

Pennekamp, Franziska

**Research Report**

## Lokale Umweltbelastung und Armutssegregation: Eine räumliche Analyse in Bochum

Wuppertaler Studienarbeiten zur nachhaltigen Entwicklung, No. 35

**Provided in Cooperation with:**

Wuppertal Institute for Climate, Environment and Energy

*Suggested Citation:* Pennekamp, Franziska (2025) : Lokale Umweltbelastung und Armutssegregation: Eine räumliche Analyse in Bochum, Wuppertaler Studienarbeiten zur nachhaltigen Entwicklung, No. 35, ISBN 978-3-946356-38-7, Wuppertal Institut für Klima, Umwelt, Energie, Wuppertal, <https://doi.org/10.48506/opus-8936>

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/333947>

**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.*



<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

# Lokale Umweltbelastung und Armutssegregation

Eine räumliche Analyse in Bochum

---

*Franziska Pennekamp*

**Herausgeberin:**

Wuppertal Institut für Klima, Umwelt, Energie gGmbH  
Döppersberg 19  
42103 Wuppertal  
www.wupperinst.org

**Autorin:**

Franziska Pennekamp  
E-Mail: franziska.pennekamp@posteo.de

Diese Masterarbeit ist an der Ruhr-Universität Bochum entstanden. Sie wurde von Prof. Dr. Jörg-Peter Schräpler (Erstprüfer, Ruhr-Universität Bochum) und Prof. Dr. Sören Petermann (Zweitprüfer, Ruhr-Universität Bochum) betreut.

**Bitte die Publikation folgendermaßen zitieren:**

Pennekamp, F. (2025). Lokale Umweltbelastung und Armutssegregation: Eine räumliche Analyse in Bochum (Wuppertaler Studienarbeiten zur nachhaltigen Entwicklung Nr. 35). Wuppertal Institut.

**Wuppertaler Studienarbeiten zur nachhaltigen Entwicklung**

Das Wuppertal Institut erforscht und entwickelt Leitbilder, Strategien und Instrumente für Übergänge zu einer nachhaltigen Entwicklung auf regionaler, nationaler und internationaler Ebene. Im Zentrum stehen Ressourcen-, Klima- und Energieherausforderungen in ihren Wechselwirkungen mit Wirtschaft und Gesellschaft. Die Analyse und Induzierung von Innovationen zur Entkopplung von Naturverbrauch und Wohlstandsentwicklung bilden einen Schwerpunkt seiner Forschung.

In dieser Reihe werden herausragende wissenschaftliche Diplom-, Master- oder Staatsexamensarbeiten publiziert, die im Rahmen der Nachhaltigkeitsforschung am Wuppertal Institut entstanden. Die Arbeiten wurden hier in Kooperation mit Hochschulen betreut, von den Universitäten angenommen und hervorragend bewertet.

Das Wuppertal Institut versteht die Veröffentlichung als wissenschaftliche Vertiefung des gesellschaftlichen Diskurses um den Übergang in eine nachhaltige Wirtschafts- und Lebensweise.

Wuppertal, Dezember 2025  
ISBN 978-3-946356-38-7

Dieses Werk steht unter der Lizenz „Creative Commons Attribution 4.0 International“ (CC BY 4.0).

Der Lizenztext ist abrufbar unter: <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



## Vorwort

Die vorliegende Masterarbeit von Frau Franziska Pennekamp mit dem Titel „Lokale Umweltbelastung und Armutssegregation: Eine räumliche Analyse in Bochum“ verbindet auf überzeugende Weise zwei Forschungsstränge, die in den vergangenen Jahren zunehmend an wissenschaftlicher wie gesellschaftlicher Bedeutung gewonnen haben: die Klimaforschung und die Gesundheitsforschung. Durch die Untersuchung der Frage, wie sich Lärm, Luftverschmutzung und Hitze in einer Stadt wie Bochum auf die räumliche Verteilung ökonomischen Kapitals auswirken, gelingt es der Autorin, soziale und ökologische Perspektiven produktiv miteinander zu verknüpfen.

Die Arbeit zeigt beispielhaft, dass Umweltprobleme immer auch eine soziale Dimension haben. Gerade in dicht besiedelten, von industrieller Entwicklung geprägten Regionen wie dem Ruhrgebiet wird deutlich, dass Umweltbelastungen oft nicht gleichmäßig verteilt sind, sondern bestimmte Bevölkerungsgruppen stärker betreffen – mit Folgen für ihre Gesundheit, ihre Lebensqualität und letztlich ihre Teilhabechancen. Indem Frau Pennekamp diesen Zusammenhang für Bochum empirisch untersucht, liefert sie nicht nur einen wertvollen wissenschaftlichen Beitrag, sondern macht auch sichtbar, wo Handlungsbedarf für eine gerechte und nachhaltige Stadtentwicklung besteht.

Besonders hervorzuheben ist die methodische Sorgfalt, mit der die Arbeit erstellt wurde. Die Autorin kombiniert theoretische Fundierungen mit einer fundierten räumlich-statistischen Analyse. Sie ordnet ihre Ergebnisse in den internationalen Forschungsstand ein und reflektiert deren Tragweite für Wissenschaft und Praxis gleichermaßen. Dadurch entsteht eine Arbeit, die sowohl durch ihre analytische Tiefe als auch durch ihre Anschlussfähigkeit an aktuelle Debatten zur sozial-ökologischen Transformation überzeugt.

Aus diesen Gründen passt die Arbeit hervorragend in die Reihe Wuppertaler Studienarbeiten, die am Wuppertal Institut herausragende studentische Arbeiten mit Bezug zu Fragen der Nachhaltigkeit, der sozial-ökologischen Transformation und der Zukunftsfähigkeit unserer Gesellschaft versammelt. Frau Pennekamps Arbeit leistet hierzu einen bemerkenswerten Beitrag: Sie zeigt, dass ökologische Herausforderungen untrennbar mit Fragen sozialer Gerechtigkeit verbunden sind, und dass eine nachhaltige Entwicklung nur dann gelingen kann, wenn Umwelt- und Sozialpolitik zusammengedacht werden. Mit der Fokussierung auf einen konkreten urbanen Raum – die Stadt Bochum – bietet sie zudem ein Fallbeispiel, das exemplarisch für viele Kommunen in Deutschland und darüber hinaus steht.

Wuppertal, im August 2025

Dr. Franziska Stelzer

Senior Researcherin Forschungsbereich Innovationslabore  
Abteilung Nachhaltiges Produzieren und Konsumieren  
Wuppertal Institut für Klima, Umwelt, Energie gGmbH



## Kurzfassung

Während der Einfluss von Umweltbelastungen auf Gesundheitsschäden weithin nachgewiesen ist, ist ihr Einfluss auf Armutssegregation bislang weniger erforscht. Aufbauend auf theoretischen Überlegungen zu sozialer Ungleichheit und Segregation werden insbesondere Lärmbelastung, Luftverschmutzung und Hitzetage als relevante Umweltfaktoren bestimmt, deren gesundheitliche Risiken in der Forschungsliteratur gut dokumentiert sind und deren Einfluss auf Armutssegregation geprüft werden soll. Konkretes Ziel war es, zu prüfen, ob und inwieweit die lokalen Umweltbelastungen als Kontextfaktoren in Bochum einen Einfluss auf die räumliche Verteilung des ökonomischen Kapitals der Einwohner\*innen auf Quartiersebene haben.

Auf Basis mehrerer kombinierter Datensätze wurde ein räumliches Maximum-Likelihood Regressionsmodell hergeleitet, das klassische Segregationsvariablen um ökologische Einflussgrößen erweitert und Nachbarschaftseffekte mit einbezieht. Weiter ergänzt wurde es durch Equilibrium Effekte, zur Interpretation langfristiger Auswirkungen. Im Vorfeld erfolgten uni- und bivariate Analysen und Korrelationen, um die Daten einzuordnen sowie eine Vereinheitlichung der Daten auf ein gemeinsames räumliches Format.

Die Analyse zeigt, dass Lärmbelastung und Luftverschmutzung jeweils eigenständige schwach negative Regressionskoeffizienten und die Hitzebelastung einen etwas stärkeren, leicht negativen Koeffizienten aufweisen. Die Kontrollvariablen zeigen hingegen in die gegengesetzte, positive Richtung. Den höchsten Einfluss auf die durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt weist der Anteil an Abiturient\*innen auf. Zwischen diesem und den Umweltbelastungen liegt der Einfluss der 65-Jährigen und Älteren. Die Equilibrium-Effekte behalten diese Effekte geringfügig verstärkt bei.

Es konnte die Hypothese bestätigt werden, dass die Umweltbelastungen als Kontextvariablen einen schwachen, direkten negativen Einfluss auf die Armutssegregation haben und damit einen Einfluss auf die räumliche Verbreitung des ökonomischen Kapitals nehmen.

Die Untersuchung verdeutlicht, dass Umweltfaktoren ein eigenständiges Risiko für die Verschärfung von Armutssegregation darstellen, aber gleichzeitig nicht pauschal, sondern stadt spezifisch analysiert werden müssen. Besonders in benachteiligten Quartieren sollten Maßnahmen zur Reduzierung von Hitze, Lärm und Luftschadstoffen prioritär umgesetzt werden. Für Bochum ergibt sich daraus der Bedarf einer besonders gesundheitssensiblen Stadtentwicklung entlang der zentralen West-Ost-Achse.

## Abstract

While the impact of environmental burdens on health damage has been widely proven, its influence on poverty segregation has been less researched to date. Based on theoretical considerations of social inequality and segregation, noise pollution, air pollution, and hot days are identified as relevant environmental factors whose health risks are well documented in the research literature and whose influence on poverty segregation is to be examined. The specific aim was to examine whether and to what extent local environmental burdens as a contextual factor in Bochum influences the spatial distribution of the economic capital of residents at the neighbourhood level.

Based on several combined data sets, a spatial maximum likelihood regression model was derived that extends classic segregation variables to include ecological factors and incorporates neighbourhood effects. It was further supplemented by equilibrium effects to interpret long-term impacts. Univariate and bivariate analyses and correlations were performed in advance to classify the data and standardize it to a common spatial format.

The analysis shows that noise pollution and air pollution each have weak negative regression coefficients, while heat stress has a slightly stronger, negative coefficient. The control variables, on the other hand, point in the opposite, positive direction. The proportion of high school graduates has the greatest influence on average purchasing power per household. Between this and environmental pollution (in terms of amount) lies the influence of people aged 65 and older. The equilibrium effects slightly reinforce these effects.

The hypothesis that environmental burden as a contextual variable has a weak but relevant, direct negative effect on poverty segregation and thus influences the spatial distribution of economic capital was confirmed.

The study illustrates that environmental factors represent an independent risk for the exacerbation of poverty segregation, but at the same time must be analysed on a city-specific basis rather than across the board. Measures to reduce heat, noise, and air pollutants should be prioritised particularly in disadvantaged neighbourhoods. For Bochum, this means that there is a need for particularly health-sensitive urban development along the central west-east axis.

