregationsmerkmalen deutscher Ballungsräume tritt ebenfalls in Erscheinung, wenn man die Analyse auf das aktuelle Jahr 2016 beschränkt (Schätzung 1 in Tabelle 5).

Untersucht man die Determinanten einer Veränderung der Kreditausfallwahrscheinlichkeit gemäß Gleichung (2), so wird deutlich, dass eine Zunahme der Ausfallwahrscheinlichkeit ebenfalls vor allem in dicht besiedelten Gebieten mit hohem Ausländeranteil, aber verhältnismäßig niedriger Anzahl an Wohngebäuden stattfand (Schätzung 2 in Tabelle 5). Hohe Kinder- und Seniorenanteile reduzierten die Wahrscheinlichkeit einer Zunahme von Zahlungsausfällen, während eine hohe Ausfallwahrscheinlichkeit im Jahre 2011 das Risiko einer weiteren Zunahme von Zahlungsausfällen erhöhte. Auf kleinräumiger Gebietsebene fand somit in den deutschen Ballungsräumen insgesamt eine Zunahme der Konzentration von Zahlungsausfallrisiken statt.

Die Schätzung auf Basis des Fixed-Effekts-Modells aus Gleichung (3) zeigt auch, dass im Untersuchungszeitraum in Gebieten mit steigender Bevölkerungsdichte und zunehmenden Ausländeranteil die Wahrscheinlichkeit einer Zunahme des Anteils hoher Ausfallrisiken anstieg (Schätzung 4 in Tabelle 5). Während ein hoher Kinderanteil in der Nachbarschaft auf vergleichsweise geringere Häu-

fungen von Zahlungsausfallrisiken schließen lässt, nahmen diese Risiken in innerstädtischen Gebieten zu, in denen der Kinderanteil anstieg. Ein signifikanter Zusammenhang mit der Veränderung des Seniorenanteils ist nicht festzustellen.

Kontrolliert man für eine zusätzliche Variable, welche den Zusammenhang mit der Übergangsrate von Grundschulern zum Gymnasium im Jahr 2016 misst, lässt sich feststellen, dass hohe Übergangsraten auf ein Gymnasium mit einer geringeren Kreditausfallwahrscheinlichkeit im Ruhrgebiet einhergehen (Schätzung 2 in Tabelle 6).

Die Analyse für das Ruhrgebiet zeigt grundsätzlich mit den Ballungsräumen insgesamt übereinstimmende Koinzidenzen der anderen Segregationsmerkmale mit dem Vorkommen hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeiten auf. Die Koeffizienten für die Bevölkerungsdichte und den Ausländeranteil sind jedoch im Basismodell gemäß Gleichung (1) für alle Jahre sowie auch im Modell für 2016 und im „Veränderungsmodell“ der Gleichung (2) höher (Schätzungen 1-4 in Tabelle 6). Hohe Kinder- und Seniorenanteile lassen in den Querschnittsmodellen auf geringe Kreditausfallwahrscheinlichkeiten schließen. Im Gegensatz zu den Ballungsräumen insgesamt fand aber offenbar keine weitere Konzentration des Ausfallrisikos auf Gebiete statt, in denen das Risiko bereits 2011 hoch war (Schätzung 3 in Tabelle 6). Sehr viel deutlicher als in der Gesamtheit der Ballungsräume tritt dem Fixed-Effects-Modell zu Folge im Ruhrgebiet eine Zunahme des Kinderanteils als Merkmal von Gebieten mit zunehmender Häufung von Ausfallwahrscheinlichkeiten, ein Anstieg des Seniorenanteils dagegen als „risikomindernd“ in Erscheinung (Schätzung 5 in Tabelle 6).

Ein Anstieg des Anteils der Kinder im Alter von 6 bis 10 Jahren findet momentan vor allem in Nachbarschaften der Großstädte statt und wird aktuellen Bevölkerungsvorausberechnungen zu Folge im Ruhrgebiet im kommenden Jahrzehnt bis 2030 vor allem den zentralen und nördlichen Teil des Kernraums kennzeichnen (s.o., Abb. 12). Die Untersuchungsergebnisse sind somit in der Hinsicht besorgniserregend, dass ein größerer Teil der Kinder absehbar in städtischen Nachbarschaften aufwachsen wird, in denen viele Haushalte unter Zahlungsschwierigkeiten leiden und wo es somit an Vorbildern hinsichtlich einer erfolgreichen finanziellen Lebensplanung mangeln dürfte.

Schaut man sich zusätzlich den Zusammenhang mit der Übergangsrate von Grundschulern zum Gymnasium im Jahr 2018 an, lässt sich feststellen, dass hohe Übergangsraten auf ein Gymnasium mit einer geringeren Kreditausfallwahrscheinlichkeit im Ruhrgebiet einhergehen (Schätzung 2 in Tabelle 6). Die Entsprechende Variable aus der Schulstatistik liegt nur für Nordrhein-Westfalen vor und wird deshalb im Rahmen unserer Untersuchung nur für das Ruhrgebiet und das Rheinland NRW ausgewertet.



Tabelle 6  
**Determinanten des Kreditausfallrisikos im Ruhrgebiet**  
 2005, 2009-2016

Modell	OLS				FE
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	2016		2011, abh. var.: Verände- rung 2011- 2016	alle Jahre	alle Jahre
Ausfallrisiko			-0,089 (0,100)		
Dichte	0,264*** (0,014)	0,2369*** (0,0143)	0,269*** (0,034)	0,243*** (0,014)	0,021 (0,021)
Ausländer	0,600*** (0,061)	0,508*** (0,0369)	0,574*** (0,106)	0,534*** (0,041)	0,141*** (0,049)
<15	-1,500*** (0,526)	-0,4472 (0,335)	-2,656*** (0,101)	-0,698* (0,408)	2,999*** (0,563)
>65	-1,329*** (0,181)	-1,010*** (0,1056)	-0,011 (0,341)	-1,280*** (0,159)	-0,860*** (0,356)
Wohngebäude (log)	-0,245*** (0,013)	-0,2167*** (0,0153)	-0,206*** (0,038)	-0,225*** (0,015)	0,055* (0,027)
Übergangsrate Gymnasium <sup>1</sup>		-0,283*** (0,0346)			
Konstante	0,218* (0,111)	0,212*** (0,0727)	-0,690*** (0,24)	0,174*** (0,088)	-0,322** (0,15)
Jahres-FE	nein		nein	ja	ja
Beobachtungen	4.167	37.317	3.007	37.394	37.394
R <sup>2</sup>	0.59	0,4633	0.29	0.46	0.10

*Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-GRID; Robuste Standardfehler in Klammern; R<sup>2</sup> innerhalb (within) im Fixed-Effects Modell; \*/\*\*/\*\* Irrtumswahrscheinlichkeit < 10%/5%/1%; <sup>1</sup>Sonderauswertung der Schulstatistik durch IT.NRW (2019)*

Da die Übergangsrate anscheinend stark mit dem Ausländeranteil und dem Anteil von Kindern korreliert, verringern sich die durch die Regressionskoeffizienten abgebildeten statistischen Zusammenhänge dieser beiden Größen mit der Kreditausfallwahrscheinlichkeit bzw. werden beim Anteil von Kindern sogar insignifikant. Das Ergebnis zeigt aber auch, dass im Ruhrgebiet eher mit einer Verschärfung der Unterschiede zu rechnen ist, da in den Regionen mit hohem Kreditausfallrisiko die nachwachsende Generation sehr häufig eine niedrigere Schulbildung haben wird und dann auch mit geringerer Wahrscheinlichkeit finanzielle Grundkompetenzen in der Schule erlernt. Zudem zeigt die aktuelle empirische Literatur eben auch, dass neben Bildung und ethnischem Hintergrund der Eltern, das Geschlecht sowie die Tatsache, ob man auf dem Gymnasium ist oder nicht, die finanziellen Grundkompetenzen von Schülerinnen und Schülern beeinflussen (Kaiser, Oberrauch und Seebler 2019).



Tabelle 7  
**Determinanten des Kreditausfallrisikos im Rheinland NRW**  
 2005, 2009-2016

Modell	OLS				FE
	1	2	3	4	5
	2016	2016	2011, abh. var.: Ver- änd. 2011- 2016	alle Jahre	alle Jahre
Ausfallrisiko			-0,221 (0,158)		
Dichte	0,212*** (0,018)	0,1785*** (0,0169)	0,277*** (0,028)	0,173*** (0,018)	0,022 (0,021)
Ausländer	0,471*** (0,046)	0,342*** (0,0445)	0,560*** (0,116)	0,358*** (0,05)	0,141*** (0,044)
<15	-2.590*** (0,503)	-0,231 (0,326)	-6.489*** (1,826)	-0,773 (0,509)	1,953*** (0,301)
>65	-1,200*** (0,135)	-0,960*** (0,1387)	-1.384*** (0,384)	-1,125*** (0,145)	-0,614*** (0,248)
Wohngebäude (log)	-0,191*** (0,018)	-0,149*** (0,0176)	-0,231*** (0,032)	-0,144*** (0,019)	0,013 (0,022)
Übergangsrate Gymnasium <sup>1</sup>		-0,330*** (0,0425)			
Konstante	0,414*** (0,098)	0,253*** (0,0737)	0,315 (0,442)	0,226** (0,102)	-0,072 (0,079)
Jahres-FE	nein	nein	nein	ja	ja
Beobachtungen	4.648	41.415	3.441	41.529	41.529
R <sup>2</sup>	0.49	0,3806	0.25	0.36	0.09

*Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-GRID; Robuste Standardfehler in Klammern; R<sup>2</sup> innerhalb (within) im Fixed-Effects Modell; \*/\*\*/\*\* Irrtumswahrscheinlichkeit < 10%/5%/1%; <sup>1</sup>Sonderauswertung der Schulstatistik durch IT.NRW (2019)*

Die Analyse für das Rheinland in NRW zeigt ebenfalls auf, dass dort im Zeitraum 2011 bis 2016 keine weitere räumliche Konzentration des Ausfallrisikos stattfand (Schätzung 3 in Tabelle 7), jedoch eine Zunahme des Kinderanteils mit einem Anstieg der räumlichen Konzentration des Ausfallrisikos korrelierte und ein hoher Seniorenanteil ebenfalls „risikomindernd“ war (Schätzung 5 in Tabelle 7). Auch hier ist die Übergangsrate zum Gymnasium (2016) negativ mit einem hohem Kreditausfallrisiko korreliert (Schätzung 2). D.h. mit großer Wahrscheinlichkeit gehen die Kinder aus Familien mit hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit auch seltener auf das Gymnasium, was wiederum ihre eigene Kreditausfallwahrscheinlichkeit erhöhen und damit auch die Unterschiede innerhalb der Region erhöhen kann.

Tabelle 8  
**Determinanten des Kreditausfallrisikos in Nordrhein-Westfalen und in den NRW-Ballungsräumen 2016**

Modell	NRW	Ruhr/Rheinland NRW
Bevölkerungsdichte	0,204*** (0,014)	0,203*** (0,008)
Ausländer <sup>1</sup>	0,418*** (0,031)	0,354*** (0,019)
<15	-0,311 (0,254)	-0,360** (0,157)
>65	-0,970*** (0,106)	-0,387*** (0,084)
Wohngebäude (log)	-0,177*** (0,015)	-0,1718*** (0,0081)
Übergang Gymnasium <sup>1</sup>	-0,318*** (0,030)	-0,153*** (0,0291)
Konstante	0,237*** (0,055)	0,028 (0,0403)
Ballungsraum-FE	ja	nein
Beobachtungen	252.539	78.732
R <sup>2</sup>	0.28	0.22

*Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-GRID; Robuste Standardfehler in Klammern; \*/\*\*/\*\* Irrtumswahrscheinlichkeit < 10%/5%/1%; <sup>1</sup>Sonderauswertung der Schulstatistik durch IT.NRW (2019)*

Eine zusätzliche Analyse für die beiden Ballungsräume in NRW in ihrer Gesamtheit sowie für das Land Nordrhein-Westfalen insgesamt verdeutlicht, dass hohe Übergangsraten auf das Gymnasium sowohl in den Ballungsräumen als auch im Land insgesamt mit einer geringeren Kreditausfallwahrscheinlichkeit korrelieren (Tabelle 8). Der offenbar mit den Übergangsraten auf das Gymnasium (positiv) korrelierte Kinderanteil tritt in dieser Analyse für NRW insgesamt als statistisch nicht signifikant, in der Gesamtheit der Ballungsräume aber als signifikant in Erscheinung.