## Inhaltsverzeichnis

|                                                                            |           |
|----------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>Vorwort</b>                                                             | <b>3</b>  |
| <b>Kurzfassung</b>                                                         | <b>4</b>  |
| <b>Abstract</b>                                                            | <b>5</b>  |
| <b>Inhaltsverzeichnis</b>                                                  | <b>6</b>  |
| <b>Verzeichnis von Abkürzungen, Einheiten und Symbolen</b>                 | <b>8</b>  |
| <b>Tabellenverzeichnis</b>                                                 | <b>9</b>  |
| <b>Abbildungsverzeichnis</b>                                               | <b>10</b> |
| <b>1 Einleitung</b>                                                        | <b>11</b> |
| <b>2 Theoretische Herleitung</b>                                           | <b>13</b> |
| 2.1 Soziale Ungleichheit und Segregation                                   | 13        |
| 2.1.1 <i>Bourdieu</i>                                                      | 13        |
| 2.1.2 <i>Segregation</i>                                                   | 15        |
| 2.2 Ursachen, Gesundheitsfolgen & Grenzwerte von Umweltbelastungen         | 17        |
| 2.2.1 <i>Lärmbelastung</i>                                                 | 17        |
| 2.2.2 <i>Luftverschmutzung</i>                                             | 19        |
| 2.2.3 <i>Hitze</i>                                                         | 21        |
| 2.3 Kontrollvariablen                                                      | 23        |
| 2.3.1 <i>Bildung</i>                                                       | 23        |
| 2.3.2 <i>Alter</i>                                                         | 23        |
| <b>3 Entstehungsgeschichte des Feldes</b>                                  | <b>25</b> |
| <b>4 Forschungsstand</b>                                                   | <b>27</b> |
| 4.1 Modelle zur Verortung im sozialen Raum, Gesundheit und Umweltbelastung | 27        |
| 4.2 Zusammenhänge von Umweltbelastungen und sozialer Ungleichheit          | 28        |
| <b>5 Methodisches Vorgehen</b>                                             | <b>33</b> |
| 5.1 Modellaufstellung                                                      | 33        |
| 5.2 Datenrecherche                                                         | 34        |
| 5.3 Operationalisierung der Daten und deskriptive Statistiken              | 34        |
| 5.4 Bivariate Zusammenhänge und Korrelation                                | 37        |
| 5.5 Herleitung und Berechnung der Regression                               | 39        |
| 5.6 Modellgüte und Interpretation                                          | 41        |
| 5.7 Equilibrium-Effekte                                                    | 42        |
| <b>6 Fallbeispiel Bochum</b>                                               | <b>43</b> |
| 6.1 Rahmenbedingungen Bochums                                              | 43        |
| 6.2 Deskriptive Statistik                                                  | 43        |

|          |                                   |    |           |
|----------|-----------------------------------|----|-----------|
| 6.2.1    | <i>Lärmbelastung</i>              | 44 |           |
| 6.2.2    | <i>Luftverschmutzung</i>          | 47 |           |
| 6.2.3    | <i>Hitze</i>                      | 52 |           |
| 6.2.4    | <i>Armutsindikator: Kaufkraft</i> | 57 |           |
| 6.2.5    | <i>Bildung &amp; Alter</i>        | 60 |           |
| 6.3      | Bivariate Verteilungen            | 64 |           |
| 6.4      | Korrelation                       | 67 |           |
| 6.5      | Regressionsmodelle                | 71 |           |
| <b>7</b> | <b>Fazit &amp; Ausblick</b>       |    | <b>82</b> |
| 7.1.1    | <i>Ergebnisse</i>                 | 82 |           |
| 7.1.2    | <i>Limitationen</i>               | 84 |           |
| 7.1.3    | <i>Ausblick</i>                   | 84 |           |
| <b>8</b> | <b>Literaturverzeichnis</b>       |    | <b>86</b> |
|          | <b>Anhang</b>                     |    | <b>93</b> |

## Verzeichnis von Abkürzungen, Einheiten und Symbolen

### Abkürzungen

|        |                                                                                                        |
|--------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Abb.   | Abbildung                                                                                              |
| AIC    | Akaike Informationskriterium                                                                           |
| EU     | Europäische Union                                                                                      |
| EEA    | European Environmental Agency/Europäische Umweltagentur                                                |
| FITNAH | Flow over Irregular Terrain with Natural and Anthropogenic Heat sources (mesoskaliges Strömungsmodell) |
| IQR    | Interquartilsabstand                                                                                   |
| kg/a   | Kilogramm/Jahr                                                                                         |
| LANUV  | Landesamt für Natur, Umwelt und Verbraucherschutz Nordrhein-Westfalen                                  |
| NRW    | Nordrhein-Westfalen                                                                                    |
| OLS    | Only Least Squares                                                                                     |
| r      | Pearsons Produkt-Moment-Korrelation                                                                    |
| RVR    | Regionalverband Ruhr                                                                                   |
| SUHEI  | Spatial Urban Health Equity Indicator – Modell                                                         |
| UBA    | Umweltbundesamt                                                                                        |
| VIF    | Variance Inflation Factor                                                                              |
| WHO    | Weltgesundheitsorganisation                                                                            |

### Einheiten und Symbole

|                   |                                       |
|-------------------|---------------------------------------|
| a                 | annum / Jahr                          |
| %                 | Prozent                               |
| €                 | Euro                                  |
| °C                | Grad Celsius                          |
| DALYs             | disability-adjusted life-years        |
| kg/a              | Kilogramm/Jahr                        |
| L <sub>DEN</sub>  | Lärm <sub>Day, Evening, Night</sub>   |
| µg/m <sup>3</sup> | Mikrogramm pro Kubikmeter             |
| NO <sub>x</sub>   | Stickstoffoxide                       |
| PET               | physiological equivalent temperature  |
| PM <sub>10</sub>  | Feinstaub (Particulate Matter ≤10 µm) |
| SO <sub>x</sub>   | Schwefeloxide                         |

## Tabellenverzeichnis

|                                                                          |    |
|--------------------------------------------------------------------------|----|
| Tabelle 1 Vergleich der neuen und alten Immissionsschutzgrenzwerte ----- | 21 |
| Tabelle 2 Korrelationstabelle mit Pearsons $r$ -----                     | 70 |
| Tabelle 3 Übersicht der Regressionsmodelle-----                          | 76 |

## Abbildungsverzeichnis

|                                                                                                                              |    |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Abbildung 1 volles Regressionsmodell .....                                                                                   | 34 |
| Abbildung 2 Boxplot Flächenanteile in % mit über 55 dB(A) $L_{DEN}$ -Lärmbelastung ---                                       | 44 |
| Abbildung 3 räumliche Darstellung des Flächenanteils mit über 55 dB(A) $L_{DEN}$ in %                                        | 46 |
| Abbildung 4 Boxplots der Luftemissionen in Bochum .....                                                                      | 48 |
| Abbildung 5 Boxplot Luftverschmutzungsindex (z-Standardisiert) .....                                                         | 49 |
| Abbildung 6 räumliche Darstellung des Luftverschmutzungsindexes .....                                                        | 51 |
| Abbildung 7 Boxplot heiße Tage und Tropennächte .....                                                                        | 53 |
| Abbildung 8 Boxplot PET und Temperatur um 4 Uhr .....                                                                        | 54 |
| Abbildung 9 räumliche Darstellung der Anzahl heißer Tage .....                                                               | 56 |
| Abbildung 10 Boxplot der Ø Kaufkraft pro Haushalt in € .....                                                                 | 57 |
| Abbildung 11 räumliche Darstellung der Kaufkraft pro Haushalt in € .....                                                     | 59 |
| Abbildung 12 Boxplot Höchster Schulabschluss in % .....                                                                      | 61 |
| Abbildung 13 Boxplot Gruppiertes Alter in % .....                                                                            | 63 |
| Abbildung 14 Streudiagramm durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt in €/Jahr & %-<br>Anteil Lärm >55 dB(A) $L_{DEN}$ ..... | 65 |
| Abbildung 15 Streudiagramm Ø Kaufkraft pro Haushalt in €/Jahr &<br>Luftverschmutzungsindex .....                             | 66 |
| Abbildung 16 Streudiagramm Ø Kaufkraft pro Haushalt in €/Jahr & Anzahl heißer Tage<br>.....                                  | 67 |
| Abbildung 17 Histogramm der Equilibrium Effekte für Lärmbelastung des %-<br>Flächenanteils >55 dB(A) $L_{DEN}$ .....         | 79 |
| Abbildung 18 Histogramm der Equilibrium Effekte für den Luftverschmutzungsindex<br>.....                                     | 79 |
| Abbildung 19 Histogramm der Equilibrium Effekte für die Anzahl heißer Tage .....                                             | 80 |

# 1 Einleitung

Die Verbindung von Umweltbelastung und Gesundheitsschäden rückt zunehmend in das Bewusstsein von stadtplanerisch Verantwortlichen (vgl. Gronwald & Aleksandrowicz, 2023/2024, S. 6). Umweltbelastungen führen demnach zu verschiedensten Gesundheitsschäden (Prüss-Üstün et al., 2016, S. XIX). In Europa sind Lärmbelastung und Luftverschmutzung die Umweltbelastungen, die die meisten Gesundheitsprobleme verursachen (European Environment Agency [EEA], 2020, S. 8). Zusätzlich steigt durch den Klimawandel die Anzahl der stark von Hitze Betroffenen weiter an (Mücke & Litvinovitch, S. 5). Gleichzeitig konnten in Umweltungleichheits- und Umweltgerechtigkeitsforschung negative räumliche Zusammenhänge zwischen hohen Umweltbelastungen und geringem ökonomischen Kapital gefunden werden (Schutter et al., 2017, S. 10ff). Zum Beispiel kommt die Europäische Umweltagentur (EEA) zu dem Schluss, dass in vielen europäischen Ländern Gruppen mit niedrigem sozialen Status überproportional hoher Luftverschmutzung, Lärmbelastungen und Hitze in städtischen Gegenden ausgesetzt sind und stärker unter umweltbedingten Gesundheitsgefahren leiden (EEA, 2018, S. 6/22ff).

In der Sozialraumanalyse werden nach Basten und Gerhard unter dem Begriff der Segregation die räumliche Verteilung verschiedener Bevölkerungsgruppen im städtischen Raum sowie die Ursachen und Folgen dieser Verteilungen untersucht. Thematisch sind dabei verschiedenste Schwerpunkte denkbar, viele Analysen behandeln jedoch Themen sozialer Ungleichheit (Basten & Gerhard, 2016, S. 122f). In Anbetracht der gesundheitlichen Relevanz von Umweltbelastungen und der räumlichen Verschnaidung von Umweltbelastungen und sozialer Ungleichheit stellt sich die Frage, ob Umweltfaktoren neben den klassischen Segregationsfaktoren als Kontexteffekt eine Wohnortswahl begünstigen (bzw. auf Grund von Armut einen Wegzug erschweren (Farwick, 2012, S. 384)), aus der, schlussendlich eine räumliche Trennung entlang von sozialer Ungleichheit bzw. Armutssegregation entsteht. Da sich auch gezeigt hat, dass die Zusammenhänge von Stadt zu Stadt verschieden sind (EEA, 2018, S. 11), ist diese Untersuchung jeweils stadtspezifisch durchzuführen. Dabei können, wenn eine entsprechende Ungleichverteilung festgestellt wird, anhand der Ergebnisse politische Schwerpunktsetzungen hin zu einer umweltgerechten Stadtentwicklung erfolgen.

In dieser Masterarbeit soll daher untersucht werden, inwieweit der in der Theorie beschriebene negative Zusammenhang zwischen Umweltbelastungen (mit einem Fokus auf Lärm, Luftverschmutzungen und Hitze) und ökonomischer Situation von Haushalten auch in Bochum zu finden ist. Dies führt zu der folgenden Forschungsfrage:

Hat die lokale Umweltbelastung in Bochum einen Einfluss auf die räumliche Verteilung des ökonomischen Kapitals der Einwohner\*innen auf Quartiers-ebene?