Die Analyse für Essen bestätigt die für alle Ballungsräume und für das Ruhrgebiet insgesamt festgestellte Koinzidenz zwischen hohem Ausfallrisiko, hoher Bevölkerungsdichte und hohem Ausländeranteil auf der 1 km-Rasterebene. Im Unterschied zu den Ballungsräumen insgesamt weist jedoch auch die Anzahl der Wohngebäude einen signifikant positiven Koeffizienten auf (Schätzung 4 in Tabelle 9).

Tabelle 9  
**Determinanten des Kreditausfallrisikos in Essen**  
 2005, 2009-2016

Modell	OLS			FE	
	(1) 2016	(2) 2016	(2) 2011, abh. var.: Veränderung 2011-2016	(3) alle Jahre	(4) alle Jahre
Ausfallrisiko			-0,446* (0,257)		
Dichte	0,155*** (0,054)	0,128** (0,055)	0,132 (0,114)	0,181*** (0,019)	0,026 (0,084)
Ausländer	1,028*** (0,128)	0,806*** (0,119)	0,655 (0,398)	0,943*** (0,046)	0,023 (0,167)
<15	-3,202** (1,348)	-3,490*** (1,120)	-3,719 (4,556)	-1,818*** (0,517)	4,228*** (1,472)
>65	-2,202*** (0,039)	-1,516*** (0,331)	-1,329* (1,246)	-1,951*** (0,131)	0,906*** (0,408)
Wohngebäude (log)	-0,146** (0,056)	-0,129** (0,058)	-0,080 (0,116)	1,670*** (0,1112)	0,175 (0,180)
Übergangsrate Gymnasium		-0,388*** (0,065)			
Konstante	0,711 (0,283)	0,969*** (0,261)	0,205 (0,974)	0,432*** (0,114)	-1,549 (1,440)
Jahres-FE	nein	Nein	nein	ja	ja
Beobachtungen	212	212	178	1.908	1.908
R <sup>2</sup>	0.81	0,85	0.10	0.75	0.05

Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-GRID; Robuste Standardfehler in Klammern; R<sup>2</sup> innerhalb (within) im Fixed-Effects Modell; \*/\*\*/\*\*\* Irrtumswahrscheinlichkeit < 10%/5%/1%

Da der entsprechende Koeffizient für Düsseldorf wiederum einen signifikant negativen Wert annimmt (Schätzung 4 in Tabelle 10), kann der positive Wert für Essen nicht allein dadurch erklärt werden, dass Essen (wie Düsseldorf) eine Großstadt im Ballungskern ist. In Essen weisen offenbar dicht besiedelte Nachbarschaften im Stadtkern mit hohem Ausfallrisiko auch eine im stadtinternen Vergleich hohe Gebäudezahl auf. Wie das Ruhrgebiet und das Rheinland unterscheiden sich auch Essen und Düsseldorf von der Gesamtheit der Ballungsräume darin, dass hier ein negativer Zusammenhang zwischen der Ausfallwahrscheinlichkeit 2011 und der weiteren Zunahme bis 2016 besteht (Schätzungen 2 in Tabellen 9 und 10).

Tabelle 10  
**Determinanten des Kreditausfallrisikos in Düsseldorf**  
 2005, 2009-2016

Modell	OLS			FE	
	(1) 2016	(2) 2016	(2) 2011, abh. var.: Veränderung 2011- 2016	(3) alle Jahre	(4) alle Jahre
Ausfallrisiko			-0,804* (0,417)		
Dichte	0,139*** (0,046)	0,131** (0,048)	0,144 (0,094)	0,093*** (0,014)	-0,010 (0,063)
Ausländer	0,734*** (0,186)	0,667*** (0,190)	-0,346 (0,575)	0,783*** (0,053)	0,434 (0,276)
<15	-0,614 (1,776)	-0,868 (1,782)	-28,264*** (10,107)	0,186 (0,331)	-0,049 (0,575)
>65	-0,895** (0,418)	-0,909** (0,412)	-5,817** (2,312)	-0,732*** (0,150)	-0,372 (0,429)
Wohngebäude	-0,114** (0,055)	-0,106* (0,057)	-0,129 (0,123)	-0,056*** (0,015)	0,095 (0,070)
Übergangsrate Gymnasium		-0,186** (0,086)			
Konstante	0,065 (0,340)	0,237 (0,360)	5,042** (2,075)	-0,114 (0,123)	-0,104 (0,464)
Jahres-FE	nein	Nein	nein	ja	ja
Beobachtungen	205	205	165	1.831	1.831
R <sup>2</sup>	0,58	0,59	0,43	0,56	0,07

*Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-GRID; Robuste Standardfehler in Klammern; R<sup>2</sup> innerhalb (within) im Fixed-Effects Modell; \*/\*\*/\*\* Irrtumswahrscheinlichkeit < 10%/5%/1%*

Wie für das Ruhrgebiet insgesamt zeigt die Fixed-Effects-Schätzung für Essen eine positive Koinzidenz zwischen einem Anstieg des Kinderanteils und des Kreditausfallrisikos auf (Schätzung 4 in Tabelle 9). Ein Anstieg des Seniorenanteils tritt auch in Essen „risikomindernd“ in Erscheinung. In Düsseldorf ging die Kreditausfallwahrscheinlichkeit in Gebieten mit hohem Kinderanteil im Jahr 2011 offenbar zurück (Schätzung 2 in Tabelle 10), während die Fixed-Effects-Schätzungen für Düsseldorf keine signifikanten Zusammenhänge zwischen den beobachteten Änderungen der Bevölkerungsstruktur und einer möglichen Änderung des Ausfallrisikos darlegen (Schätzung 4).

#### 5.4 Räumlich-ökonometrische Analyse für räumliche Autokorrelation im Basismodell

Die univariat-statistische Analyse hinsichtlich des lokalen Moran's I entsprechend Gleichung (4) verdeutlicht, dass in allen Ballungsräumen eine räumliche Ballung ähnlicher Werte in Bezug auf den Bevölkerungsanteil mit hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit vorliegt (Tabelle 11).

Tabelle 11

**Hohes Kreditausfallrisiko: Local Moran's I für räumliche Autokorrelation**

2011 und 2016

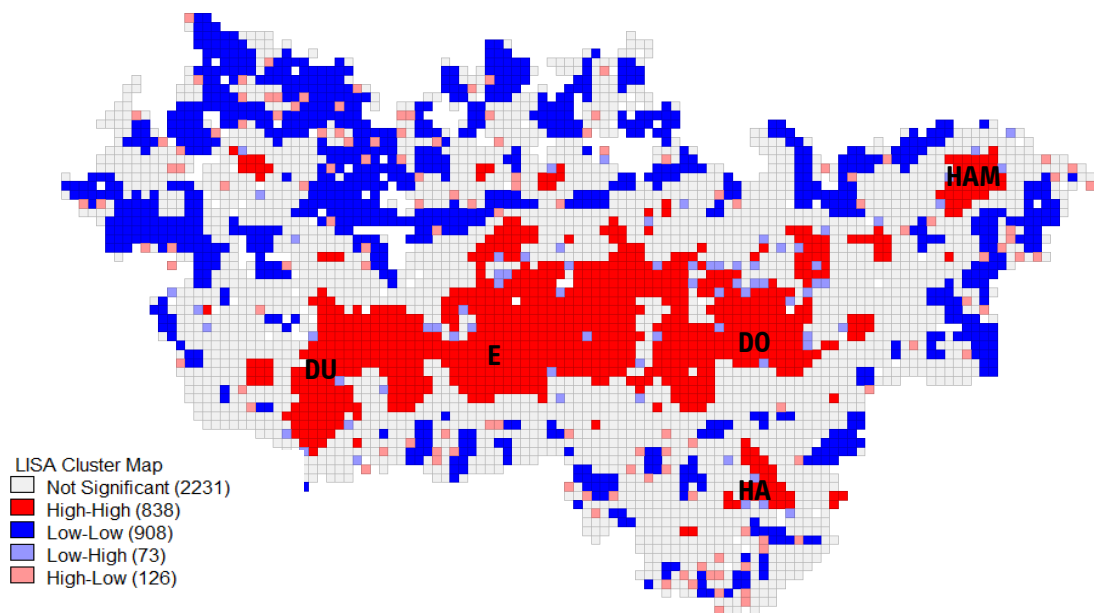
Region	Ruhr	Rhein NRW	Rhein/Main	Berlin	Hamburg	München
2016	0,52	0,40	0,32	0,31	0,24	0,25
Beob.	4.167	4.661	8.521	13.452	17.250	17.100
2011	0,37	0,28	0,19	0,28	0,17	-
Beob.	4.167	4.639	8.449	13.247	17.031	16.977

*Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-GRID; Irrtumswahrscheinlichkeit < 1%, für München 2011 höhere Irrtumswahrscheinlichkeit*

Im Vergleich zwischen 2011 und 2016 hat der Wert der Moran's I-Statistik in allen Ballungsräumen zugenommen. In München, wo im Jahr 2011 keine statistisch signifikante räumliche Autokorrelation für die Gesamtregion gemessen wurde, wurde 2016 eine räumliche Autokorrelation gemessen, die in der Höhe ihrer Ausprägung deutlich unter den Werten des Ruhrgebiets und der Region Rheinland NRW lag, jedoch in etwa dem Wert der Region Hamburg entsprach. Das Ruhrgebiet ist dieser Statistik zu Folge durch eine weit höhere räumliche Autokorrelation in Bezug auf die Kreditausfallwahrscheinlichkeit gekennzeichnet als die anderen Regionen (Tabelle 11).

Die kartographische Darstellung verdeutlicht die starke Ballung von Rastergebieten im Kernraum des Ruhrgebiets, für die jeweils sowohl  $z_i$ , d.h. der Bevölkerungsanteil mit hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit als auch  $z_j$ , d.h. der Durchschnittswert der Nachbargebiete, eine hohe positive Abweichung vom Mittelwert des Ballungsraums aufweisen („high-high“, Abbildung 9). In der Ballungsrandzone häufen sich dagegen Gebiete, in denen sowohl  $z_i$  als auch  $z_j$  durch eine hohe negative Abweichung vom Mittelwert gekennzeichnet sind, in denen also niedrige Ausfallwahrscheinlichkeiten vorherrschen („low-low“). Im Kern des Ruhrgebiets hat sich eine zusammenhängende Zone mit hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit gebildet, die die inneren Bereiche aller kreisfreien Städte mit Ausnahme von Hagen und Hamm erfasst, deren Zentren etwas weiter vom Ballungskernraum entfernt liegen. Im strukturschwächeren nördlichen Teil des Ruhrgebiets erfasst die zusammenhängende Zone mit hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit außerdem Teile des Kreises Recklinghausen.

Abbildung 14  
**Räumliche Autokorrelation hoher Kreditausfallrisiken im Ruhrgebiet**  
Local Moran's I, 2016

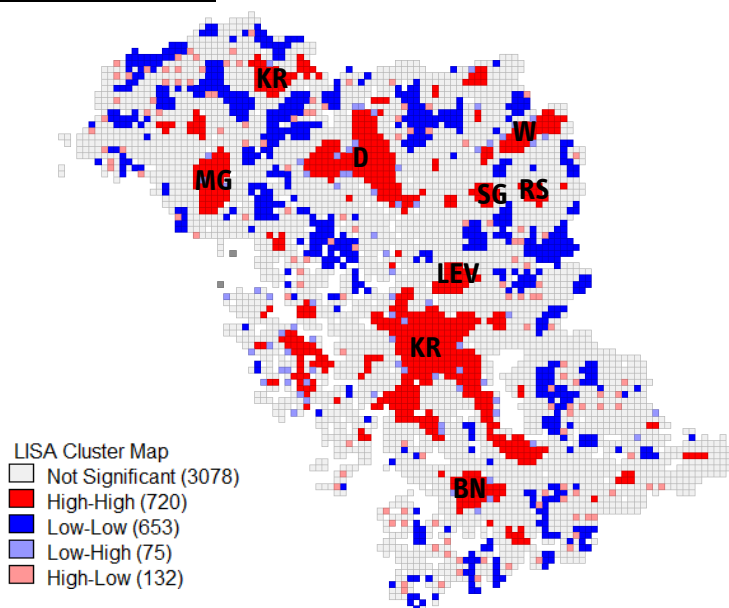


Eigene Berechnung auf Basis von RWI-GEO-GRID. LISA Cluster Map: Zur Erläuterung vgl. Abschnitt 5.1; DU = Duisburg, DO = Dortmund, E = Essen, HA = Hagen, HAM = Hamm

Die starke räumliche Ballung einer hohen Kreditausfallwahrscheinlichkeit im Kernraum ist offensichtlich ein Verstärkermerkmal, das im Ruhrgebiet deutlicher als in anderen Ballungsräumen die Segregation zwischen Kernraum und Ballungsrandzone kennzeichnet. In der benachbarten Region Rheinland NRW wird ebenfalls eine Häufung des Kreditausfallrisikos in den Kernräumen der Großstädte sichtbar (Abbildung 10). Vor allem in Köln ist eine größere Zone mit hohem Ausfallrisiko entstanden, die gerade östlich des Rheins über das Stadtgebiet hinaus, bis an den Rand des Siebengebirges reicht und dort Teile der Städte Siegburg, St. Augustin und Troisdorf umfasst.