Methodisch wird dieser Zusammenhang mit einer Regressionsanalyse untersucht. Dabei ist der Aspekt der räumlichen Verortung, die zu Nachbarschaftseffekten führen kann, innerhalb der Forschungsfrage besonders zu beachten. Diese würden zu räumlicher Autokorrelation führen, welche durch die Hinzunahme eines räumlichen



Gewichts in einer finalen Maximum Likelihood Regression gemindert werden (Ward & Gleditsch, 2019, S. 48). Da mit dieser Methode wiederum nur kurzfristige Effekte berechnet werden können, werden diese abschließend durch Equilibrium-Effekte ergänzt, welche es wiederum ermöglichen den langfristigen Effekt der Regressionskoeffizienten zu interpretieren (ebd. S. 52ff).

Zunächst werden die Begriffe *soziale Ungleichheit* und *Segregation* definiert sowie die Ursachen, Gesundheitsfolgen und Grenzwerte der behandelten *Umweltbelastungen* skizziert. Außerdem werden die Kontrollvariablen eingeführt. Im Anschluss daran wird in Kapitel drei ein knapper Überblick über die Entstehungsgeschichte des Forschungsfeldes gegeben. In Kapitel vier folgt ein Einblick in den Forschungsstand, welcher sich aus einer Einführung in diskutierte Modelle zu sozialer Verortung im Raum, Gesundheit und Umweltbelastungen und einer Auswahl an Studien zum Zusammenhang zwischen Umweltbelastungen und sozialer Ungleichheit zusammensetzt. Aus diesen Erkenntnissen wird am Ende des Kapitels die Hypothese hergeleitet. Auf diese folgt in Kapitel fünf eine Beschreibung des methodischen Vorgehens. In Kapitel sechs wird erst die Stadt Bochum vorgestellt. Danach werden die interessierenden Faktoren operationalisiert und deskriptiv eingeordnet. Daran anschließend folgen bivariate Analysen und Korrelationen sowie eine schrittweise Prüfung der Hypothese. Kapitel 7 fasst abschließend die Ergebnisse zusammen, diskutiert diese und gibt einen Ausblick auf mögliche Ergänzungen.

Durch die Eingrenzung der Analyse auf Bochum können zwar detaillierte Aussagen für diese Stadt gemacht werden, eine Übertragung der Ergebnisse auf andere Städte oder Städte im Allgemeinen ist dadurch jedoch ausgeschlossen. Gleichzeitig bezieht sich die Untersuchung nur auf Lärmbelastung, Luftverschmutzung und Hitzebelastung, nicht aber auf andere positive oder negative Umwelt- und Klimaeinflüsse. Auch liegt der Fokus auf Zusammenhängen mit direktem Bezug zu Armutssegregation. Andere Segregationsfaktoren werden in der Regression ausgelassen.

## 2 Theoretische Herleitung

Die nachfolgenden Definitionen dienen dazu, zentrale Konzepte der Arbeit einzugrenzen und zu präzisieren. An erster Stelle werden die Begriffe ‚soziale Ungleichheit‘ und ‚Segregation‘ vorgestellt. Darauf folgt eine Einführung in die untersuchten Umweltbelastungsindikatoren sowie ihre gesundheitlichen Effekte. Abschließend werden kurz die ausgewählten Kontrollvariablen theoretisch eingeordnet.

### 2.1 Soziale Ungleichheit und Segregation

Soziale Ungleichheit beschreibt die

... ungleichmäßige Verteilung von Zugangschancen zu knappen materiellen und immateriellen Ressourcen auf soziale Positionen und Gruppen, die zu systematischer sozialer Verschiedenwertigkeit von Lebensbedingungen und Lebenschancen führt [‚sie ...‘] ist nicht von Natur gegeben, sondern von den Menschen gemacht [...] und kann von Ihnen verändert werden. (Pries, 2014, S. 223)

Nach Pries können zwischen Menschen zunächst natürliche Unterschiede, wie z.B. Augenfarbe, Körpergröße, Alter oder Hautfarbe, festgestellt werden, sie stellen aber von sich aus keine Wertigkeit dar. Erst durch die soziale Bewertung der Unterschiede bzw. den sozialen Umgang mit der Verschiedenartigkeit wird daraus eine Verschiedenwertigkeit, die sich in unterschiedlichen Lebensbedingungen und dadurch entstehender sozialer Ungleichheit niederschlagen kann (Pries, 2014, S. 223ff). Soziale Ungleichheit kann mit verschiedenen Ordnungsmustern gefasst werden (ebd. S. 229ff). Dabei fasst laut Pries das bourdieusche Modell sozialer Ungleichheit die Multidimensionalität sowie die Verflechtung zwischen Mikro- und Makroebene besonders gut zusammen (ebd. S. 243). Es wird im Weiteren vorgestellt und verwendet.

#### 2.1.1 Bourdieu

Bourdieu spannt einen mehrdimensionalen *sozialen Raum* auf, in dem Personen entsprechend ihres persönlichen Kapitals eingeordnet werden. Dabei werden neben dem klassischen *ökonomischen Kapital* auch *kulturelles*, *soziales* und *symbolisches Kapital*, sowie die Wechselbedingungen zwischen diesen mitbetrachtet (Pries, 2014, S. 240ff).

Ökonomisches Kapital beschreibt Kapital, das „unmittelbar und direkt in Geld konvertierbar“ (Bourdieu, 2005, S. 52) ist. Insbesondere Eigentumsrechte stellen eine Form des ökonomischen Kapitals dar (ebd.), womit auch „Immobilien, Fabriken oder Kunstgegenstände“ (Pries, 2014, S. 241) dazugehören.

Kulturelles Kapital wird in drei Formen des Kapitals konkreter gefasst (Bourdieu, 2005, S. 53). Zuerst ist das *inkorporierte kulturelle Kapital* zu nennen. Es wird durch die jeweilige Person im Laufe der Zeit durch Bildung, also aktive Auseinandersetzung mit dem jeweiligen Gegenstand, verinnerlicht und ist nicht auf andere Personen übertragbar (Bourdieu, 2005, S. 55). Neben der aktiven Aneignung von inkorporiertem Kapital wird dieses auch unbewusst durch die Erziehung geprägt, welche im weiteren Leben sowohl einen fördernden als auch einen hemmenden Effekt auf das kulturelle Kapital haben kann (Bourdieu, 2005, S. 56). Eng verknüpft damit ist der *Habitus*. Er beschreibt den Rahmen in dem sich das Verhalten sowie der Geschmack eines

Menschen ausbilden und wird im Rahmen der Sozialisation unbewusst im Herkunftsmilieu entwickelt (Kuhlmann, 2018, 437f). Die im Habitus unterschiedlich inkorporierten Kapitale führen dazu, dass Personen aus einem niedrigeren Milieu mehr Arbeit aufbringen müssen, um sich in Personenkreisen mit höherem kulturellem Kapital unauffällig verhalten zu können, wohingegen Personen aus einem höheren Milieu bereits über ihren Habitus direkt über das nötige Kapital verfügen und sich dadurch leichter in ihrem eigenen Kreis bewegen können (ebd.; Bourdieu, 2005, S. 56). Das *objektivierte kulturelle Kapital* beschreibt den materiell übertragbaren Anteil der Kapitalsorte. Es äußert sich durch den Besitz von Büchern, Kunstgegenständen, Instrumenten und anderen kulturell wertvollen Gegenständen (Kuhlmann, 2018, S. 437). Nutzbar gemacht werden kann diese Kapitalform jeweils durch zu den Gegenständen gehörendes inkorporiertes Kapital. Nur wer den Wert und die Bedeutung bzw. Anwendung der Gegenstände versteht, kann sie gewinnbringend verwerten (Bourdieu, 2005, S. 59). Die dritte Form stellt das *institutionalisierte kulturelle Kapital* dar, welches in Bildungsinstitutionen erworbene Zertifikate und Titel umfasst, die das formale Zeichen für vorhandenes kulturelles Kapital sind (Bourdieu, 2005, S. 61; Kuhlmann, 2018, S. 438).

Das soziale Kapital wird durch ein Netz aus Beziehungen und sozialen Verpflichtungen gebildet. Es baut auf dem familiären Hintergrund auf und kann durch das Bilden von sozialen Netzwerken und das Pflegen von Beziehungen im Laufe der Zeit vergrößert werden. Dabei kann soziales Kapital teilweise, aber nicht ohne Weiteres, in ökonomisches Kapital transformiert werden (Bourdieu, 2005, S. 61ff; Burzan, 2007, S. 128). Es wird angenommen, dass sich Gruppen durch die Anerkennung gegenseitigen sozialen Kapitals sowie aus der Anerkennung der Gruppenzugehörigkeit bilden (Bourdieu, 2005, S. 66) und sie sich sowohl eher zwischen ähnlich im sozialen Raum positionierten Akteuren bilden als auch länger halten, wenn die Gruppenmitglieder eine ähnliche Verortung im sozialen Raum aufweisen (Bourdieu, 2016, S. 14).

Das symbolische Kapital wird auch als „Meta-Kapital“ (Barlösius, 2006:11; zit. n. Kahler, 2009, S. 282) bezeichnet, da es das (aus den anderen drei Kapitalsorten) automatisch wahrgenommene und anerkannte Kapital bzw. das „Prestige“ einer Person beschreibt (Pries, 2014, S. 242). Es stellt die durch andere anerkannte Verortung im sozialen Raum und damit die Distinktion (die Anerkennung der feinen Unterschiede) der Menschen untereinander dar und legitimiert gleichzeitig die Strukturierung der alltäglichen Welt als zunächst hingegeben (Bourdieu, 2016, S. 22; Burzan, 2007, S. 129). Damit folgt aus der Anerkennung der anderen drei Kapitalsorten durch andere Akteure oder Gruppen im Rahmen des symbolischen Kapitals die konkrete Verortung im sozialen Raum. Welche Kapitalform dabei wie wirksam ist, hängt von den spezifischen „Verteilungsprinzipen“ (Bourdieu, 2016, S. 9) des jeweiligen sozialen Raums ab. Grundsätzlich „besitzen die Akteure Macht jeweils proportional zum Umfang ihres symbolischen Kapitals, das heißt proportional zum Maß ihrer Anerkennung durch eine Gruppe“ (Bourdieu, 2016, S. 23).

Jeder Kapitalsorte wird nach Bourdieu ein Feld zugeordnet, in der die jeweilige Kapitalsorte nach ihren eigenen Regeln gehandelt wird. Das ökonomische Kapital wird im ökonomischen Feld, das kulturelle Kapital im kulturellen Feld und das soziale Kapital im sozialen Feld verhandelt. Das symbolische Kapital wird schlussendlich im Feld der

Macht verhandelt. Wer ein hohes symbolisches Kapital aufweist, kann dieses in Macht bzw. die Bestimmung und Benennung von z.B. Dingen und Strukturen umwandeln (Bourdieu, 2016, S. 10; Kahlert, 2009, S. 280f). Insgesamt kann die vorhandene Machtstruktur sowie die Form sozialer Ungleichheit anhand der Gesamtverortung aller im Koordinatensystem des sozialen Raums "abgelesen" werden (Bourdieu, 2016, S. 11).

Im Alltag wird diese Verortung durch unterschiedliche Lebensstile wahrgenommen (Kahlert, 2009, S. 284). Eine ähnliche Stellung im sozialen Raum führt entsprechend zu einem ähnlichen Lebensstil mit ähnlichen Praktiken und politisch-ideologischen Positionen. In der Theorie werden aus diesen Lebensstilen Klassen abgeleitet, welche allerdings keine realen, agierenden Klassen beschreiben, sondern rein theoretisch zu betrachten sind (Bourdieu, 2016, S. 12). Die Lebensstile zeigen sich beispielsweise in einem ‚legitimen Geschmack‘ der oberen Klassen durch einen „Sinn für Distinktion und teilweise durch Vorliebe für Luxusartikel“ (Burzan, 2007, S. 133), hingegen bei unteren Klassen durch einen Fokus auf einen praktischen Geschmack. Grenzen zwischen den Klassen ergeben sich dabei aus den unterschiedlichen Lebensstilen und nicht aus der Klassenzuordnung im sozialen Raum an sich (Kahlert, 2009, S. 283). Ein Klassenbewusstsein besteht eher implizit durch ein inkorporiertes Bewusstsein für die eigene Stellung im sozialen Raum (Bourdieu, 2016, S. 17). Dies steht im Gegensatz zu Marx, da es sich um keine voll deterministische, bewusste Zuordnung zu einer Klasse handelt (Burzan, 2007, S. 131).

Im Kern reproduziert sich Bourdieus Klasse über eine jeweils ähnliche Sozialisation, welche zu ähnlichen Habitus führt, welche wiederum ähnliche Lebensstile hervorgerufen und so die Verortung in der Klasse reproduzieren. Entsprechend wird auch die soziale Ungleichheit zwischen den Klassen reproduziert. Ein individueller Wandel, also eine Habitustransformation, ist grundsätzlich möglich, aber erfolgt unter einem hohen Anpassungsdruck, was viel Stress für die Aufsteigenden bedeutet (El-Mafaalani, 2016, S. 122ff). Option für einen stetigen gesellschaftlichen Wandel bzw. Ansatzpunkt für politisches Handeln ist die Unsicherheit der exakten Verortung im sozialen Raum und die dadurch möglichen Aushandlungsprozesse und Begriffsbestimmungen (Bourdieu, 2016, S. 18f).

### 2.1.2 Segregation

Soziale Ungleichheit spiegelt sich auch in der räumlichen Verteilung wieder und wird unter dem Begriff der „Segregation“ (Kemper & Weishaupt, 2015, S. 246) analysiert. Konkret beschreibt Segregation sowohl den Prozess als auch das Ergebnis (Basten & Gerhard, 2016, S. 122) „ungleicher Verteilung sozialer Gruppen über die Teile einer Stadt“ (Alisch, 2018, S. 504). Segregation kann entlang unterschiedlicher Kriterien untersucht werden, z.B. entlang von demographischen oder ethnischen Kriterien, dem Bildungsstand oder dem sozioökonomischen Status, wobei im deutschsprachigen Raum vor allem Armuts- oder soziale Segregation<sup>1</sup> untersucht werden (Basten &

---

<sup>1</sup> Armutssegregation wird auch oft durch den Begriff „soziale Segregation“ beschrieben. Da dieser Begriff im Kontext mit Bourdieus sozialem Kapital verwechselbar ist und in dieser Arbeit v.a. das ökonomische

Gerhard, 2016, S. 122f; El-Mafaalani & Strohmeier, 2015, S. 18). Dabei überschneiden sich die Segregationsdimensionen und nehmen Einfluss aufeinander, was bei genauerer Betrachtung der Ursachen und Folgen deutlich wird. Alisch weist im Gegenzug darauf hin, dass nur die finanzielle Lage der Einwohner\*innen in segregierten Wohnquartieren ähnlich ist, aber andere Aspekte insbesondere in ärmeren Quartieren durchaus voneinander verschieden sein können und es gerade durch unterschiedliche Interessen in diesen Quartieren zu Konflikten kommen kann (2018, S. 505).

Segregation entsteht vor allem durch unterschiedliche Angebote auf dem Wohnungsmarkt, aber auch durch Wohnraumpräferenzen, Lebensstile oder den „Wunsch nach einer homogenen Nachbarschaft“ (Kemper & Weishaupt, 2015, S. 246). Dadurch entstehen räumlich fragmentierte Stadtteile mit teilweise großen Einkommensunterschieden (Basten & Gerhard, 2016, S. 125). Dabei kommen sowohl freiwillige (z.B. wenn ein Umzug in ein Viertel mit präferierten Wohnortsqualitäten möglich ist) als auch unfreiwillige Prozesse (z.B. wenn der Verbleib in einem benachteiligten Viertel auf Grund finanzieller Einschränkungen besteht) zu tragen (El-Mafaalani & Strohmeier, 2015, S. 20f). Neben Wohnbedürfnissen und finanziellen Restriktionen können auch Mechanismen der Wohnungsverteilung (z.B. durch Wohnungsämter), ein nicht-Anfragen interessanter Wohnungen aufgrund der Angst vor Diskriminierung, aber auch aktive Diskriminierung auf dem Wohnungsmarkt als Ursachen für eine Polarisierung des Wohnungsmarkts und eine damit einhergehende Segregation gelten (Farwick, 2012, S. 384). Zusätzlich nennt Farwick „Prozesse des [sozialen] Erlernens abweichender Handlungsmuster“ (Farwick, 2012, S. 392) durch die Erfahrungen aus dem Quartier und aus engerem Kontakt zu anderen Personen in ähnlichen Lebenslagen, welche zu von anderen Gruppen abweichenden Normen führen können, als Einflussfaktor von Armutssegregation.

Negative Folgen von Segregation werden vor allem in Bezug auf die ärmeren segregierten Quartiere diskutiert, in reicheren Quartieren wird dies als weniger problematisch gesehen und daher kaum untersucht (Alisch, 2018, S. 509). Dies hängt auch damit zusammen, dass Armutssegregation mit ihrer „räumlichen Konzentration benachteiligter und diskriminierter Menschen zusätzlich benachteiligend und diskriminierend wirkt“ (El-Mafaalani & Strohmeier, 2015, S. 18f). Die benachteiligenden Effekte zeigen sich in mangelnden Investitionen in den Wohnungsbestand, ungenügender (sozialer, Versorgungs- und Verkehrs-) Infrastruktur, unzureichender Sicherheit und Sauberkeit sowie Verkehrs- und Umweltbelastungen (Alisch, 2018, S. 510f; Farwick, 2012, S. 391f). Dies kann durch die fehlende soziale Integration und Fluktuation der Bewohner und die dadurch vorhandene Anonymität auch zu einer erhöhten Kriminalität führen, ist aber nicht überall festzustellen (El-Mafaalani & Strohmeier, 2015, S. 29). Es entstehen Grenzen im Innern von Städten, mit Gebieten unterschiedlicher Zusammensetzung sozialer Gruppen, die für einen Teil der Bewohner wie eine Barriere wirken und die individuellen Lebenschancen einschränken (Paul, 2015, S. 55). Zusätzlich kann sich die Segregation immer weiter selbst verstärken und so zu

---

Kapital nach Bourdieu untersucht wird, soll diese Verwechslungsgefahr im Weiteren durch den Begriff Armutssegregation minimiert werden.

einer weiteren Polarisierung der einzelnen Quartiere führen, was in benachteiligten Quartieren zu einem „Fahrstuhleffekt nach unten“ (Farwick, 2012, S. 386) führen kann.

Festzuhalten ist, dass intensiv diskutiert wird, ob und ab welchem „Mischungsverhältnis“ Segregation problematisch für die einzelnen Bewohner in betroffenen Quartieren wird, da die Quartiere oft gleichzeitig unterstützende und ausgrenzende Merkmale aufweisen (Alisch, 2018, S. 512; Friedrichs, 2015, S. 43). Dies gilt insbesondere für stark ethnisch segregierte Quartiere (Alisch, 2018, S. 509f; Basten & Gerhard, 2016, S. 124). Entsprechend sollten sich jeweils die genauen Bedarfe vor Ort angesehen werden, statt normativ von außen zu urteilen (Alisch, 2018, S. 512).

Darüber hinaus ist zum einen die Effekursache (Gründe des Quartiers vs. davon unabhängige Abwanderungsursachen) sowie der Maßstab, in dem Segregation wirkt, nicht eindeutig (Farwick, 2012, S. 394). Zum anderen ist die Messung des Ausmaßes von Segregation oft auf Grund nicht ausreichend feingliedrigen oder mangelnden Daten erschwert und qualitativ erhebbare Informationen, lokale Netzwerke und politische Gegebenheiten werden nicht mit einbezogen, sodass hier ein vertiefender Forschungsbedarf besteht (Alisch, 2018, S. 506/518).

Umweltbelastungen gelten, wie beim Überblick über die negativen Folgen der Segregation erwähnt, neben anderen zu den ungleich verteilten, benachteiligenden Effekten von Segregation. Eine genauere Betrachtung dieses Effekts erfolgt im folgenden Unterkapitel.

## **2.2 Ursachen, Gesundheitsfolgen & Grenzwerte von Umweltbelastungen**

Die physische Umwelt hat sowohl durch den Menschen verursachte gesundheitschädliche (z.B. Lärmbelastung und Luftverschmutzung) als auch gesundheitsförderliche (z.B. Grünflächen) Einflüsse, sowie klimatische Einflüsse (z.B. Hitze) mit Auswirkungen auf die Gesundheit der Bevölkerung (Mattissek & Sakdapolrak, 2016, S. 32). 23% aller weltweiten Todesfälle gehen auf Ursachen aus der Umwelt zurück (Prüss-Üstün et al., 2016, S. 103). Die Verteilung der Umweltbelastungen variiert von Gebiet zu Gebiet je nach räumlichen Gegebenheiten, wodurch unterschiedliche Gebiete unterschiedlich stark durch diese Belastungen betroffen sind. Im Weiteren wird ein Schwerpunkt auf Lärmbelastung, Luftverschmutzung und Hitze gesetzt und ihre Gesundheitsfolgen und Grenzwerte werden vorgestellt. Luftverschmutzung und Lärmbelastung sind die beiden wichtigsten Umwelteinflüsse in Bezug auf die Gesundheit der Bevölkerung in Europa (EEA, 2020, S. 8). Hitzebelastungen werden wiederum im Zuge des Klimawandels eine wachsende Rolle einnehmen und besonders in dicht besiedelten Gebieten (urbane Hitzeinseln) eine relevante Gesundheitsgefahr darstellen (Mücke & Litvinovitch, S. 5).

### **2.2.1 Lärmbelastung**

Dauerhafte Lärmexposition trägt sowohl direkt als auch indirekt zu teils schwerwiegenden gesundheitlichen Problemen bei. Direkt kann laut World Health Organization dabei das Gehör geschädigt werden oder ein Tinnitus entstehen. Indirekt setzt Lärm den Körper langfristig in einen Stresszustand (WHO, 2018, S. 1f). Dies kann unter anderem zu Schlafstörungen, kognitiven Entwicklungsbeeinträchtigungen bei

Kindern, Herz-Kreislauf-Erkrankungen und psychischen Gesundheitsproblemen, wie Depression, führen (EEA, 2020, S. 45; Wothge & Niemann, 2020, S. 988ff).

Die WHO hat die Schäden durch Lärmbelastung in sogenannten „disability-adjusted life-years“ (DALYs) berechnet, welche die Anzahl verlorener gesunder Lebensjahre angeben. In Westeuropa gehen durch Lärmbelastung laut WHO jährlich ca. eine Million gesunde Lebensjahre verloren (WHO, 2018, S. 2). Europaweit waren 2017 mehr als 20%, in vielen Städten sogar mehr als 50% der Bevölkerung von Verkehrslärm von über 55 dB(A)  $L_{DEN}^2$  betroffen (EEA, 2021, o.S.). Bis 2022 sind diese Zahlen ungefähr gleich geblieben (EEA, 2024, S. 20). Auch in Deutschland ist ungefähr jede fünfte Person von Verkehrslärm betroffen, wobei bei zunehmender Ortsgröße auch der Anteil der von Lärm betroffenen Personen steigt und in Ballungsräumen jede dritte Person trifft (Rubik, 2020, 10f; Wothge & Niemann, 2020, S. 987ff). Entsprechend relevant ist eine flächendeckende Minderung von Lärmquellen und verbesserter Schutz vor selbigen.