Jedoch hat sich, der größeren Entfernung zwischen den einzelnen Großstädten entsprechend, keine zusammenhängende Zone mit hoher Ausfallwahrscheinlichkeit gebildet. Insgesamt ist der Anteil von 1 km-Rastern, die keine signifikante Abweichung vom regionalen Mittelwert aufweisen (74%) in der Rheinland-Region im Jahr 2016 deutlich höher als im Ruhrgebiet (53%).

Abbildung 15  
**Räumliche Autokorrelation hoher Kreditausfallrisiken im Rheinland NRW**  
 Local Moran's I, 2016



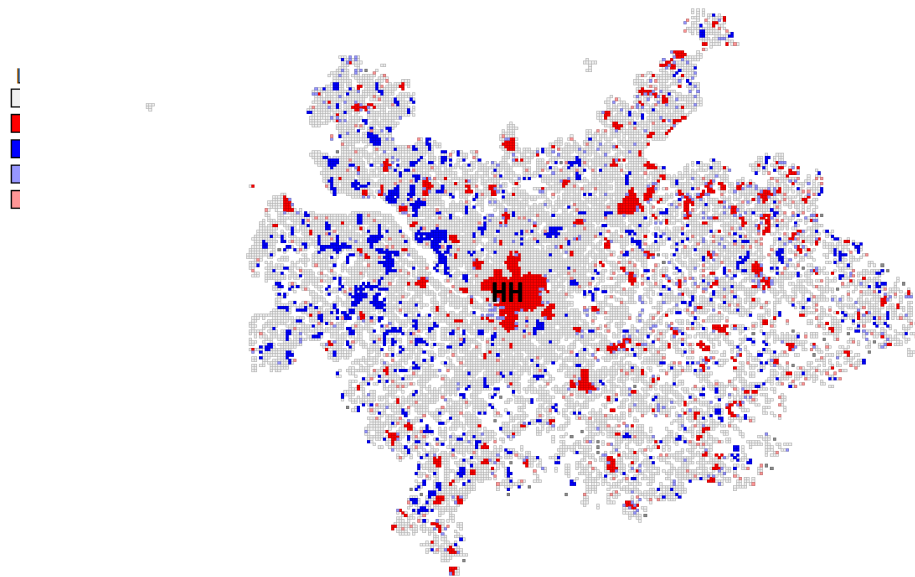
*Eigene Berechnung auf Basis des RWI-GEO-GRID. LISA Cluster Map: Zur Erläuterung vgl. Abschnitt 5.1; BN = Bonn, D = Düsseldorf, K = Köln, KR = Krefeld, MG = Mönchengladbach, LEV = Leverkusen, RS = Remscheid, SG = Solingen, W = Wuppertal*



Abbildung 16

### Räumliche Autokorrelation hoher Kreditausfallrisiken in der Region Hamburg

Local Moran's I, 2016



Eigene Berechnung auf Basis des RWI-GEO-GRID. LISA Cluster Map: Zur Erläuterung vgl. Abschnitt 5.1; HH = Hamburg

Die regionale Segregation hinsichtlich der lokalen Häufung hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeiten ist, wie auch die kartographische Darstellung verdeutlicht, im Ruhrgebiet deutlich stärker ausgeprägt als in der benachbarten Rheinland-Region. In der (in Abbildung 11 aufgrund ihrer Größe in deutlich kleinerem Maßstab dargestellten) Region Hamburg, die insgesamt durch einen vergleichsweise niedrigen Grad an räumlicher Autokorrelation bei der Häufung von Kreditausfallwahrscheinlichkeiten gekennzeichnet ist (79% aller 1 km-Raster weisen keine signifikante Abweichung vom regionalen Mittelwert auf), wird jedoch ebenfalls eine Ballung im Kernraum von Hamburg deutlich. Zonen von (im Vergleich zum regionalen Mittelwert) besonders niedriger Ausfallwahrscheinlichkeit, die die Ballungsrandzone des Ruhrgebiets kennzeichnen, haben sich im näheren Stadtumland von Hamburg nicht gebildet. In der Randzone von Hamburg entsprechen die Ausfallwahrscheinlichkeiten eher dem regionalen Mittelwert.

Das Fallbeispiel Hamburg verdeutlicht jedoch sehr stark die Bedeutung regionaler Kontextfaktoren hinsichtlich der kleinräumigen Häufung von Kreditausfallwahrscheinlichkeiten. So befinden sich im westlichen Teil der Region, in den Bundesländern Niedersachsen und Schleswig-Holstein, in etwa 30-100 km Entfernung vom Zentrum Hamburgs, größere Zonen mit ausgesprochen geringer Kreditausfallwahrscheinlichkeit. Im östlichen Teil des Ballungsraums, auf dem Gebiet von Mecklenburg-Vorpommern und Brandenburg, sind dagegen kleinere Ballungen von Gebieten mit überdurchschnittlicher und mit unterdurchschnittlicher Zahlungsausfallwahrscheinlichkeit stärker dispers über die äußere Ballungsrandzone dieser Neuen Bundesländer verteilt.

Die räumlich-ökonomischen Schätzungen gemäß Gleichungen (5) und (6) zeigen für die Ballungsräume in allen Fällen signifikante Werte für  $\lambda$  auf, die auf räumliche Autokorrelation im *spatial lag* der abhängigen Variable hinweisen. Allerdings weisen die im Zusammenspiel mit der Variation der fünf unabhängigen Variablen gemessenen Werte für  $\lambda$  im Regressionsmodell weniger deutliche Unterschiede zwischen den Regionen auf als die univariate Betrachtung des lokalen Moran's I (vgl. Tabellen 10 und 11). Das SAR-Modell für 2016 bestätigt die für die Gesamtheit der Ballungsräume

festgestellten Koinzidenzen zwischen den hier betrachteten fünf Segregationsindikatoren und der Kreditausfallwahrscheinlichkeit auch für alle einzelnen Ballungsräume. Trotz der Berücksichtigung räumlicher Autokorrelation im *spatial lag* der abhängigen Variable gehen die Koeffizienten in der Höhe ihrer Ausprägung im Vergleich zum „nicht-räumlichen“ Modell - mit Ausnahme der Koeffizienten für die Merkmale der Altersverteilung - nicht sehr wesentlich zurück, wie der Vergleich zwischen Tabelle 12 und den Tabellen 6 und 7 für das Ruhrgebiet und das Rheinland NRW darlegt (s.o.).

Tabelle 12

**Determinanten des Kreditausfallrisikos**

2016

Modell	ML, Spatial Autoregressive Model					
	Ruhr	Rhein NRW	Rhein/Main	Berlin	Hamburg	München
Dichte	0,222*** (0,008)	0,172*** (0,008)	0,158*** (0,006)	0,164*** (0,006)	0,162*** (0,005)	0,160*** (0,004)
Ausländer	0,443*** (0,023)	0,401*** (0,021)	0,275*** (0,013)	0,169*** (0,018)	0,168*** (0,013)	0,122*** (0,007)
<15	-0,821*** (0,183)	-1,030*** (0,184)	-0,419*** (0,090)	-0,269*** (0,100)	-0,650*** (0,077)	-1,035*** (0,064)
>65	-0,862*** (0,082)	-0,696*** (0,070)	-0,246*** (0,042)	-0,139*** (0,046)	-0,089** (0,037)	0,008 (0,030)
Wohngebäude	-0,213*** (0,009)	-0,157*** (0,009)	-0,146*** (0,007)	-0,160*** (0,006)	-0,146*** (0,006)	-0,149*** (0,004)
Konstante	0,193 (0,041)	0,093*** (0,034)	-0,052*** (0,017)	0,039** (0,018)	0,010 (0,015)	-0,017 (0,012)
Beobachtungen	4.176	4.660	8.521	13.432	17.250	17.085
$\lambda$	0,047*** (0,002)	0,044*** (0,002)	0,048*** (0,002)	0,053*** (0,002)	0,054*** (0,002)	0,043*** (0,002)
$\sigma^2$	0,028*** (0,001)	0,029*** (0,001)	0,032*** (0,000)	0,069*** (0,001)	0,057*** (0,001)	0,026*** (0,000)

Eigene Auswertung auf Basis des RWI-GEO-GRID; Standardfehler in Klammern; \*/\*\*/\* Irrtumswahrscheinlichkeit < 10%/5%/1%

Das Ruhrgebiet und das Rheinland NRW unterscheiden sich von den anderen Ballungsräumen unter anderem hinsichtlich einer höheren Bedeutung des Merkmals „Ausländeranteil“, das in seiner räumlichen Ausprägung in den beiden NRW-Regionen offenbar stärker mit dem Vorkommen von Kreditausfällen korreliert. Von stärkerer „risikomindernder“ Bedeutung ist in den beiden NRW-Regionen der Seniorenanteil. Die Schätzungen auf Basis des räumlich-ökonomischen Modell weisen sehr deutlich darauf hin, dass eine lokale Häufung hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeiten vor allem ein Verstärkermerkmal ist, das mit einer hohen Bevölkerungsdichte, einem überdurchschnittlichen Ausländeranteil sowie einem hohen Bevölkerungsanteil von Personen im Erwerbsalter korreliert. Die relativ hohe „Risikominderung“ im Zusammenhang mit einem hohen Seniorenanteil im Ruhrgebiet sollte jedoch nicht dahingehend interpretiert werden, dass in diesen Gebieten auch in Zukunft keine Häufung von Ausfallrisiken zu erwarten wäre. Die Analyse für Essen hat vielmehr aufgezeigt, dass ein Anstieg des Seniorenanteils im Zeitraum von 2009 bis 2016 in den Nachbarschaften dieser Stadt mit einer Zunahme des Ausfallrisikos einherging (Tabelle 8, s.o.). Die hohen Koeffizienten der Indikatoren für die Altersverteilung im Ruhrgebiet dürften eher auf die starke Ballung des Kreditausfallrisikos in Gebieten mit vergleichsweise „junger“ Bevölkerung im Ballungskernraum zurückzuführen sein. Da die von Creditreform (2018) festgestellte zunehmende „Altersarmut“ gerade auch das Ruhrgebiet betreffen dürfte, könnten im Zuge des weiteren demografischen Alterungsprozesses auch in den bislang eher wohlhabenderen Vierteln mit hohem Seniorenanteil die Ausfallrisiken zunehmen.

Insgesamt erweisen sich die Analysen der Determinanten einer hohen Kreditausfallwahrscheinlichkeit auf Basis unterschiedlicher Verfahren der Regressionsanalyse als robust gegenüber Änderungen des methodischen Vorgehens von der Querschnittsbetrachtung zum Fixed-Effekts-Modell sowie vom nicht-räumlichen Modell zur räumlich-ökonomischen Analyse. Für das Ruhrgebiet zeigt sich als bedeutender Unterschied zu den anderen Ballungsräumen die Herausbildung eines städteübergreifenden Kernraums zwischen Duisburg und Dortmund, in dem die Häufung von Kreditausfallwahrscheinlichkeiten eine regionale Dimension erreicht und im zentralen und nördlichen Teil des Ballungskerns so gut wie alle Nachbarschaften betrifft. Während die räumliche Ballung des Ausfallrisikos in den anderen Ballungsräumen eher als Folge der entsprechenden räumlichen Segregation der hauptsächlich betroffenen Alters- und Sozialgruppen anzusehen ist, tritt der lokale Kontext angesichts der städteübergreifenden Ballung von Ausfallrisiken im Ruhrgebiet als möglicher zusätzlicher Nachbarschaftseffekt in Erscheinung. Somit ist es in dieser Region stärker als in anderen Ballungsräumen als Herausforderung anzusehen, das Niveau an finanziellen Kompetenzen innerhalb der Wohnbevölkerung anzuheben.