Um dieser Gesundheitsgefahr zu begegnen, wurden auf diversen politischen Ebenen und in der Literatur Definitionen zur Bestimmung von Lärm entwickelt. Die WHO hat 2018 für Europa obere Schwellgrenzwerte in Bezug auf unterschiedliche Lärmquellen erarbeitet: Sie nennt für Straßenlärm 53 dB(A)  $L_{DEN}$  (S. 30), für Schienenverkehr 54 dB(A)  $L_{DEN}$  (S. 49) sowie für Fluglärm und Windkraftanlagen 45 dB(A)  $L_{DEN}$  (S. 61, 77). In der Literatur wird meist ab einem Wert von über 55 dB(A)  $L_{DEN}$  von Lärmbelastung gesprochen (EEA, 2020, S. 7; Zimmermann & Lee, 2021b, S. 7). Auch das 7. Umweltaktionsprogramm der Europäischen Union (EU) schlägt eine Untergrenze von 55 dB(A)  $L_{DEN}$  für Lärmbelastung vor (Beschluss Nr. 1386/2013/EU, S. 187). Die Europäische Richtlinie über die Bewertung und Bekämpfung von Umgebungslärm (die Environmental Noise Directive) benennt Schwellenwerte, die im Rahmen der Lärmkartierung der EU einheitlich erhoben werden sollen, gibt aber keine verpflichtenden Zielwerte vor (Richtlinie 2002/49/EG).

Im Bundes-Immissionsschutzgesetz wird Umgebungslärm als „belästigende oder gesundheitsschädliche Geräusche im Freien, die durch Aktivitäten von Menschen verursacht werden, einschließlich des Lärms, der von Verkehrsmitteln, Straßenverkehr, Eisenbahnverkehr, Flugverkehr sowie Geländen für industrielle Tätigkeiten ausgeht“ (BImSchG §47b) definiert. Es werden dort jedoch ebenfalls keine verpflichtenden Grenzwerte benannt. Diese Lücke schließt ein Runderlass des Landes Nordrhein-Westfalen (NRW), der für die Bestimmung von Lärmproblemen den Richtwert 70 dB(A)  $L_{DEN}$  nennt (Lärmaktionsplanung RdErl. - V-5 - 8820.4.1 v. 7.2.2008, 2024, o.S.). Bochum hat in der eigenen Arbeit, angelehnt an die Empfehlungen des Umweltbundesamts, beschlossen, bereits Lärmschwerpunkte ab 65 dB(A)  $L_{DEN}$  zu untersuchen (Stadt Bochum, 2022, S. 3).

Im Weiteren wird ein allgemeiner Wert ab 55 dB(A)  $L_{DEN}$  als gesundheitsschädlich angenommen, da dieser Wert knapp über den Werten der WHO liegt, in der Literatur rege Verwendung findet und gleichzeitig einem der erhobenen EU-weiten

---

<sup>2</sup> Lautstärkepegel über den Tag (Day, Evening, Night). Eine genauere Erläuterung findet sich unten in der Variablenbeschreibung (Kapitel 6.1.).

Schwellwerte entspricht. Die nächtlichen Grenzwerte ( $L_N$ ) liegen jeweils unter den ganztägigen  $L_{DEN}$ -Werten (Beschluss Nr. 1386/2013/EU, S. 187; Lärmaktionsplanung RdErl. - V-5 - 8820.4.1 v. 7.2.2008, 2024, o.S.), da sich in dieser Arbeit jedoch auf  $L_{DEN}$  fokussiert wird, werden die nächtlichen Werte nicht weiter diskutiert.

### 2.2.2 Luftverschmutzung

Zu Luftschadstoffen, die in Deutschland erhoben werden und für welche Höchstwerte bestehen, zählen:

„Ammoniak ( $NH_3$ ), Stickoxide ( $NO_X$ ,  $NO_2$ ), Ozon ( $O_3$ ), Feinstaub (unter besonderer Berücksichtigung der Größenfraktionen  $PM_{10}$  und  $PM_{2,5}$ ), Flüchtige organische Verbindungen ohne Methan (NMVOC), Kohlenstoffmonoxid ( $CO$ ), Schwefeldioxid ( $SO_2$ ), Benzo(a)pyren im Feinstaub, Metalle (Arsen, Blei, Cadmium, Nickel) im Feinstaub und Benzol [Layout angepasst]“ (Schulz et al., 2018, S. 14).

In der Literatur werden vor allem  $NO_X$  und  $PM_{10}$  untersucht, häufig gepaart mit  $SO_X$  (Schutter et al., 2017, S. 14f). Ebenfalls häufig werden das wetterabhängige Ozon und das, vor allem ländlich auftretende, Ammoniak untersucht. Diese Stoffe sind jedoch nicht ganzjährig im urbanen Raum relevant (Schulz et al., 2018, S. 18f). Aufgrund der Studienlage und der ganzjährigen Relevanz wird sich im Weiteren auf  $NO_X$ ,  $SO_X$  und  $PM_{10}$  fokussiert.

*Stickoxide* ( $NO_X$ ) entstehen hauptsächlich bei Verbrennungsprozessen – vornehmlich im Straßenverkehr, aber auch in Feuerungsanlagen. Sie sind an diversen Reaktionen beteiligt, die u.a. zur Bildung von Ozon und sekundärem Feinstaub führen (Schulz et al., 2018, S. 18; Spiker, 2019, S.122).

*Schwefeloxide* ( $SO_X$ ) werden ebenso wie Stickoxide vor allem bei der Verbrennung in Feuerungsanlagen fossiler Energien und durch den Verkehr erzeugt (WHO, 2021, S. 125). Sie sind Grundlage für Sulfate, welche in epidemiologischen Studien mit kardiovaskulären und respiratorischen Erkrankungen in Verbindung gebracht werden (World Health Organization, Regional Office for Europe [WHO], 2013, S. 18f).

Als *Feinstaub* werden feste oder flüssige Schwebstoffe (Particulate Matter - PM) bezeichnet, die „in der Atmosphäre suspendiert sind und nicht sofort zu Boden sinken, sondern eine gewisse Zeit in der Luft verweilen“ (Schulz et al., 2018, S. 16) und dabei einen aerodynamischen Durchmesser von weniger als  $10\ \mu m$  ( $PM_{10}$ ) bzw.  $2,5\ \mu m$  ( $PM_{2,5}$ ) aufweisen. Sie entstehen vor allem durch Industrieprozesse und an zweiter Stelle durch Verkehr. Weitere relevante Produzenten sind Haushalte und Kleinverbraucher sowie die Landwirtschaft (Umweltbundesamt [UBA], 2024b, o.S.).

Luftverschmutzung ist der relevanteste umweltbedingte Risikofaktor für die menschliche Gesundheit weltweit und in Europa. Zwar sind persönliche Verhaltensweisen (z.B. Rauchen) als Risikofaktoren individuell deutlich einflussreicher, jedoch treffen Luftverschmutzungen alle Individuen in entsprechenden Gebieten gleichmäßig und es gibt praktisch keinen Schutz vor diesen (Schulz et al., 2018, S. 8; Schutter et al., 2017, S. 14). Entsprechend relevant ist damit ihr Einfluss auf die Gesundheit der Bevölkerung. Im weltweiten Vergleich ist in Ländern mit mittleren und niedrigen Einkommen der Einfluss von Luftverschmutzungen noch größer (ebd. S. 17). In Europa



hat die WHO eine Reduktion der Lebensspanne um ca. 9 Monate pro Person durch Feinstaub feststellen können (WHO, 2013, S. 1). Für Deutschland werden durch Feinstaub ca. 600.000 verlorene Lebensjahre pro Jahr<sup>3</sup> erklärt (Schulz et al., 2018, S. 8). Im europäischen Vergleich liegt Deutschland mit 629-845 verlorenen Lebensjahren im mittleren Bereich in Bezug auf die verlorenen Lebensjahre durch PM<sub>2,5</sub> und mit mehr als 144 verlorenen Lebensjahren durch NO<sub>2</sub> in der höchsten Kategorie bezogen auf jeweils 100.000 Einwohner\*innen (EEA, 2018, S. 21). Als Ursache für einen früheren Tod und eine längere Krankheitsphase stand Luftverschmutzung 2010 in Deutschland an achter Stelle für Frauen mit im Schnitt 2,1 DALYs und an zehnter Stelle für Männer mit im Schnitt 3,1 DALYs jeweils als erster Umweltfaktor (Plass et al., 2014). Die Krankheiten, die durch Luftschadstoffe ausgelöst oder verschlimmert werden,

„reichen von unspezifischen Atemwegssymptomen und kardiovaskulären Symptomen über Beeinträchtigungen der Lungenfunktion, vermehrte Medikamenteneinnahme und akute Exazerbation von vorbestehenden Lungenerkrankungen bis hin zur Entwicklung von chronischen Lungen-, Herz-Kreislauf- und metabolischen Erkrankungen und einer Reduktion des fetalen Wachstums und Todesfällen“. (Schulz et al., 2018, S. 4)

Luftschadstoffe haben besonders großen Einfluss auf die Gesundheit vulnerabler Gruppen, wie Kindern, älteren Menschen und mehrfach vorerkrankten Patienten (Schulz et al., 2018, S. 8), aber auch Personen mit niedrigerem sozio-ökonomischen Status gehören zur gefährdeten Gruppe (EEA, 2018, S. 21f).

Insgesamt ist für Luftschadstoffe festzuhalten, dass Korrelationen zwischen einzelnen erhöhten Luftschadstoffen und schlechterer Gesundheit gesichert sind. Da aber Stoffe gleichzeitig ausgestoßen werden und in einem Luftgemisch vorliegen, können keine kausalen Aussagen über die Effekte einzelner Stoffe getroffen werden. Folglich können Aussagen über kausale Wirkungszusammenhänge nur stellvertretend für die gleichen Emittenten gemacht werden (Schulz et al., 2018, S. 3). Auch werden die Gesundheitsfolgen der einzelnen Luftschadstoffe je nach Zusammensetzung der Luftgemische sowohl abgeschwächt als auch verstärkt (Pickford et al., 2020, S. 962f).

Darüber hinaus gibt Pickford Hinweise auf eine gegenseitige Verstärkung der Gesundheitseffekte durch Luftverschmutzung bei höheren Temperaturen und einen uneindeutigen Effekt für Luftverschmutzung und Lärm, da beide Quellen durch dieselben Emittenten entstehen. Insgesamt ist die Studienlage noch zu dünn, um den gemeinsamen Effekt von Luftverschmutzung sowohl mit Hitze, als auch mit Lärm eindeutig zu beurteilen (Pickford et al., 2020, S. 963ff).

Im Zuge der Sustainable Development Goals (SDGs) der Vereinten Nationen wurde in Ziel Nummer Drei festgelegt, dass es gemeinsames Ziel ist, „bis 2030 die Zahl der Todesfälle und Erkrankungen aufgrund gefährlicher Chemikalien und der Verschmutzung und Verunreinigung von Luft, Wasser und Boden erheblich [zu] verringern“ (Statistisches Bundesamt [Destatis], 2024, o.S.). Zusätzlich wurden die

---

<sup>3</sup> Bei ca. 83.000.000 Einwohner\*innen in Deutschland 2018 (Statistisches Bundesamt (2019, o.S.) sind das ca. 723 verlorene Lebensjahre pro 100.000 Einwohner\*innen und Jahr.

Grenzwerte für Luftschadstoffe der WHO 2021 wesentlich nach unten korrigiert (WHO, 2021, S. V), woraufhin die EU einen Überarbeitungsprozess gestartet hat, mit dem Ziel die WHO-Richtwerte bis 2050 zu erreichen und aus den Richtlinien 2004/107/EC und 2008/50/EG eine gemeinsame zu entwickeln (General Secretariat of the Council of the European Union, 2024, S.4f). Die in diesem Prozess entstandene neue Richtlinie (EU) 2024/2881 wurde von Europäischem Rat und Parlament angenommen und im November 2024 veröffentlicht. Sie soll im Anschluss EU-weit in Landesgesetzgebungen einfließen (Europäischer Rat, 2024, o.S.). Die aktuellen Richtlinien in Deutschland finden sich in der neununddreißigsten Verordnung zur Durchführung des Bundes-Immissionsschutzgesetzes (39. BImSchV §2-4). Eine Übersicht der Grenzwerte findet sich in der folgenden Tabelle:

**Tabelle 1 Vergleich der neuen und alten Immissionsschutzgrenzwerte**

| Vergleich der neuen und alten Immissionsschutzgrenzwerte (in $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ) |         |               |            |            |                    |
|-----------------------------------------------------------------------------------------|---------|---------------|------------|------------|--------------------|
| Stoffe                                                                                  | WHO alt | WHO seit 2021 | EU aktuell | EU ab 2030 | 39.BImSCHV aktuell |
| NO <sub>2</sub> /NO <sub>x</sub> *                                                      | 40      | 10            | 40         | 20         | 40                 |
| SO <sub>2</sub> **                                                                      |         | 40            | 125        | 50         | 125                |
| PM <sub>10</sub> *                                                                      | 20      | 15            | 40         | 20         | 40                 |

\*Maximale Jahresdurchschnittswerte \*\*Maximale Tagesdurchschnittswerte Quelle: eigene Darstellung nach (2008/EC/50 Anhang XI B, 2008, o.S.; Richtlinie (EU) 2024/288, 2024, S. 30; Schulz et al., 2018, S. 15; WHO, 2021, S. 92, 116, 130)

Bedeutend für den Einfluss auf Gesundheit ist abschließend, dass noch keine untere Wirkungsschwelle für Luftschadstoffe gefunden werden konnte (Schulz et al., 2018, S. 8; WHO, 2013, S. 208). Entsprechend ist auch die räumliche Verteilung von Schadstoffen unterhalb der Grenzwerte für mögliche Gesundheitsgefahren und entsprechende räumliche Ungleichheiten relevant.

### 2.2.3 Hitze

Hitze stellt für Schutter et al. grundsätzlich für die gesamte Bevölkerung ein Gesundheitsrisiko dar, jedoch sind ältere Menschen stärker von Hitze betroffen. Beispielsweise war die Sterblichkeit älterer Menschen in England und Finnland während der Hitzewelle 2003 um 20% erhöht. Weitere Risikogruppen sind niedrigere sozioökonomische Gruppen (z.B. durch körperlich anstrengendere oder wetterexponierte Berufe), Vorerkrankte und Kinder (EEA, 2018, S. 26ff; Schutter et al., 2017, S. 24f). Ursache für die erhöhte Anfälligkeit gegenüber Hitze ist laut EEA vor allem eine herabgestufte Anpassungsfähigkeit an hohe Temperaturen. Dies kann u.a. direkt durch Hitzschlag, Hitzeerschöpfung, Hitzestress und Dehydrierung oder indirekt durch Elektrolytstörungen, akute Verschlechterung bestehender Herz-, Lungen- oder Nierenerkrankungen, Diabetes, Diarrhö, aber auch psychische Erkrankungen der Fall sein. Zusätzlich sind alleinstehende Menschen besonders oft Opfer von Hitze, so waren 92% aller Opfer der Hitzewelle 2003 in Frankreich alleinstehend (EEA, 2018, 26ff). Deutschland lag zwischen 1990 und 2016 ungefähr im europaweiten Mittelfeld in Bezug auf die Anzahl der Hitzetoten (EEA, 2018, S. 27). 2022 sind in Deutschland ca. 8000 Menschen durch Hitze verstorben (Blickle et al., 2023, o.S.).

Zur Untersuchung von Hitze wird meist die Anzahl heißer Tage (Maximaltemperatur ab 30°C) und Tropennächte (Minimaltemperatur 20°C oder höher) analysiert (Fuchs, 2021, S. 12; UBA, 2024a, o.S.; Zimmermann & Lee, 2021b, S. 8). Ein genauer Schwellenwert, ab dem hohe Temperaturen schädlich sind, wurde noch nicht bestimmt (Randell, 2022, S. 294). Temperatur - und damit auch Hitzebelastungen - verbreitet sich meist über ein weitreichenderes Gebiet als Lärmbelastungen und Luftverschmutzungen, allerdings bilden sich bei autochthonen, windarmen Wetterlagen, welche insbesondere an heißen Tagen auftauchen, ebenfalls innerstädtische Unterschiede aus (EEA, 2018, S. 28). Diese urbanen Hitzeinseln innerhalb der Städte können zu erheblichen Temperaturgefällen (im Beispiel 9°C zwischen Innenstadt und Umland) und bis zu doppelt so vielen heißen Tagen wie im Umland führen (ebd.). Die lokale Hitzeentwicklung entsteht durch die dichte Bebauung von Städten, die darum mehr Wärme speichern können, weniger Verdunstung ermöglichen, durch die Emission von Gasen und Aerosolen einen lokalen Treibhausgaseffekt erzeugen und durch ihre Bauweise eine geringere Winddurchlässigkeit aufweisen (GEO-NET Umweltconsulting GmbH, 2021, S. 9). Im Vergleich zu anderen Städten über 50.000 Einwohner\*innen in Deutschland gehört Bochum mit einer Versiegelung von 44,27% der Stadtfläche und mittlerem Grünvolumenanteil zu den Städten mit geringerem Anteil der Versiegelung (Deutsche Umwelthilfe, 2024, S. 5).

Durch den menschengemachten globalen Klimawandel hat sich die weltweite Durchschnittstemperatur im Vergleich von 1850-1900 zu 2011-2020 bereits um ca. 1,09°C erhöht und sich der Anstieg in den letzten 50 Jahren deutlich beschleunigt (Intergovernmental Panel on Climate Change [IPCC], 2023, S. 4). Dieser Wandel führt sowohl zu im Durchschnitt höheren Temperaturen als auch zu stärkeren Extremwetterereignissen und dadurch auch zu einer höheren Zahl heißer Tage mit besonders heißen Temperaturen (Randell, 2022, S. 286). Folglich wird die Relevanz von Hitze als Umwelteinfluss für die Gesundheit in den kommenden Jahren zunehmen. Insbesondere da Deutschland in einer moderaten Temperaturzone liegt und dort im Verhältnis besonders starke Gesundheitsrisiken bei Hitze zu erwarten sind, ist der Aspekt weiter zu beobachten (ebd.). Zusätzlich entwickelt sich das Ruhrgebiet, in dessen Zentrum Bochum liegt, laut Friedrich vom DWD im deutschen Vergleich zu einer besonders hitzegefährdeten Region (Eichhorn & Müller-Hansen, 2024, o.S.).

Die Gesundheitsfolgen der drei beschriebenen Umweltbelastungen betreffen den gesamten Körper und können zu teils erheblichen Symptomen führen, die die Lebensdauer und insbesondere die Anzahl gesunder Lebensjahre deutlich reduzieren. Gleichzeitig gibt es bereits politische Ansätze diese Umweltbelastungen zu reduzieren.

Für die Lärmbelastung konnte v.a. ein räumlicher Zusammenhang mit der Ortsgröße festgestellt werden. Sowohl für Luftverschmutzung als auch für Hitzebelastung konnten jedoch zusätzlich neben anderen vulnerablen Gruppen auch Personen mit niedrigerem sozio-ökonomischen Status (und damit auch mit einem niedrigen ökonomischen Kapital) als Risikogruppen bestimmt werden. Dies erhöht die Relevanz der folgenden Untersuchung einer möglichen Armutssegregation anhand von Umweltbelastungen.

## 2.3 Kontrollvariablen

Bildung und Alter haben in der Empirie einen hohen Einfluss auf das Einkommen und damit auch auf das ökonomische Kapital. Daher werden sie als Kontrollvariablen später mit ins Modell aufgenommen. Zur theoretischen Herleitung werden diese Zusammenhänge kurz erläutert.

### 2.3.1 Bildung

Bildung ist als zentraler Aspekt des kulturellen Kapitals unter bestimmten Voraussetzungen in ökonomisches Kapital und damit auch in Einkommen und Kaufkraft transformierbar (Bourdieu, 2005, S. 61). Der Effekt unterschiedlich hoher Bildung manifestiert sich deutlich in den im Lebensverlauf unterschiedlich hohen Einkommen. Im extremen Vergleich verdienen Personen mit Universitätsabschluss auf dem ersten Bildungsweg im Vergleich zu Personen ohne berufsqualifizierenden Abschluss in Auswertungen des Mikrozensus zwischen 2011 und 2013 mehr als das Dreifache (Piopiunik et al., 2017, S. 23). Dies spiegelt sich auch in den Arbeitslosenzahlen wider, welche für Personen ohne berufsqualifizierenden Abschluss 2013 knapp unter 20% lagen und für Meister/Techniker, Fachhochschulabsolvent\*innen und Universitätsabsolvierende zwischen 3 und 4% lagen (ebd., S.22).

Neben einem Effekt des Bildungsniveaus auf das Einkommen, konnten auch Effekte von Armut und Bildung nachgewiesen werden, wonach die ärmeren Vorbedingungen zu einem geringeren Bildungsabschluss führen. Ditton & Maaz haben primäre und sekundäre Effekte ausgemacht, entlang derer die unterschiedliche Bildungsteilhabe je nach sozialer Schicht erklärt wird. Primäre Effekte orientieren sich dabei vor allem an unterschiedlichen Werthaltungen und kulturellen Unterschieden, ähnlich wie auch bei Bourdieu. Sekundäre Effekte entstehen durch schichtabhängige Kosten- und Nutzenindikatoren (Ditton & Maaz, 2015, S. 232/237).

Auch diese Form sozialer Ungleichheit spiegelt sich im Raum wider, so ist beispielsweise in Mülheim an der Ruhr in Stadtteilen mit hoher Kinderarmut der Anteil der Schulanfänger mit Sprachkompetenzdefiziten deutlich höher als in Stadtteilen mit geringer Kinderarmut (El-Mafaalani & Strohmeier, 2015, S. 30f). Bildungssegregation kann auch durch den Wegzug junger Familien mit hohem Bildungsniveau, deren gewünschte Grundschule nicht in der Wohnumgebung der Herkunftsregion liegt, verstärkt werden (Oeltjen & Windzio, 2022, S. 135). Für das Ruhrgebiet insgesamt können deutliche räumliche Cluster mit hoher von Bildungs- und Einkommensarmut festgestellt werden (El-Mafaalani & Strohmeier, 2015, S. 29f).

### 2.3.2 Alter

Aus den Alters-Einkommens-Profilen von Piopiunik, Kugler und Wößmann lässt sich neben dem deutlichen Bildungszusammenhang auch ein deutlicher Alterszusammenhang mit Einkommen erkennen. Dabei liegt das Einkommen zu Beginn des Erwerbslebens in der Phase der Ausbildung deutlich unter den späteren Einkommen. Zwischen 25 und 30 Jahren gibt es dann im Falle eines vorhandenen Bildungsabschlusses einen deutlichen Sprung nach oben entsprechend dem jeweiligen Bildungsabschluss. Von diesem Punkt an steigt die Gehaltskurve für alle Personen ungefähr bis zum 50.

Lebensjahr an und fällt danach bis zum 65. Lebensjahr wieder ab (Piopiunik et al., 2017, S. 23). Im Weiteren stagniert das Einkommen ab dem Renteneintritt unter dem letzten regulären Einkommen und wird darüber hinaus von einem Kohorteneffekt beeinflusst (Moser, 2002, S. 6).