Vor einer Vertiefung der Diskussion über mögliche Politikimplikationen unserer Ergebnisse werden im folgenden Abschnitt die Immobilienmarkteffekte einer räumlichen Häufung von Kreditausfallrisiken untersucht. Die zu diesem Zweck ausgewerteten Informationen ermöglichen Rückschlüsse auf die aus räumlichen Unterschieden in der Häufung von Ausfallrisiken resultierenden Nachbarschaftseffekte und Segregationsprozesse.

### 5.5 Hedonisches Modell der Immobilienpreisentwicklung im Kontext des lokalen Kreditausfallrisikos

Hinsichtlich der Preisentwicklung auf den Immobilienmärkten der Ballungsräume fasst die Tabelle 13 zunächst die durchschnittlichen Preisangebote für Wohnungsmieten, Eigentumswohnungen und Ein- und Zweifamilienhäuser pro m<sup>2</sup> Wohnfläche in den Ballungsräumen für die Jahre 2011 und 2016 (in jeweiligen Preisen) zusammen.

Tabelle 13

#### Durchschnittliche Preise für Wohnungsmieten, Eigentumswohnungen und Ein- und Zweifamilienhäuser

Nach Ballungsräumen, in € pro m<sup>2</sup> Wohnfläche, 2011 und 2016

Region	Ruhr	Rhein NRW	Rhein/Main	Berlin	Hamburg	München
<i>Wohnungsmiete</i>						
2011	5,51	7,41	8,46	6,92	8,02	10,01
2016	6,24	8,46	9,69	9,09	9,02	12,12
<i>Kaufpreis für Eigentumswohnungen</i>						
2011	1.234	1.613	1.948	2.141	2.203	2.917
2016	1.297	2.384	2.862	3.580	3.272	4.865
<i>Kaufpreis für Ein- und Zweifamilienhäuser</i>						
2011	1.930	2.917	2.729	1.784	1.724	3.639
2016	1.901	2.418	2.416	2.265	2.056	5.825

*Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-RED. Jeweilige Preise; Alle Angebote unter Ausschluss des unteren und oberen Perzentils der Wohnflächen des jeweiligen Segments.*

Deutlich wird, dass sowohl Miet- als auch Kaufpreise für Wohnungen und Häuser im Ruhrgebiet deutlich unter denen der Vergleichsregionen liegen. Die Region Rheinland in Nordrhein-Westfalen weist zwar in den drei hier betrachteten Marktsegmenten ein höheres Preisniveau als das Ruhrgebiet auf, kann jedoch im Hinblick auf Wohnungen zur Miete und zum Kauf im Vergleich zu den anderen Ballungsräumen als noch deutlich günstiger bezeichnet werden. In der Region München musste im Durchschnitt in den Jahren 2011 und 2016 jeweils der im Vergleich zum Ruhrgebiet dop-

pelte Mietpreis pro m<sup>2</sup> gezahlt werden. Bei diesem Vergleich ist zu berücksichtigen, dass die Regionen Berlin/Brandenburg, Hamburg und München ein weit größeres, weniger dicht besiedeltes Umland mit einbeziehen als das Ruhrgebiet und die Region Rheinland NRW. Somit dürften die Preisunterschiede in den jeweiligen Ballungskernen gegenüber dem Kernraum des Ruhrgebiets noch deutlich höher ausfallen. Für Eigentumswohnungen muss in München ein mehr als doppelt so hoher Preis pro m<sup>2</sup> bezahlt werden. Für Ein- und Zweifamilienhäuser wurde in München im Jahr 2011 noch nicht ganz der im Vergleich zum Ruhrgebiet doppelte Preis verlangt, bis 2016 fand dann jedoch in München ein dramatischer Preisanstieg statt, so dass der verlangte Preis in Höhe von durchschnittlich 5.825 Euro pro m<sup>2</sup> den aller Ballungsräume und insbesondere den des Ruhrgebiets (1.901 Euro) weit übertrifft. Im Ruhrgebiet, im Rheinland von NRW sowie in der Region Rhein/Main ging der Angebotspreis für Häuser sogar leicht zurück, während er in den anderen Regionen weiter anstieg. Hinsichtlich der Mieten und der Kaufpreise für Eigentumswohnungen verzeichnete die Region Berlin/Brandenburg den stärksten Anstieg.

Im Ranking der sechs Ballungsräume nach dem Mietpreis stieg Berlin von Rang 5 (2011) auf Rang 3 (2016), in Bezug auf die Kaufpreise für Eigentumswohnungen von Rang 3 auf Rang 2.

Die hedonischen Preisschätzungen gemäß Gleichung (7) für die Gesamtheit der Ballungsräume zeigen wie erwartet hoch signifikante Koeffizienten für die Wohnflächen der angebotenen Objekte sowie für die Grundstücksfläche der zum Kauf angebotenen Ein- und Zweifamilienhäuser (Tabelle 14). Dabei gibt es einen gewissen „Mengenrabatt“ der Gesamtwohnfläche, da der Preis pro m<sup>2</sup> bei steigender Gesamtwohnfläche im Durchschnitt abnimmt. Für zum Kauf angebotene Häuser gilt in Bezug auf die Grundstücksgröße ein Zuschlag, d.h. der Preis pro m<sup>2</sup> Wohnfläche nimmt mit steigender Grundstücksgröße zu.

Die genauere Analyse der Preiseffekte der individuellen Objekteigenschaften liegt nicht im Hauptfokus unserer Untersuchung, so dass wir keine Auswertungen für bestimmte Wohnungsgrößen oder Ausstattungsmerkmale vornehmen. Um die Preiseffekte der Nachbarschaftsmerkmale zu untersuchen, die im Mittelpunkt dieser Analyse stehen, ist es jedoch erforderlich, dennoch für zentrale Merkmale der Objekte zu kontrollieren.

Ein Anstieg des Messwerts des Indikators für das Kreditausfallrisiko führt in allen Jahren des Untersuchungszeitraums zu einem signifikanten Rückgang des verlangten Kaufpreises bzw. der Miete pro m<sup>2</sup> (Tabelle 14). Eine höhere Bevölkerungsdichte, entsprechend einer zentralen Lage, ist dagegen erwartungsgemäß mit einem höheren Miet- bzw. Kaufpreis verbunden. Die Preise für Miet- und Eigentumswohnungen sinken in der Gesamtheit der Ballungsräume mit steigendem Kinder- und Seniorenanteil. Im Falle der zum Kauf angebotenen Ein- und Zweifamilienhäuser steigt der Preis im Durchschnitt dagegen mit dem Kinder- und Seniorenanteil.

Für die Mietangebote ist in den einzelnen Ballungsräumen wie in deren Gesamtheit mit zunehmender Wohnungsgröße ein Preisrückgang pro m<sup>2</sup> festzustellen (Tabelle 15). Außer in der Region Hamburg nimmt der Mietpreis pro m<sup>2</sup> mit zunehmender Zimmerzahl eher ab, d.h. in der Regel werden größere Zimmer bevorzugt. In Bezug auf die Preiseffekte der Nachbarschaftsmerkmale unterscheidet sich das Ruhrgebiet von den anderen Ballungsräumen durch einen signifikant negativen Preiseffekt eines höheren Ausländeranteils. Der Seniorenanteil tritt nur in München als signifikant preissteigernder Einfluss auf den Mietpreis in Erscheinung.

Tabelle 14

**Determinanten der Immobilienpreise (in €/m<sup>2</sup>) – hedonische Preisschätzung, alle Ballungsräume, 2009-2016**

Modell	OLS		
Marktsegment	Miete	Eigentumswohnung	Häuser zum Kauf
<i>Merkmale der 1 km-Raster<sup>1</sup></i>			
Bevölkerungsdichte	0,158*** (-0,028)	0,247*** (-0,059)	0,431*** (-0,031)
Ausländer	0,518*** (-0,048)	0,604*** (-0,088)	0,986*** (-0,116)
<15	-1,093* (-0,661)	-0,825** (-1,038)	5,297*** (-0,663)
>65	-0,531*** (-0,183)	-0,825** (-0,383)	2,240*** (-0,339)
Kreditaustallrisiko*2014	-0,519*** (-0,032)	-0,915*** (-0,060)	-0,828*** (-0,062)
Kreditaustallrisiko*2015	-0,509*** (-0,036)	-0,851*** (-0,050)	-0,823*** (-0,062)
Kreditaustallrisiko*2016	-0,459*** (-0,035)	-0,787*** (-0,065)	-0,806*** (-0,054)
<i>Merkmale der Immobilien</i>			
Wohnfläche in m <sup>2</sup> (log)	-0,120*** (-0,016)	-0,177*** (-0,049)	-0,246*** (-0,030)
Grundstück in m <sup>2</sup> (log)			0,156*** (-0,010)
Zahl der Zimmer	0,002 (-0,004)	-0,0541*** (-0,004)	-0,0160*** (-0,002)
Weitere Merkmale <sup>2</sup>	ja	ja	ja
Jahres-FE	ja	ja	ja
Ballungsraum-FE	ja	ja	ja
Jahres*Ballungsraum-FE	ja	ja	ja
Ausfallrisiko 2009-2013	ja	ja	ja
Beobachtungen	4.671.507	2.634.143	2.434.852
Adjusted R <sup>2</sup>	0,52	0,49	0,23

*Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-RED und des RWI-GEO-GRID; Robuste Standardfehler, geclustert auf Gemeindeebene, in Klammern;\*/\*\*/\*\*\*/\*\*\* Irrtumswahrscheinlichkeit < 10%/5%/1%; <sup>1</sup>Außerdem: Zahl der Wohngebäude; zur Beschreibung der Variablen auf der Ebene 1 km-Raster vgl. Tab. 3; <sup>2</sup>Dummy-Variablen für 5 Kategorien des Baujahrs (<1950, 1950-1970, 1970-1990, 1990-2000, ab 2000), Keller, Garten, Balkon, Einbauküche, guter Zustand, schlechter Zustand, Heizung: Nachtspeicher, Ausstattung gehoben, Ausstattung einfach, Eigentumswohnung vermietet, Aufzug; Außerdem: Laufzeit der Annonce in Tagen*

Tabelle 15

**Determinanten der Mietpreise (in €/m<sup>2</sup>) – hedonische Preisschätzung, 2009-2016**

Modell	OLS					
Region	Ruhr	Rhein NRW	Rhein/Main	Berlin	Hamburg	München
<i>Merkmale der 1 km-Raster<sup>1</sup></i>						
Bevölkerung	0,00771 (0,009)	0,0600*** (0,016)	0,101*** (0,022)	0,0657*** (0,003)	0,110*** (0,013)	0,0817*** (0,006)
Ausländer	-0,109*** (0,039)	0,0285 (0,068)	0,318*** (0,037)	0,307*** (0,036)	0,183*** (0,040)	-0,0234 (0,031)
<15	-2,667*** (0,488)	-2,971*** (0,790)	-0,417 (0,785)	0,234 (0,680)	-2,222*** (0,671)	-1,366** (0,545)
>65	-0,387** (0,164)	-0,491** (0,215)	0,226 (0,224)	-0,544*** (0,136)	-0,152 (0,191)	0,283* (0,163)
Ausfallrisiko*2014	-0,260*** (0,051)	-0,298*** (0,040)	-0,293*** (0,044)	-0,377*** (0,050)	-0,369*** (0,056)	-0,121*** (0,036)
Ausfallrisiko*2015	-0,213*** (0,042)	-0,312*** (0,032)	-0,277*** (0,037)	-0,352*** (0,043)	-0,327*** (0,042)	-0,102*** (0,025)
Ausfallrisiko*2016	-0,171*** (0,041)	-0,230*** (0,026)	-0,257*** (0,046)	-0,287*** (0,040)	-0,274*** (0,028)	-0,129*** (0,021)
<i>Merkmale der Immobilien<sup>2</sup></i>						
Wohnfläche in m <sup>2</sup> (log)	-0,0882*** (0,00935)	-0,135*** (0,0287)	-0,211*** (0,0269)	-0,0558*** (0,00561)	-0,149*** (0,00825)	-0,221*** (0,00447)
Zahl der Zimmer	-0,00621** (0,00257)	0,0120** (0,00532)	0,0324*** (0,00350)	-0,00658*** (0,00185)	0,0110 (0,0119)	0,0327*** (0,006)
Weitere Merkmale <sup>2</sup>	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja
Jahres-FE	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja
Ballungsraum-FE	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja
Jahr*Ballungsr.	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja
Ausfallrisiko 2009-2013	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja
Beobachtungen	680.440	1.096.224	877.388	1.007.962	392.617	616.876
R <sup>2</sup>	0,29	0,54	0,51	0,54	0,60	0,58

*Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-RED und RWI-GEO-GRID; Robuste Standardfehler in Klammern; \*/\*\*/\*\* Irrtumswahrscheinlichkeit < 10%/5%/1%; <sup>1,2</sup> vgl. Tabelle 14*

Die Analyse für einzelne Großstädte von Nordrhein-Westfalen zeigt im Unterschied zur Gesamtheit der Regionen zunächst keinen signifikant positiven Mietpreiseffekt der Bevölkerungsdichte auf, d.h. innerhalb der großen Kernstädte nimmt der Mietpreis nicht mit einer (weiteren) Steigerung der Siedlungsdichte zu. In Dortmund geht der angebotene Mietpreis sogar mit steigender Dichte zurück. In allen Städten ist ein (negativer) Mietpreiseffekt des lokalen Kreditausfallrisikos zu beobachten (Tabelle 16). In Dortmund ist für 2015 und 2016, in Duisburg für 2016 kein signifikanter Mietpreiseffekt zu beobachten. In den anderen Städten treten in allen Jahren des Untersuchungszeitraums negative Mietpreiseffekte in Erscheinung. Hohe Kinder- und Seniorenanteile lassen in den großen Kernstädten auf eine signifikante Mietpreisminderung schließen.

Tabelle 16  
**Determinanten der Mietpreise (in €/m<sup>2</sup>) in ausgewählten Städten von Nordrhein-Westfalen– hedonische Preisschätzung, 2009-2016**

Modell	OLS				
Stadt	Dortmund	Duisburg	Düsseldorf	Essen	Köln
<i>Merkmale der 1 km-Raster<sup>1</sup></i>					
Bevölkerung	-0,074*** (0,0237)	-0,0305 (0,0230)	0,00660 (0,0169)	0,0224 (0,0196)	0,00195 (0,0143)
Ausländer	-0,323*** (0,0811)	-0,154*** (0,0590)	0,205* (0,107)	-0,144** (0,0710)	-0,117* (0,0653)
<15	-2,355*** (0,856)	-0,804 (0,749)	0,262 (0,914)	-0,581 (0,562)	-1,535*** (0,528)
>65	-0,812*** (0,228)	-0,0613 (0,190)	-0,215 (0,205)	-0,319 (0,201)	-0,332** (0,145)
Ausfallrisiko*2014	-0,111** (0,0527)	-0,153*** (0,0500)	-0,210*** (0,0460)	-0,182*** (0,0450)	-0,126*** (0,0373)
Ausfallrisiko*2015	-0,0283 (0,0596)	-0,0930* (0,0505)	-0,236*** (0,0536)	-0,182*** (0,0465)	-0,148*** (0,0401)
Ausfallrisiko*2016	0,0388 (0,0587)	-0,0690 (0,0469)	-0,149*** (0,0479)	-0,163*** (0,0476)	-0,113** (0,0474)
<i>Merkmale der Immobilien<sup>2</sup></i>					
Wohnfläche in m <sup>2</sup> (log)	-0,162*** (0,0162)	-0,140*** (0,0109)	-0,0821*** (0,0173)	-0,116*** (0,0148)	-0,226*** (0,0158)
Zahl der Zimmer	0,0192*** (0,00514)	0,00759** (0,00299)	0,0172*** (0,00462)	0,00939*** (0,00290)	0,0404*** (0,00654)
Weitere Merkmale <sup>2</sup>	ja	ja	ja	ja	ja
Jahres-FE	ja	ja	ja	ja	ja
Bezirks-FE <sup>3</sup>	ja	ja	ja	ja	ja
Jahr*Bezirk	ja	ja	ja	ja	ja
Ausfallrisiko 2009-2013	ja	ja	ja	ja	ja
Beobachtungen	93.744	73.065	218.101	123.393	213.964
Adjusted R <sup>2</sup>	0,46	0,33	0,38	0,36	0,40

*Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-RED und RWI-GEO-GRID; Robuste Standardfehler in Klammern; \*/\*\*/\*\* Irrtumswahrscheinlichkeit < 10%/5%/1%; <sup>1,2</sup> vgl. Tabelle 14; <sup>3</sup>PLZ-Bezirk (5-stellig, 30 Bezirke in Dortmund, 27 in Duisburg, 34 in Essen, 36 in Düsseldorf, 49 in Köln)*



Tabelle 17

**Preisdeteminanten der Eigentumswohnungen (in €/m<sup>2</sup>) – hedonische Preisschätzung, 2009-2016**

Modell	OLS					
Region	Ruhr	Rhein NRW	Rhein/Main	Berlin	Hamburg	München
<i>Merkmale der 1 km-Raster<sup>1</sup></i>						
Bevölkerung	0,0736 (0,049)	0,0919** (0,043)	0,151*** (0,028)	0,105*** (0,004)	0,185*** (0,021)	0,0787*** (0,013)
Ausländer	-0,337*** (0,123)	-0,332*** (0,115)	0,291*** (0,108)	0,573*** (0,036)	0,444*** (0,128)	-0,108* (0,065)
<15	-2,355* (1,180)	-4,638*** (1,089)	-1,696 (1,319)	-1,775 (1,350)	-6,240*** (1,371)	-2,847** (1,354)
>65	0,431 (0,300)	-0,752** (0,326)	0,024 (0,438)	-1,168*** (0,252)	-0,171 (0,745)	-0,101 (0,461)
Ausfallrisiko*2014	-0,523*** (0,117)	-0,571*** (0,066)	-0,453*** (0,040)	-0,678*** (0,048)	-0,706*** (0,170)	-0,190*** (0,035)
Ausfallrisiko*2015	-0,418*** (0,128)	-0,491*** (0,079)	-0,520*** (0,060)	-0,668*** (0,050)	-0,664*** (0,115)	-0,218*** (0,030)
Ausfallrisiko*2016	-0,419*** (0,127)	-0,570*** (0,080)	-0,361*** (0,056)	-0,620*** (0,038)	-0,676*** (0,124)	-0,0148 (0,031)
<i>Merkmale der Immobilien<sup>2</sup></i>						
Wohnfläche in m <sup>2</sup> (log)	0,231*** (0,034)	0,276*** (0,028)	0,180*** (0,022)	0,262*** (0,004)	0,209*** (0,057)	0,163*** (0,031)
Zahl der Zimmer	-0,0265*** (0,006)	-0,0533*** (0,006)	-0,0288*** (0,004)	-0,0389*** (0,002)	-0,0486*** (0,006)	-0,0360*** (0,007)
Weitere Merkmale <sup>2</sup>	a	a	a	a	a	a
Jahres-FE	a	a	a	a	a	a
Kreis-FE	a	a	a	a	a	a
Jahr*Kreis	a	a	a	a	a	a
Ausfallrisiko 2009*2013	a	a	a	a	a	a
Beobachtungen	292.381	453.277	385.163	859.092	215.697	428.533
Adjusted R <sup>2</sup>	0,33	0,47	0,39	0,62	0,53	0,40

*Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-RED und RWI-GEO-GRID; Robuste Standardfehler in Klammern; \*/\*\*/\*\* Irrtumswahrscheinlichkeit < 10%/5%/1%; <sup>1,2</sup> vgl. Tabelle 14*

Die Analyse stellt für Eigentumswohnungen ebenfalls einen deutlichen (negativen) Nachbarschaftseffekt der Ballung hoher Kreditausfallrisiken auf den Kaufpreis fest (Tabelle 17). Daneben zeigen sich in den NRW-Regionen sowie in München signifikant negative, in den Regionen Rhein/Main, Berlin/Brandenburg und Hamburg dagegen positive Preiseffekte eines hohen Ausländeranteils.

Unter den ausgewählten NRW-Großstädten wird in Dortmund und Köln in den Jahren 2015 und 2016 kein allgemeiner (negativer) Effekt des lokalen Kreditausfallrisikos in Bezug auf die Angebotspreise für Eigentumswohnungen deutlich, in den Städten Duisburg, Düsseldorf und Essen dagegen in allen Jahren des Zeitraums 2009 bis 2016 (Tabelle 18). Mit Ausnahme eines starken (positiven) Preiseffekts des Seniorenanteils in Essen tritt die Altersverteilung innerhalb der NRW-Großstädte weniger deutlich als Preisfaktor für die Angebotspreise von Eigentumswohnungen in Erscheinung als in der Gesamtheit der Ballungsräume.

Tabelle 18

**Preisdeteminanten der Eigentumswohnungen (in €/m<sup>2</sup>) in ausgewählten Städten von Nordrhein-Westfalen– hedonische Preisschätzung, 2009–2016**

Modell	OLS				
Stadt	Dortmund	Duisburg	Düsseldorf	Essen	Köln
<i>Merkmale der 1 km-Raster<sup>1</sup></i>					
Bevölkerung	0,0496 (0,047)	0,122* (0,072)	-0,0112 (0,029)	0,166*** (0,056)	-0,0175 (0,042)
Ausländer	-0,703*** (0,218)	0,136 (0,269)	0,256 (0,175)	-0,172 (0,206)	-0,224 (0,198)
<15	0,914 (1,734)	-0,429 (4,639)	-0,130 (1,305)	0,758 (1,653)	0,112 (1,327)
>65	-0,00807 (0,418)	0,521 (1,338)	-0,182 (0,327)	0,988** (0,500)	-0,143 (0,385)
Ausfallrisiko*2014	-0,190* (0,113)	-1,283*** (0,273)	-0,291*** (0,086)	-0,574*** (0,172)	-0,0620 (0,115)
Ausfallrisiko*2015	-0,124 (0,119)	-0,883*** (0,246)	-0,453*** (0,108)	-0,474*** (0,136)	-0,0490 (0,102)
Ausfallrisiko*2016	-0,0563 (0,101)	-0,811*** (0,255)	-0,527*** (0,109)	-0,350*** (0,134)	-0,167* (0,096)
<i>Merkmale der Immobilien<sup>2</sup></i>					
Wohnfläche in m <sup>2</sup> (log)	0,154*** (0,032)	0,054 (0,056)	0,249*** (0,023)	0,221*** (0,032)	0,147*** (0,030)
Zahl der Zimmer	-0,0221* (0,012)	0,00514 (0,017)	-0,0199** (0,008)	-0,00255 (0,010)	-0,0245** (0,011)
Weitere Merkmale <sup>2</sup>	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja
Jahres-FE	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja
Bezirks-FE <sup>3</sup>	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja
Jahr*Bezirk	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja
Ausfallrisiko 2009-2013	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja
Beobachtungen	36.931	33.365	67.982	49.739	80.375
R <sup>2</sup>	0,43	0,46	0,49	0,54	0,36

*Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-RED und RWI-GEO-GRID; Standardfehler, geclustert auf Ebene der 1 km-Raster, in Klammern; \*/\*\*/\*\* Irrtumswahrscheinlichkeit < 10%/5%/1%; <sup>1,2</sup> vgl. Tabelle 14 <sup>3</sup>Postleitzahlbezirke (5-stellig, 30 Bezirke in Dortmund, 27 in Duisburg, 34 in Essen, 36 in Düsseldorf, 49 in Köln)*

Tabelle 19

**Preisdeterminanten der Ein- und Zweifamilienhäuser (in €/m<sup>2</sup> Wohnfläche) – hedonische Preisschätzung, 2009-2016**