Ebenfalls liegt eine kürzere Lebenserwartung von 3-12 Jahren für Erwachsene mit geringem Einkommen vor (Haverkamp, 2018, S. 481). Dieser Effekt könnte sich in leicht höheren Einkommen in Gebieten mit hohem Anteil älterer Einwohner\*innen widerspiegeln.

Zusätzlich kann im Ruhrgebiet eine demographische Segregation festgestellt werden. Diese rührt daher, dass Mittel- und Oberschichten deutlich weniger Kinder bekommen, als untere soziale Schichten (El-Mafaalani & Strohmeier, 2015, S. 19). Entsprechend der im Lebensverlauf unterschiedlichen Einkommenshöhen führt dadurch auch eine demographische Segregation zu einer unterschiedlichen räumlichen Verteilung von Einkommen und Kaufkraft.

Das nächste Kapitel gibt zur kontextuellen Einordnung der Arbeit einen kurzen Einblick in die Entstehungsgeschichte des Forschungsfeldes der Umweltungleichheitsforschung.

### 3 Entstehungsgeschichte des Feldes

Sehr frühe Überlegungen zu Umweltungleichheiten führten bereits Marx (1867), Engels (1892) und Polanyi (1944) aus, diese haben allerdings darüber hinaus keinen großen Diskurs erzeugt (Ozzo, 2024, S. 616). In der Mitte der 60er Jahren begann eine Auseinandersetzung mit „modernen Umweltproblemen und -risiken“ [, ...] „vor allem Problem diagnose[n], gesellschaftliche Mobilisierung, Ursachenfeststellung und Bewältigungsstrategien“ (Preisendörfer, 2014, S.26) wurden relevant. Diese Diskussion ging vor allem von der Mittelschicht aus, wobei davon ausgegangen wurde, dass „alle in einem Boot“ sitzen und entsprechen gleich von Umweltproblemen betroffen sind (ebd., S.27).

Ausgangspunkt für die Entwicklung der Umweltgerechtigkeitsbewegung waren die Proteste 1982 im Anschluss an die Errichtung einer Sondermülldeponie in Warren County, North Carolina, einer Gemeinde mit 65% afro-amerikanischer Bevölkerung, bei der u.a. die Gefahr bestand, das Grundwasser mit PCB zu verschmutzen (Ozzo, 2024, S. 615; Preisendörfer, 2014, 26f). Im Zentrum stand erstmalig eine übermäßige Gefährdung von People of Colour und ärmeren Bevölkerungsgruppen, statt der Annahme einer gesellschaftlichen Gleichverteilung von Umweltbelastungen (Schutter et al., 2017, S. 10), aber auch die Inaktivität der lokalen Behörde und wirtschaftliche Interessen spielten eine Rolle (Preisendörfer, 2014, S. 27). Ein zentraler Erfolg, der sich rasch ausbreitenden Bewegung, war 1994 eine Verordnung, welche amerikanische Bundesbehörden verpflichtet zu untersuchen, ob ihre Maßnahmen und Projekte negative Folgen für Umwelt und Gesundheit von Minoritäten erzeugen, wozu die „Environmental Protection Agency“ eingeführt wurde (ebd., S.26f). Neben der Betrachtung lokaler ungleich verteilter Umweltbelastungen hat sich die Bewegung auch globaler und intergenerationaler Ungleichheit sowie gesundheitsförderlichen Umweltressourcen zugewendet (ebd.).

Preisendörfer und Schutter halten jeweils fest, dass Umweltungleichheits- und Umweltgerechtigkeitsforschung aus dieser Bewegung heraus initiiert und die Ergebnisse von der Bewegung wiederum rezipiert wurden. In Europa erfolgte die Entwicklung von Umweltgerechtigkeitsbewegung und Forschung seit den 90er Jahren eher top-down vor allem in Großbritannien und Deutschland. Maßgeblich in Deutschland waren dabei das Umweltbundesamt und der Bund für Umwelt und Naturschutz Deutschland. Inhaltlich wurde dabei vermehrt die Analyse des Zusammenhangs von Einkommen sowie Immigration mit ungleichen Umweltbelastungen (Preisendörfer, 2014, S. 27f; Schutter et al., 2017, S. 10). Auf europaweiter politischer Ebene wurden „Umweltangelegenheiten“ zum ersten Mal 1998 im Sinne der Bewegung in der ‚Aarhus-Konvention über den Zugang zu Informationen, die Öffentlichkeitsbeteiligung an Entscheidungsverfahren und den Zugang zu Gerichten in Umweltangelegenheiten‘ verankert. In Artikel 9 wird dort unter anderem ermöglicht, gegen eine unzureichende Berücksichtigung von Umweltbelangen bei Verwaltungsentscheidungen und Gesetzen zu klagen, wodurch es vereinfacht wird, die Beachtung von Umweltbelangen in Planungsvorhaben einzufordern.

In Deutschland hat sich insbesondere seit den 00er Jahren die Sozialmedizin und die Epidemiologie mit Umweltungleichheit befasst. Sozialwissenschaftliche Studien zum Thema gibt es vor allem seit der zweiten Hälfte der 00er Jahre. Gleichzeitig wird sich

seitdem auch intensiver mit den Folgen des Klimawandels befasst (Preisendörfer, 2014, S. 29f; Zimmermann & Lee, 2021b, S. 3). Aktuell werden Fragen sozialer Ungleichheit außerdem auch im Transformationsdiskurs aufgenommen. Zum Beispiel wird in der Resilienzforschung diskutiert, dass bei der Umsetzung entsprechender Maßnahmen auch der Faktor sozialer Ungleichheit mitgedacht werden sollte (Zimmermann & Lee, 2021a, S. 225).

Im nächsten Kapitel werden Modellüberlegungen zum Zusammenhang von Umweltbelastungen, Gesundheit und sozialer Ungleichheit dargestellt. Außerdem wird ein Überblick über die wichtigsten Forschungsergebnisse in Bezug auf die Forschungsfrage zu den konkreten Umweltbelastungen Luftverschmutzung, Lärm und Hitze und ihr Zusammenhang mit sozialer Ungleichheit vorgestellt.

## 4 Forschungsstand

Zuerst wird ein Überblick über diskutierte Modelle zur Erklärung des Zusammenhangs von der Verortung im sozialen Raum, Gesundheit und Umweltbelastung gegeben. Im Anschluss erfolgt die Beschreibung von Studienergebnissen zur Forschungsfrage.

### 4.1 Modelle zur Verortung im sozialen Raum, Gesundheit und Umweltbelastung

Der Überblicksartikel von Kohlhuber und Bolte stellt verschiedene epidemiologische Modelle vor, die den Zusammenhang zwischen sozialer Ungleichheit, Umwelteinflüssen und Gesundheit beschreiben. Die soziale Lage habe im ersten Modell einerseits einen Effekt auf die direkte Exposition mit Umweltbelastungen und andererseits gebe es durch die unterschiedliche soziale Lage eine individuelle Vulnerabilität, welche den Effekt der Umweltexposition auf die umweltbezogene Gesundheit modifiziere. Belege finden sie dafür insbesondere aus der Luftschadstoffepidemiologie. In einem zweiten Modell legen sie, Schulz und Northridge folgend, Wert auf das Zusammenspiel zwischen 4 Ebenen: der Makroebene politischer Gegebenheiten, der gemeinschaftlichen Mesoebene, welche auf die bebaute Umwelt und Infrastruktur sowie den sozialen Kontext (und damit auch die regionalen finanziellen Möglichkeiten) fokussiert, der zwischenmenschlichen Mikroebene, mit einem Fokus auf das persönliche Umfeld und dort direkt wirkende Effekte wie Stressoren und Gesundheitsfördernde Stimuli, und der individuellen Ebene, welche Gesundheit und Wohlbefinden eines Menschen beschreiben. Das dritte nach Gee und Payne-Sturges beschriebene Modell wiederum legt den größten Fokus auf die Entstehung und Wirkung von Stress auf Gesundheit sowohl durch Segregation, Umweltgefahren und die Funktionsweise lokaler Gemeinschaften als auch durch individuelle Stressoren und Resilienzen (Kohlhuber & Bolte, 2008, S. 3729ff). Die Modelle deuten auf die vielschichtigen Mechanismen hin, die eine Relevanz der Betrachtung von sozialen Ungleichheitsmechanismen nicht nur in Bezug auf die Ungleichheit an sich darstellen, sondern auch eine gesundheitliche Relevanz haben.

Das Literaturreview von de Schutter et al. fasst den Stand zur Diskussion der Umweltungleichheit auf Ebene der Verteilungsgerechtigkeit mit drei Dimensionen sozialer Ungleichheit und drei Mechanismen zusammen. Die Dimensionen sind der Zugang zu Ressourcen, die Belastung durch Umweltverschmutzung (Luftverschmutzung und Lärmbelastung) sowie das Risiko für Klimawandel und Umweltgefahren (u.a. Hitze). Als Mechanismen werden die Exposition mit diesen Dimensionen, die soziale Anfälligkeit für diese sowie die sich aus den beiden Mechanismen ableitende (gesundheitliche) Wirkung auf soziale Gruppen genannt (Schutter et al., 2017, S. 29f).

Das „Impact of health – Modell“ der europäischen Umweltagentur sieht Gesundheit durch einen Dreiklang aus umweltbedingten Gesundheitsgefahren, Exposition gegenüber diesen und sozialer Vulnerabilität (Alter und sozioökonomischer Status) beeinflusst. Dabei fällt die Gesundheitsbelastung sowie die Möglichkeit auf die Gefahren zu reagieren je nach Kombination der einzelnen Faktoren unterschiedlich stark aus (EEA, 2018, S. 16)



Die Spatial Urban Health Equity Indicator (SUHEI)-Modelle greifen für den theoretischen Hintergrund auf das „Modell des Zusammenhangs zwischen sozialer Lage, Umwelt und Gesundheit“ (Bolte et al., 2012, S. 26) zurück, welches wiederum eine Erweiterung des ersten Modells von Kohlhuber und Bolte um die lokale Lebensumwelt darstellt. Es geht von einem Effekt der sozialen Lage (aufgeteilt in sozio-ökonomische Faktoren sowie Alter, Geschlecht und Migrationshintergrund) auf die Gesundheit aus, welcher sowohl durch die lokale Lebensumwelt (im Rahmen von Belastungen (z.B. Lärmbelastung, Luftverschmutzung und Hitze) und Ressourcen (z.B. Grünflächen)) an Wohnort oder Arbeitsplatz und individueller Vulnerabilität modifiziert wird (Bolte et al., 2012, S. 26; Köckler et al., 2020, S. 99).

In den SUHEI-Modellen selbst werden kommunalspezifisch Mehrfachbelastungen und -ressourcen anhand von Zustandsindikatoren, deren Gesundheitsrelevanz aus vorherigen Studien abgeleitet wird, mit Indikatoren der sozialen Lage verschnitten, sodass jede untersuchte Kommune Gebiete mit Mehrfachbelastungen in ihren Planungen besonders berücksichtigen kann (Vittinghoff et al., 2023, 10f).

Gemeinsam ist den vorgestellten Modellen, dass soziale Ungleichheit negativ auf Gesundheit wirkt und entweder durch Umweltbelastungen moderiert wird oder diese als eigener Einflussfaktor auf Gesundheit wirkt. Dies verdeutlicht die Relevanz einer möglichst geringen und im Sinne gleichwertiger Lebensverhältnisse ähnlich verteilten Umweltbelastung für die Gesundheit der Gesamtbevölkerung. Im Weiteren werden zentrale Studienergebnisse zum Zusammenhang von Umweltbelastungen und sozialer Ungleichheit (gefasst über das ökonomische Kapital) vorgestellt.