Modell	OLS					
Region	Ruhr	Rhein NRW	Rhein/Main	Berlin	Hamburg	München
<i>Merkmale der 1 km-Raster<sup>1</sup></i>						
Bevölkerung	0,0556** (0,026)	0,239*** (0,040)	0,398*** (0,034)	0,170*** (0,035)	0,168*** (0,048)	0,143*** (0,047)
Ausländer	-0,0376 (0,081)	0,355*** (0,120)	0,462*** (0,082)	1,016*** (0,265)	0,285** (0,115)	0,0411 (0,073)
<15	-2,596*** (0,694)	1484 (1,518)	3,636*** (0,777)	5,918*** (1,054)	-0,696 (0,574)	-0,152 (0,730)
>65	0,591*** (0,206)	1,070*** (0,389)	1,568*** (0,283)	2,054*** (0,539)	0,863*** (0,196)	1,938*** (0,366)
Ausfallrisiko* 2014	-0,418*** (0,079)	-0,577*** (0,096)	-0,494*** (0,059)	-0,485*** (0,111)	-0,400*** (0,105)	-0,215*** (0,071)
Ausfallrisiko* 2015	-0,407*** (0,092)	-0,609*** (0,098)	-0,427*** (0,054)	-0,428*** (0,114)	-0,332*** (0,087)	-0,165** (0,068)
Ausfallrisiko* 2016	-0,392*** (0,094)	-0,572*** (0,088)	-0,396*** (0,052)	-0,489*** (0,090)	-0,387*** (0,056)	-0,0270 (0,088)
<i>Merkmale der Immobilien<sup>2</sup></i>						
Wohnfläche in m <sup>2</sup> (log)	-0,444*** (0,035)	-0,323*** (0,047)	-0,340*** (0,031)	-0,176*** (0,049)	-0,312*** (0,045)	-0,403*** (0,034)
Grundstück in m <sup>2</sup> (log)	0,191*** (0,012)	0,208*** (0,030)	0,235*** (0,008)	0,147*** (0,024)	0,116*** (0,008)	0,218*** (0,012)
Zahl der Zimmer	-0,0103** (0,004)	-0,016*** (0,003)	-0,0113*** (0,003)	-0,00302 (0,006)	0,000952 (0,003)	0,00325 (0,004)
Weitere Merkmale <sup>2</sup>	ja	ja	ja	ja	ja	ja
Jahres-FE	ja	ja	ja	ja	ja	ja
Kreis-FE	ja	ja	ja	ja	ja	ja
Jahr*Kreis	ja	ja	ja	ja	ja	ja
Ausfallrisiko 2009-2013	ja	ja	ja	ja	ja	ja
Beobachtungen	305.513	491.100	565.612	390.065	374.279	308.283
Adjusted R <sup>2</sup>	0,21	0,22	0,35	0,36	0,36	0,23

Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-RED und RWI-GEO-GRID; Robuste Standardfehler in Klammern; \*\*\*/\*\*/\*\*\* Irrtumswahrscheinlichkeit < 10%/5%/1%; <sup>1,2</sup> vgl. Tabelle 14

Für die Preise von Ein- und Zweifamilienhäusern zeigen sich in allen Ballungsräumen negative Nachbarschaftseffekte der Häufung von Kreditausfallwahrscheinlichkeiten, jedoch in den NRW-Großstädten nicht in Dortmund und Duisburg (Tabellen 19 und 20).

Tabelle 20

**Preisdeterminanten der Ein- und Zweifamilienhäuser (in €/m<sup>2</sup>) in ausgewählten Städten von Nordrhein-Westfalen– hedonische Preisschätzung, 2009–2016**

Modell	OLS				
Stadt	Dortmund	Duisburg	Düsseldorf	Essen	Köln
<i>Merkmale der 1 km-Raster<sup>1</sup></i>					
Bevölkerung	-0,0464 (0,041)	-0,0772 (0,049)	0,125 (0,077)	0,0692 (0,067)	0,0816** (0,038)
Ausländer	0,168 (0,120)	-0,207 (0,181)	0,267 (0,280)	0,367 (0,241)	-0,175 (0,121)
<15	-1,300 (1,127)	-0,563 (1,559)	-3475 (3,141)	0,0417 (1,667)	-0,757 (1,572)
>65	0,863*** (0,307)	1,012** (0,454)	-1002 (0,742)	-0,13 (0,606)	-0,265 (0,361)
Ausfallrisiko*2014	-0,196* (0,118)	-0,162 (0,146)	-0,695*** (0,147)	-0,827*** (0,198)	-0,204* (0,104)
Ausfallrisiko*2015	-0,142* (0,084)	-0,106 (0,128)	-0,773*** (0,153)	-0,483** (0,194)	-0,222*** (0,080)
Ausfallrisiko*2016	-0,0749 (0,112)	-0,169 (0,142)	-0,557*** (0,145)	-0,782*** (0,272)	-0,355*** (0,083)
<i>Merkmale der Immobilien<sup>2</sup></i>					
Wohnfläche in m <sup>2</sup> (log)	-0,374*** (0,055)	-0,591*** (0,053)	-0,244*** (0,077)	-0,464*** (0,063)	-0,353*** (0,058)
Grundstück in m <sup>2</sup> (log)	0,172*** (0,014)	0,280*** (0,031)	0,192*** (0,025)	0,234*** (0,019)	0,185*** (0,019)
Zahl der Zimmer	-0,0171*** (0,006)	0,0000513 (0,006)	-0,00589 (0,007)	-0,0180*** (0,006)	0,00288 (0,006)
Weitere Merkmale <sup>2</sup>	a	a	a	a	a
Jahres-FE	a	a	a	a	a
Bezirks-FE <sup>3</sup>	a	a	a	a	a
Jahr*Bezirk	a	a	a	a	a
Ausfallrisiko 2009-2013	a	a	a	a	a
Beobachtungen	35.423	25.033	18.540	22.844	39.285
R <sup>2</sup>	0,23	0,51	0,30	0,36	0,17

*Eigene Auswertung auf Basis von RWI-GEO-RED und RWI-GEO-GRID; Standardfehler, geclustert auf Ebene der 1 km-Raster, in Klammern; \*/\*\*/\*\* Irrtumswahrscheinlichkeit < 10%/5%/1%; <sup>1,2</sup> vgl. Tabelle 14; <sup>3</sup>Postleitzahlbezirke (5-stellig, 30 Bezirke in Dortmund, 27 in Duisburg, 34 in Essen, 36 in Düsseldorf, 49 in Köln)*

## 6. Ergebnisse und Schlussfolgerungen

### 6.1 Ausmaß der Unterschiede im Auftreten von Zahlungsschwierigen zwischen den Nachbarräumen deutscher Ballungsräume

In der Literatur zu finanziellen Grundkompetenzen wird darauf hingewiesen, dass ein geringes finanzielles Basiswissen unter anderem die Wahrscheinlichkeit suboptimaler Entscheidungen in Bezug auf das Sparverhalten und die Kreditaufnahme erhöht. Somit werden kleinräumige Variationen in der Verteilung von Personen mit Zahlungsschwierigkeiten in der vorliegenden Untersuchung als Messgröße für eine lokale Ballung von Bevölkerungsgruppen herangezogen, denen es möglicherweise an entsprechenden Kompetenzen fehlt bzw. für die entsprechende Bildungs- und Fördermaßnahmen zur Verbesserung ihrer Lebensperspektiven beitragen können.

Bei erster Betrachtung der räumlichen Verteilung der Bevölkerung mit hohem Ausfallrisiko zeigt sich innerhalb des Ruhrgebiets eine etwas weniger ausgedehnte Spannweite an Unterschieden zwischen Gebieten mit sehr hohem Anteil an „Risikogruppen“ und solchen, in denen Zahlungsausfälle so gut wie gar nicht vorkommen, als in anderen Ballungsräumen. Jedoch treten lokale Häufungen

von Bevölkerungsgruppen mit hohen Ausfallrisiken in allen Regionen hauptsächlich in den Ballungskernen auf und insgesamt ist das Niveau der Ausfallwahrscheinlichkeit im Ruhrgebiet deutlich höher als in den anderen Regionen.

Innerhalb des Ruhrgebiets treten allerdings dennoch ganz erhebliche Unterschiede der Häufung des Ausfallrisikos auf. Eine für das Ruhrgebiet insgesamt feststellbare räumliche Differenzierung hinsichtlich des Haushaltseinkommens und verschiedener Merkmale der Sozialstruktur ist auch anhand der Kreditausfallwahrscheinlichkeit zu beobachten, welche in den Stadtzentren und im nördlichen Teil des Ballungskernraums deutlich höher ausfällt als in den südlichen Teilen oder am nördlichen Rand. Im Schnitt lag der Bevölkerungsanteil mit hohem Kreditausfallrisiko im Ruhrgebiet im Jahr 2016 im Vergleich von sechs großen Ballungsräumen (Ruhrgebiet, Rheinland NRW, Rhein/Main, Berlin/Brandenburg, Hamburg und München) mit 16% am höchsten und in München mit 5% am niedrigsten. In allen der fünf größten Städte von Nordrhein-Westfalen (Köln, Düsseldorf, Dortmund, Essen und Duisburg) lag der entsprechende Bevölkerungsanteil bei 40% oder darüber.

## **6.2 Sind lokale Häufungen von Zahlungsschwierigen ein Problem einzelner Nachbarschaften oder sind größere Stadtgebiete betroffen?**

Bei Analysen räumlicher Strukturen muss berücksichtigt werden, dass erhebliche Spillover-Effekte zwischen räumlichen Einheiten bestehen können und somit im Falle unserer Untersuchung die Höhe des lokalen Kreditausfallrisikos in erheblichem Maße mit den Messwerten benachbarter Bezirke korreliert sein kann. Kontrolliert man nicht für diesen räumlichen Zusammenhang lässt man außer Acht, dass sich der Messwert des Ausfallrisikos unter Umständen als Ausprägung eines räumlichen Musters mit starkem Zusammenhang zwischen benachbarten Bezirken erklären lässt. In diesem Fall überschätzt man unter Umständen die Bedeutung der anderen Merkmale. Wir berücksichtigen in unserer Analyse aus diesem Grund Messverfahren der sogenannten räumlichen Autokorrelation.

Das Ruhrgebiet ist dieser Statistik zu Folge durch eine weit höhere räumliche Autokorrelation in Bezug auf die Kreditausfallwahrscheinlichkeit geprägt als andere Regionen. Das bedeutet, dass sich einerseits größere Teilzonen gebildet haben, in denen sehr viele benachbarte Gebiete eine hohe Ausfallwahrscheinlichkeit aufweisen, und andererseits größere Zonen von benachbarten Gebieten mit vergleichsweise geringer Ausfallwahrscheinlichkeit. Im Kern des Ruhrgebiets hat sich eine zusammenhängende Zone mit hoher Kreditausfallwahrscheinlichkeit gebildet, die die inneren Bereiche aller kreisfreien Städte mit Ausnahme von Hagen und Hamm erfasst, deren Zentren etwas weiter vom Ballungskernraum entfernt liegen und ebenfalls hohe Ausfallwahrscheinlichkeiten aufweisen. Auch in den Siedlungskernen der anderen Ballungsräume sind Teilräume entstanden, in denen zahlreiche benachbarte Rastergebiete durch hohe Bevölkerungsanteile mit Zahlungsschwierigkeiten gekennzeichnet sind. So treten beispielsweise in der benachbarten Rheinlandregion von Nordrhein-Westfalen die Kernbereiche aller Großstädte als kleinere oder größere Zonen von Gebieten mit hohem Ausfallrisiko in Erscheinung, je nach Größe der Stadt. Die größte Zone erstreckt sich dort rechtsrheinisch von der Kölner Innenstadt rheinaufwärts bis an den Rand des Siebengebirges. Die Bildung einer großen, stadtübergreifenden Teilregion mit hohem Ausfallrisiko ist jedoch eine Besonderheit des Ruhrgebiets, die einerseits die Herausbildung eines zusammenhängenden Siedlungskernraums verdeutlicht, andererseits aber aufzeigt, dass die Häufung von Zahlungsschwierigkeiten hier innerhalb des Gebiets von regionaler Dimension zum „Normalfall“ geworden ist. Andere Ballungsräume sind zumindest in räumlicher Hinsicht noch durch eine geringere Distanz zwischen „heilen“ Lebenswelten und solchen gekennzeichnet, in denen sich finanziellen Probleme anhäufen. Der zentrale und nördliche Teil des Ballungskerns im Ruhrgebiet ist dagegen eine in dieser Hinsicht homogenere Region, in der Zahlungsprobleme für große Teile der Bevölkerung zum Alltag gehören.

### 6.3 Zusammentreffen einer Häufung von Kreditausfallrisiken mit anderen Merkmalen der Segregation

Bei der Analyse möglicher räumlicher Interdependenzen zwischen verschiedenen Segregationskennzeichen ist es erforderlich, Messgrößen auszuwählen, die untereinander sowie mit der Kreditausfallwahrscheinlichkeit eine möglichst geringe wechselseitige Korrelation aufweisen. Mit Hilfe einer Faktorenanalyse wurden zunächst geeignete Indikatoren ausgewählt. Durch verschiedene Verfahren der Regressionsanalyse wurde daraufhin untersucht, ob und inwieweit auf der Ebene der 1 km<sup>2</sup>-Rastergebiete ein statistischer Zusammenhang zwischen der Häufung von Ausfallrisiken und anderen Merkmalen der Bevölkerungs- und Raumstruktur besteht.

Das Basis-Regressionsmodell unter Einbeziehung aller Ballungsräume und Erhebungsjahre (2005 und 2009-2016) zeigt auf, dass das Kreditausfallrisiko im Allgemeinen mit der Bevölkerungsdichte und der Zunahme des Ausländeranteils ansteigt. Hohe Anteile von Kindern und Senioren korrelieren mit einer vergleichsweise geringen Kreditausfallwahrscheinlichkeit.

Untersucht man die Determinanten einer Veränderung der Kreditausfallwahrscheinlichkeit zwischen 2011 und 2016 wird deutlich, dass eine Zunahme der Ausfallwahrscheinlichkeit ebenfalls vor allem in dicht besiedelten Gebieten mit hohem Ausländeranteil stattfand. Hohe Kinder- und Seniorenanteile reduzierten die Wahrscheinlichkeit einer Zunahme von Zahlungsausfällen, während eine hohe Ausfallwahrscheinlichkeit im Jahr 2011 das Risiko einer weiteren Zunahme von Zahlungsausfällen erhöhte. Auf kleinräumiger Gebietsebene fand somit in den deutschen Ballungsräumen insgesamt eine Zunahme der Konzentration von Zahlungsausfallrisiken statt. Analysen der Zusammenhänge zwischen den Änderungsraten der verschiedenen Messgrößen mit der Veränderung der Kreditausfallwahrscheinlichkeit in den Rastergebieten im Untersuchungszeitraum zeigen zusätzlich auf, dass die Ausfallrisiken vor allem in solchen innerstädtischen Gebieten zunahmten, in denen gleichzeitig auch der Kinderanteil anstieg. Somit ist zu befürchten, dass in der näheren Zukunft ein größerer Anteil der Kinder in Nachbarschaften aufwachsen wird, in denen es ihnen an Vorbildern hinsichtlich einer vorausschauenden finanziellen Lebensplanung mangelt. Zusätzliche Auswertungen am Beispiel aktueller Schulübergangsraten von der Grundschule auf das Gymnasium in Nordrhein-Westfalen belegen, dass in Gebieten mit hohem Ausfallrisiko ein signifikant geringerer Anteil der Grundschüler auf das Gymnasium wechselt als in anderen Nachbarschaften. Während die Entscheidung für einen Wechsel auf das Gymnasium einer Vielzahl von Beweggründen unterliegt, ist jedoch zu erwarten, dass eine zunehmende räumliche Ballung von Haushalten mit Kindern in Nachbarschaften mit hohem Zahlungsausfallrisiko die Chancen der dort lebenden Kinder auf eine erfolgreiche Bildungsbeteiligung verringern wird.

Räumlich-ökonomische Schätzungen, die für die räumliche Autokorrelation zwischen benachbarten Gebieten kontrollieren, bestätigen die für die Gesamtheit der Ballungsräume festgestellten Koinzidenzen zwischen den betrachteten Segregationsindikatoren und der Kreditausfallwahrscheinlichkeit für alle einzelnen Ballungsräume. Trotz der Berücksichtigung räumlicher Autokorrelation gehen die Koeffizienten in der Höhe ihrer Ausprägung im Vergleich zum „nicht-räumlichen“ Modell nicht sehr wesentlich zurück. Dies spricht dafür, dass die Untersuchung insgesamt ein plausibles Bild der kleinräumigen Unterschiede im Zusammenwirken verschiedener Kennzeichen der Bevölkerungsstruktur mit dem Auftreten lokaler Häufungen von Zahlungsschwierigkeiten abgeben.

### 6.4 Immobilienmarkteffekte einer lokalen Häufung von Kreditausfallrisiken?

Analysen der Immobilienmarkteffekte von Nachbarschaftsmerkmalen geben unmittelbar Aufschluss über mögliche Segregationsprozesse der näheren Zukunft, da Immobilienpreise eine wesentliche Grundlage der Standortwahl von Haushalten darstellen. Hedonische Preisschätzungen gehen den

Preiseffekten der ausgewählten Nachbarschaftsmerkmale unter Berücksichtigung umfangreicher Objekteigenschaften der zur Miete und zum Kauf angebotenen Wohnungen und Häuser nach.

Deutlich wird zunächst, dass sowohl Miet- als auch Kaufpreise für Wohnungen und Häuser im Ruhrgebiet deutlich unter denen der Vergleichsregionen liegen. Ein signifikanter (negativer) Preiseffekt des lokalen Ausfallrisikos ist für die Gesamtheit der Ballungsräume sowie für die einzelnen Ballungsräume in Bezug auf Wohnungsmieten und Kaufpreise für Eigentumswohnungen und Ein- und Zweifamilienhäuser festzustellen. Im Schnitt ist somit davon auszugehen, dass ein Immobilienangebot in Gebieten mit hohen Ausfallrisiken unattraktiver erscheint. Der deutliche negative Preiseffekt einer Lage in den entsprechenden Nachbarschaften ist über den Untersuchungszeitraum stabil, d.h. im Laufe der vergangenen zehn Jahre haben starke preismindernde Nachbarschaftseffekte in Gebieten mit hohem Kreditausfallrisiko den Immobilienmarkt der deutschen Ballungsräume geprägt.

Unter den Großstädten von Nordrhein-Westfalen, d.h. im Kern der Ballungsräume, variieren die Preiseffekte. In Düsseldorf und Essen sind preismindernde Nachbarschaftseffekte eines hohen Ausfallrisikos für Mieten, Eigentumswohnungen und Häuser festzustellen, in Köln für Mietwohnungen und Häuser, jedoch nicht für Eigentumswohnungen. In Duisburg treten vor allem für Eigentumswohnungen preismindernde Effekte auf, in Dortmund werden für 2015 und 2016 keine signifikanten Nachbarschaftseffekte des Ausfallrisikos auf Miet- und Eigentumswohnungen mehr gemessen, während solche Effekte bis 2014 auftraten. Innerhalb der Großstädte, in denen die Ausfallrisiken insgesamt höher sind als im Umland der Städte, besteht somit nicht in allen Fällen ein Zusammenhang zwischen einer (besonders hohen) Ballung von Personen mit Zahlungsschwierigkeiten und den Immobilienpreisen. Schließlich spielen innerhalb der großen Kernstädte oftmals eine Vielzahl an kleinräumigen Unterschieden eine Rolle bei der Charakterisierung der preisrelevanten Lageeigenschaften, so dass einzelne Merkmale der Bevölkerungsstruktur zum Teil gegenüber anderen Determinanten, z.B. der Nähe zu Einkaufsmöglichkeiten, zurücktreten.

### **6.5 Welche Besonderheiten kennzeichnen das Ruhrgebiet und legen lokale Kontextfaktoren finanzieller Grundkompetenzen hier gezielte Fördermaßnahmen nahe?**

Die vorliegende Untersuchung verdeutlicht, dass die Häufung von Kreditausfallrisiken einen Indikator der räumlichen Struktur darstellt, der insbesondere eine hohe Siedlungsdichte und das Zusammenleben von verschiedenen Bevölkerungsgruppen, vor allem jüngeren Erwachsenen, anzeigt, in denen Zahlungsschwierigkeiten mit höherer Wahrscheinlichkeit auftreten als in anderen Gruppen.

Die Standortwahl von Haushalten variiert im Zusammenspiel mit zahlreichen Charakteristiken der Haushaltsmitglieder und der Haushalte insgesamt. Da Zahlungsschwierigkeiten nicht gleichmäßig über die Bevölkerung verteilt sind, wird es mit der räumlichen Ungleichverteilung nach verschiedenen Merkmalen der Haushalte (z.B. Alter, Herkunft, Einkommen) auch zu räumlichen Unterschieden im Auftreten von Zahlungsschwierigkeiten kommen. Im Mittelpunkt der vorliegenden Untersuchung steht jedoch die Frage, ob die räumliche Ballung von Haushalten mit Zahlungsschwierigkeiten selbst als Nachbarschaftseffekt in Erscheinung tritt und somit Probleme, die zu finanziellen Fehlentscheidungen einzelner Personen und Haushalte führen, verstärkt. Solche Nachbarschaftseffekte könnten beispielsweise darin bestehen, dass für die Bewohner der entsprechenden Gebiete der Zugang zu Informationen über finanzielle Zusammenhänge erschwert und das Auftreten von Zahlungsschwierigkeiten mangels Vorbilder mit vorteilhafterer Zahlungsbilanz eher als „normal“ empfunden wird.

Die Studie liefert Hinweise darauf, dass solche Nachbarschaftseffekte entstehen und dass das Ruhrgebiet von den resultierenden Problemen starker betroffen ist. Bedenklich stimmen in der Gesamtbetrachtung aller Ballungsräume zwei Sachverhalte in besonderem Maße:



- (1) Im Zeitraum von 2011-2016 fand eine weitere Konzentration der Bevölkerung mit Kreditausfallrisiko in Gebieten statt, die bereits 2011 durch einen hohen Bevölkerungsanteil mit Risikomerkmale gekennzeichnet waren. Mit anderen Worten kommt es zu einer zunehmenden räumlichen Ballung und somit Trennung der Bevölkerung mit Zahlungsschwierigkeiten von anderen Bevölkerungsgruppen.
- (2) Die Fixed-Effekts-Modelle, die das Zusammenspiel der Veränderung von Nachbarschaftsmerkmalen im Zeitraum 2005-2016 aufzeigen, deuten neben der weiteren Zunahme von Ausfallrisiken in städtischen Kerngebieten auf einen Anstieg von Zahlungsproblemen im Gleichklang mit einer Zunahme des Anteils der Kinder (< 15 Jahre) auf der Ebene der Nachbarschaften an. Ohne auf Basis dieser Ergebnisse darauf rückschließen zu können, ob Familien mit Kindern selbst auch verstärkt von Zahlungsschwierigkeiten betroffen sind, zeichnet sich ab, dass Kinder häufiger in einer Umgebung aufwachsen, in denen Zahlungsprobleme zur Tagesordnung gehören. Hier dürfte sich ein Mangel an Vorbildern besonders nachteilig auf die Chancen der Kinder auswirken, Grundkompetenzen in Bezug auf Finanzentscheidungen zu erwerben. Die am Beispiel von NRW festgestellten niedrigeren Übergangsraten von der Grundschule auf das Gymnasium im Jahr 2018 in Nachbarschaften mit hohem Ausfallrisiko verdeutlichen, dass es für Kinder in den betroffenen Nachbarschaften insgesamt schwieriger ist, eine erfolgreiche Schullaufbahn zu absolvieren.

Angesichts der Herausbildung einer ganzen Teilregion mit hohem betroffenen Bevölkerungsanteil nehmen die Rückwirkungen einer lokalen Häufung von Zahlungsschwierigkeiten im Ruhrgebiet eine andere Dimension ein als in anderen Ballungsräumen. Auch in Köln kann beispielsweise von der Entstehung einer städtischen Zone gesprochen werden, in denen „heile“ Lebenswelten ohne Geldsorgen zur Seltenheit werden. Eine so großräumige Segregation zwischen einem Kernraum mit starker Problemballung und einem deutlich geringer betroffenen Umland ist jedoch eine Besonderheit des Ruhrgebiets.

Zwar zeigen die Analysen für das Ruhrgebiet keine erheblich stärkeren Zusammenhänge zwischen Merkmalen der Nachbarschaft und der Höhe der Kreditausfallwahrscheinlichkeit auf als für die anderen Ballungsräume. Jedoch tritt der Zusammenhang zwischen einer Zunahme des Ausfallrisikos und einem Anstieg des Kinderanteils im Ruhrgebiet sowie auch im Rheinland in NRW stärker in Erscheinung als in der Gesamtheit der Ballungsräume. Für die Stadt Düsseldorf gilt dieser Zusammenhang dagegen nicht.

Implikationen sind offensichtlich für die Bildungspolitik abzuleiten, deren Aufgabe es ist, „Ungleiches auch ungleich zu behandeln“, d.h. in den Ballungskernräumen der Städte verstärkt Sorge dafür zu tragen, dass kein Schüler die Schule ohne Mindestmaß an Kompetenz in Grundrechenarten verlässt. Der Mangel an Fähigkeiten zur Lösung leichter Rechenaufgaben, wie er in der Literatur zu finanziellen Grundkompetenzen für große Teile der Bevölkerung belegt wurde zeigt auf, dass es sich hierbei keineswegs um ein leicht zu erreichendes Ziel handeln wird.

Die fehlende Kompetenz vieler Erwachsener, im eigenen Sinne vorteilhafte Finanzentscheidungen zu treffen verdeutlicht, dass sich auch Erwachsene über die Schulbildung hinaus anstrengen müssen, um sich das für ein kompetentes Handeln erforderliche Finanzwissen im weiteren Lebensverlauf zu verschaffen bzw. es zu erweitern und zu aktualisieren.

Die größten Chancen, Erwachsene in Bezug auf den entsprechenden Kompetenzerwerb zu unterstützen und durch geeignete Fortbildungsmaßnahmen zu erreichen, dürften sich im beruflichen Kontext, für arbeitssuchende Personen im Bereich des Angebots der Agentur für Arbeit bzw. der Jobcenter und für nicht erwerbstätige Personen im nachbarschaftlichen Umfeld ergeben. Dies erfordert ein weit gefächertes Bündel an Bildungsinitiativen. Angesichts der Vielfalt der Aufgaben bietet

sich eine interkommunale Kooperation der Großstädte im Kernraum des Ruhrgebiets an, in der sich die Akteure in einzelnen Kommunen auf bestimmte Angebote spezialisieren, diese dann aber jeweils auch für der Bevölkerung der anderen Städte zugänglich machen.

### Literaturverzeichnis

- Alecke, B., T. Mitze und G. Untiedt (2011), Regionale Wachstumseffekte der GRW-Förderung? Eine räumlich-ökonomische Analyse auf Basis deutscher Arbeitsmarktregionen. RWI Materialien 65. Essen: RWI.
- Anderson, N.B. (2007), Local amenities and rents: Tiebout takes a vacation. *Journal of Regional Science* 48(3): 595-613.
- Anselin, L. (1995), Local indicators of spatial association – LISA. *Geographical Analysis* 27(2): 93-115.
- Argaw, B. A. und P. A. Puhani (2018), Does class size matter for school tracking outcomes after elementary school? Quasi-experimental evidence using administrative panel data from Germany. *Economics of Education Review* 65(C), 48-57.
- Autor, D.H., F. Levy und R.J. Murnane (2003), The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *Quarterly Journal of Economics* 118(4): 1279-1333.
- Bachmann, R., M. Cim und C. Green (2019), Long-run patterns of labour market polarisation: Evidence from German micro data. *British Journal of Industrial Relations* 57(2): 350-376.
- Backhaus, T., K. Gebers und C. Schröder (2015), Evolution and determinants of rent burdens in Germany. SOEPpapers 805, Berlin: DIW
- Bauer, T.K., Fertig, M. und C.M. Schmidt (2009), *Empirische Wirtschaftsforschung – Eine Einführung*. Berlin: Springer.
- Bauer, T.K., R. Budde, M. Micheli und U. Neumann (2015), Immobilienmarkteffekte des Emscherumbaus? *Raumforschung und Raumordnung* 73(4): 269-283.
- Behrens, K., D. Pokrovsky und E. Zhelobodko (2018), Market size, occupational self-selection, sorting, and income inequality. *Journal of Regional Science* 58(1): 38-62.
- Bergemann, A. und A. Mertens (2004), Job Stability Trends, Layoffs and Transitions to Unemployment – An Empirical Analysis for West Germany. CEPR Discussion Paper No. 4792.
- Breidenbach, P., M. Kaeding und S. Schaffner (2019), Population projection for Germany 2015-2050 on grid level (RWI-GEO-GRID-POP-Forecast). *Journal of Economics and Statistics (Jahrbuecher fuer Nationaloekonomie und Statistik)* 239(4): 733-745.
- BMVBS Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung und BBR Bundesamt für Bauwesen und Raumordnung (Hrsg.) (2007), *Initiativkreis Europäische Metropolregionen in Deutschland. Werkstatt: Praxis* 52. Berlin, Bonn.
- Brown, M., J. Grigsby, W. van der Klaauw, J. Wen und B. Zafar (2016), Financial Education and the Debt Behavior of the Young. *Review of Financial Studies, Society for Financial Studies* 29(9): 490-2522.
- Budde, R. und U. Neumann (2019), The size ranking of cities in Germany: caught by a MAUP? *GeoJournal* 84(6): 1447-1464.
- Chakraborty, T., S. Schüller und K.F. Zimmermann (2019), Beyond the average: Ethnic capital heterogeneity and intergenerational transmission of education. *Journal of Economic Behavior & Organization* 163(C): 551-569.
- Creditreform (2018), *Schuldneratlas Deutschland 2018. Überschuldung von Verbrauchern*. Neuss: Verband der Vereine Creditreform e.V.
- Driva, A., M. Lührmann und J. Winter (2016), Gender differences and stereotypes in financial literacy: Off to an early start. *Economics Letters* 146(C): 143-146.
- Drukker, D.M., I.R. Prucha und R. Raciborski (2013), Maximum likelihood and generalized spatial

- two-stage least-squares estimators for a spatial-autoregressive model with spatial-autoregressive disturbances. *Stata Journal* 13(2): 221-241.
- Dustmann, C. (2004), Parental background, secondary school track choice, and wages. *Oxford Economic Papers* 56(2): 209-230.
- Fontenot, K., J. Semaga, and M. Kollar (2018), Income and poverty in the United States: 2017. US Census Bureau, Current Population Reports P60-263. Washington, DC.
- Friedmann, J. (1986) The world city hypothesis. *Development and Change*,17(1): 69-83.
- Hamnett, C. (1994), Social polarisation in global cities: theory and evidence. *Urban Studies* 31(3): 401-425.
- Heineck G. und R. Riphahn (2009), Intergenerational Transmission of Educational Attainment in Germany – The Last Five Decades. *Journal of Economics and Statistics (Jahrbuecher fuer Nationaloekonomie und Statistik)* 229(1): 36-60.
- Kaiser, T. und L. Menkhoff (2019). Financial education in schools: A meta-analysis of experimental studies. *Economics of Education Review* (forthcoming).
- David Kiss, D. (2013), Are immigrants and girls graded worse? Results of a matching approach. *Education Economics* 21(5): 447-463.
- Knox, P. und S. Pinch (2010), *Urban social geography. An introduction*. 6th ed. Harlow: Pearson
- Kuminoff, N.V., K. Smith und C. Timmins (2013), The new economics of equilibrium sorting and policy evaluation using housing markets. *Journal of Economic Literature* 51(4): 1007-1062.
- Lüdemann, E. und G. Schwerdt (2013), Migration background and educational tracking. *Journal of Population Economics* 26(2): 455-481.
- Lührmann, M., M. Serra-Garcia und J. Winter (2015), Teaching teenagers in finance: Does it work? *Journal of Banking & Finance* 54(C): 160-174.
- Lührmann, M., M. Serra-Garcia und J. Winter (2018), Teaching The Impact of Financial Education on Adolescents' Intertemporal Choices. *American Economic Journal: Economic Policy* 10(3): 309-332.
- Lusardi, A. und O.S. Mitchell (2014), The economic importance of financial literacy: Theory and evidence. *Journal of Economic Literature* 52(1): 5-44.
- Lusardi, A., P.-C. Michaud und O.S. Mitchell (2017), Optimal financial knowledge and wealth inequality. *Journal of Political Economy* 125(2): 431-477
- Maloutas, T. und K. Fujita (Hrsg.) (2012), *Residential Segregation in Comparative Perspective. Making Sense of Contextual Diversity. City and Society Series*. Farnham: Ashgate.
- Massey, Douglas S. and Mary J. Fischer (2003), The geography of inequality in the United States 1950-2000. *Brookings-Wharton Papers on Urban Affairs* (2003): 1-40.
- Mühlenweg, A.M. und P.A. Puhani (2010), Persistence of the School Entry Age Effect in a System of Flexible Tracking. *Journal of Human Resources* 45: 407-435.
- Puhani, P.A. und Weber, A.M. (2007), Does the early bird catch the worm? *Empirical Economics* 32: 359-386.
- Musterd, S., S. Marcińczak, M. van Ham und T. Tammaru (2015), Socio-economic segregation in European capital cities: increasing separation between poor and rich. IZA DP 9603. Bonn: IZA.
- Pütz, T. (2016), Empirische Zusammenschau der europäischen Metropolregionen in Deutschland. *Informationen zur Raumentwicklung* 05/2016: 543-553.
- Rosenthal, S.S. und S.L. Ross (2015), Change and persistence in the economic status of

neighborhoods and cities. In: Duranton, G., V. Henderson und W. Strange (Hrsg.), Handbook of Regional and Urban Economics 5. Amsterdam: Elsevier North Holland: 1047-1120.

Samers, M. (2002), Immigration and the global city hypothesis: towards an alternative research agenda. *International Journal of Urban and Regional Research* 26(2): 389-402.

Sassen, S. (1991), *The global city*. New York et al.: Princeton UP.

Schneider, K., C. Schuchart, H. Weishaupt und A. Riedel (2012), The effect of free primary school choice on ethnic groups – Evidence from a policy reform *European Journal of Political Economy* 28(4): 430-444.

Tiebout, C.M. (1956), A pure theory of local expenditures. *Journal of Political Economy* 64(5): 416-424.

Watson, T. (2009), Inequality and the measurement of residential segregation by income in American neighborhoods. *Review of Income and Wealth* 55(3): 820-844.

Wilson, W.J. (1987), *The truly disadvantaged*. Chicago: UCP.

Wölfel, O. und G. Heineck (2012), Parental risk attitudes and children's secondary school track choice. *Economics of Education Review* 31(5): 727-743.

### Datenquellen

IT.NRW (2019), Landesdatenbank NRW: Statistische Daten zum Bevölkerungsstand sowie zur Zahl der Zuzüge und Fortzüge auf der Ebene der Kreise und kreisfreien Städte in NRW, 1980-2016. Internet: <https://www.landesdatenbank.nrw.de>; Zugriff am 28.05.2019.

RWI-GEO-GRID, Sozioökonomische Daten auf Rasterebene. RWI-GEO-GRID: Socio-economic data on grid level (wave 8) DOI: <http://doi.org/10.7807/micromv8.html>

RWI-GEO-GRID-POP-Forecast, FDZ Ruhr am RWI (2017): Population Forecast. RWI-GEO-GRID. Version: 1. RWI – Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung. Datensatz. <http://doi.org/10.7807/pop:forecast:suf:v1>

RWI-GEO-RED, DOI: 10.7807/immo:red:wm:suf:v1 (Mietwohnungen); DOI: 10.7807/immo:red:wk:v1 (Eigentumswohnungen); DOI: 10.7807/immo:red:hk:suf:v1 (Ein- und Zweifamilienhäuser).

Sonderauswertung der Schulstatistik NRW durch IT.NRW (2019), Übergänge von den Grundschulen auf weiterführende Schulen für das Schuljahr 2018/19 in Nordrhein-Westfalen (Stichtag: 15.10.2018).



Leibniz-Institut für  
Wirtschaftsforschung

Das RWI wird vom Bund und vom Land  
Nordrhein-Westfalen gefördert.