## 4.2 Zusammenhänge von Umweltbelastungen und sozialer Ungleichheit

Diekmann und Meyer fassen in ihrem Forschungsstand diverse Studien zum Stand von 2010 zusammen. Demnach gibt es im US-amerikanischen Raum diverse Fallstudien und quantitative Belege für einen Zusammenhang zwischen verschiedenen Formen von Umweltbelastungen und sozialer Benachteiligung in Städten, wobei sich diese Annahme nicht in jeder Studie bestätigt hat. Auch auf globaler Ebene ist von einem Zusammenhang zwischen Umweltbelastungen und Einkommen auszugehen (Diekmann & Meyer, 2010, S. 439).<sup>4</sup>

Negative Zusammenhänge zwischen Lärm und ökonomischem Kapital konnten sowohl in einer europaweiten Studie in verschiedenen Ländern (EEA, 2018, S. 6), als auch in München (Mielck et al., 2009, S. 46), sowie in den SUHEI-Studien in Herne (Köckler et al., 2020, S. 106), Duisburg (Vittinghoff et al., 2023, S. 14f), Bottrop und Dortmund (Zimmermann & Lee, 2021b, S. 8ff) festgestellt werden. In Wien gibt es ebenfalls eine Tendenz für einen solchen Zusammenhang, jedoch wurden dort statt der Lautstärke ruhige Bereiche (unter 50 dB(A)  $L_{DEN}$ ) fokussiert, welche vor allem im weniger bebauten Stadtrand und in Innenhöfen liegen (Stadt Wien, 2022, S. 6). Dagegen konnten in einer flächendeckenden Untersuchung der Schweiz zwar

---

<sup>4</sup> Ökonomisches Kapital wird in verschiedenen Studien unterschiedlich operationalisiert, zum Beispiel als Einkommen, als sozio-ökonomischer Status oder als soziale Lage. Dieser Forschungsstand fasst diese Punkte zusammen.

signifikante Zusammenhänge zwischen Stadt und Land gemessen werden, nicht jedoch mit Äquivalenzeinkommen und Lärm (Diekmann & Meyer, 2010, S. 450). In dem Literaturreview von Schutter et al. wurden insgesamt uneindeutige Ergebnisse festgestellt. Es gibt sowohl Studien, die einen Lärm/ökonomisches Kapital – Zusammenhang feststellen konnten, aber auch Studien, die dies nicht taten. Gleichzeitig wurde ein Mangel an aktuellen Studien festgestellt (2017, S. 18f). Einen weiteren Hinweis auf einen nicht eindeutigen Zusammenhang gibt Bensmann et al. mit einer räumlichen Verknüpfung von Daten des Sozioökonomischen Panels sowie des GESIS Panels mit dem Monitor der Siedlungs- und Freiraumentwicklung. In beiden Fällen konnte ein negativer Zusammenhang zwischen Einkommen und Bodenversiegelung festgestellt werden. Der Effekt war stärker, je kleinräumiger die Berechnung war. Kein Zusammenhang konnte jedoch zwischen Verkehrsdichte sowie Industrie- und Handelsdichte und Einkommen festgestellt werden (Bensmann et al., 2020, S. 13f), wobei Verkehr eine der Hauptlärmquellen darstellt. Abschließend konnten in den Umweltbewusstseinsstudien des Umweltbundesamtes (UBA) nur sehr geringe Zusammenhänge zwischen Haushaltsnettoeinkommen und Lärmbelastung festgestellt werden (Rubik, 2020, S. 8f).

Zwischen Luftverschmutzung und ökonomischem Kapital konnten sowohl in vielen europäischen Städten (EEA, 2018, S. 6) als auch in München (Mielck et al., 2009, S. 46), Bottrop und Dortmund (Zimmermann & Lee, 2021b, S. 8ff) Zusammenhänge festgestellt werden. Dabei wurde deutlich, dass die Zusammenhänge eine hohe Ortsabhängigkeit haben und nah beieinanderliegende Städte unterschiedlich starke und auch entgegengesetzte Zusammenhänge hervorbringen können (EEA, 2018, S. 22). Diekmann und Meyer fanden in der Schweiz für die Luftschadstoffe  $\text{NO}_2$ ,  $\text{PM}_{10}$  und  $\text{PM}_{2,5}$  keine bivariaten Zusammenhänge mit dem Äquivalenzeinkommen, in der multivariaten Regression wiederum konnte ein schwacher signifikanter negativer Effekt festgestellt werden (2010, 448ff). Die Mehrheit der Studien des Literaturreviews von Schutter et al. bestätigt einen negativen Zusammenhang zwischen ökonomischem Kapital und Luftverschmutzung sowohl auf städtischer Ebene, als auch im landesweiten und EU weiten Vergleich (2017, S. 14). Rüttenhauer und Best konnten sowohl räumliche Zusammenhänge zwischen toxischen Belastungen und Durchschnittseinkommen als auch zwischen Industrieanlagen und Durchschnittseinkommen feststellen, jedoch führte nur der Neubau von Industrieanlagen in Westdeutschland innerhalb der ersten 5 Jahre zu einem relevanten Rückgang von Steuereinnahmen durch Wegzug wohlhabenderer Bewohner aus der jeweiligen Stadt. Weder für toxische Belastungen oder für ostdeutsche Städte noch für den Rückgang von Industrieanlagen konnte ein Zusammenhang mit den Steuereinnahmen bestätigt werden (Rüttenhauer & Best, 2021, 2259f). Neben den sozialen Ungleichheiten konnten in der Studie zur Schweiz in der Regression deutliche Mehrbelastungen für  $\text{NO}_2$  und  $\text{PM}_{10}$  in städtischen Gebieten, insbesondere in Großstädten im Vergleich zu ländlichen Gebieten festgestellt werden (Diekmann & Meyer, 2010, S. 448).

Auch zwischen der dritten Variable Hitze und ökonomischem Kapital konnten Zusammenhänge festgestellt werden, wobei gleichzeitig ältere Personen besonders gesundheitlich betroffen sind (Schutter et al., 2017, S. 24). In den USA wurden Hitzeinseln in den 175 größten urbanisierten Gebieten untersucht. Dabei wurden

Hitzebelastungen von Einwohner\*innen, die oberhalb der Armutsgrenze liegen mit derer von Einwohner\*innen unterhalb der Armutsgrenze verglichen. Die Hitzebelastung von Einwohner\*innen unterhalb der Armutsgrenze lag dabei signifikant höher (Hsu et al., 2021, S. 3). Ebenso wurde der Zusammenhang von Hitze und ökonomischem Kapital wieder in diversen europäischen Ländern (EEA, 2018, S. 6) und konkret in Wien (Stadt Wien, 2022, S. 10ff), sowie im Rahmen des SUHEI-Modells in den Städten Herne (Köckler et al., 2020, S. 106), Duisburg (Vittinghoff et al., 2023, S. 14), Bottrop und Dortmund (Zimmermann & Lee, 2021b, S. 8ff) festgestellt. Eine von der Zeit in Auftrag gegebene Studie hat für die 15 größten deutschen Städte sehr unterschiedliche Zusammenhänge zwischen Hitze und Kaufkraft festgestellt. Sie hängen stark mit den jeweiligen stadt spezifischen Besonderheiten zusammen. Für Essen wurde dabei der größte negative Zusammenhang festgestellt. Räumlich ist dort eine deutliche Trennung zwischen einem heißen und armen Norden, sowie einem kühlen und reichen Süden zu erkennen (Blickle et al., 2023, o.S.).

Neben der Einzelbetrachtung von Umweltbelastungen haben einige Studien diese miteinander verschnitten und Mehrfachbelastungen fokussiert. Dies trifft insbesondere auf Studien im Rahmen des SUHEI-Modells zu. So konnte sowohl in Bottrop als auch in Dortmund eine Überlappung von mehrfachbelasteten Gebieten (u.a. bei Lärmbelastung, Luftverschmutzung und Hitze) mit Gebieten erhöhter SGBII- & SGB XII- Empfänger\*innen-Quoten bei gleichzeitig geringeren Anteilen an Grünflächen festgestellt werden (Zimmermann & Lee, 2021b, S. 8ff). Ein sehr ähnliches Ergebnis mir einem Korrelationskoeffizienten von  $r = 0,644$  für den SUHEI-Index mit der SGBII-Quote konnte für Duisburg festgestellt werden (Vittinghoff et al., 2023, S. 15f). Ebenso hat auch die Wiener Studie Mehrfachbelastungen untersucht. Ziel war die Bestimmung von Orten mit höherer Maßnahmendringlichkeit zur Schaffung einer guten Aufenthaltsqualität. Dazu hat die Stadt u.a. ruhige Orte (Orte mit weniger als 50 dB(A)  $L_{DEN}$ ), den Zugang zu öffentlichen Grünflächen, den Effekt von Hitze im Rahmen des „Urban Heat Vulnerability Indexes“ (Stadt Wien, 2022, S. 10) (einem Index aus Exposition mit Hitze, Sensibilität für Hitze (im Rahmen der Altersstruktur), Anpassungsmöglichkeiten an die Hitze (durch Grünflächen)) und den sozialen Status geographisch miteinander verschnitten (Stadt Wien, 2022, S. 4). Besonders um den Ring in Wien konnte eine Überlappung von niedrigem Sozialstatus und hoher Umweltbelastung festgestellt werden (Stadt Wien, 2022, S. 18).

Zusätzlich zur sozialen Ungleichheit, die insbesondere in Form von ökonomischer Ungleichheit untersucht wird, betrachtet die Umweltungleichheitsforschung u.a. auch den Zusammenhang zwischen Migration oder ethnischer Zusammensetzung und Umweltbelastungen. In der Studie zur Schweiz konnten dazu für Haushalte mit Bewohnern aus Südeuropa, den Balkanstaaten, Osteuropa und außereuropäischen Ländern signifikante negative Zusammenhänge mit Luftbelastungen und Lärm festgestellt werden, wobei diese schwächer als der Stadt-Land Unterschied sind (Diekmann & Meyer, 2010, S. 451). Einen solchen Zusammenhang konnten Hsu et al. auch in ihrer Studie der 175 größten urbanisierten Gebieten in den USA für erhöhte Temperatur und People of Colour feststellen (2021, S. 3).

Rüttenauer und Best untersuchen das Zusammenspiel von wahrgenommener Luftverschmutzung und Weg- sowie Zuzug basierend auf dem sozioökonomischen Panel

in zwei Publikationen. Die erste Untersuchung kommt mittels einer Kausalanalyse zum Schluss, dass ein Umzug in eine neue Wohngegend zu einer signifikanten Verringerung der wahrgenommenen Luftverschmutzung führt. Dies gilt allerdings nicht in gleichem Maße für die Gruppe der Immigranten der ersten Generation (Best & Rüttenauer, 2018, S. 60f). Ihre zweite Studie fokussiert sich auf die Abwanderung und findet hingegen keinen Zusammenhang zwischen der Herkunft und der Tendenz umzuziehen, stattdessen ist das Einkommen für die Entscheidung relevant bei hoher wahrgenommener Luftverschmutzung wegzuziehen. Sie schlussfolgern daher, dass ein Auszug aufgrund einer hohen wahrgenommenen Luftverschmutzung vom Einkommen abhängt, aber durch eine selektive Migration Immigrant\*innen der ersten Generation, unabhängig von ihrem Einkommen, nicht von der – sonst stattfindenden – Verbesserung der wahrgenommenen Luftverschmutzung profitieren (Rüttenauer & Best, 2022, S. 3517f). Insgesamt wird dadurch die Annahme gestärkt, dass die Wohnortswahl zu Umweltungleichheit führt.

Kurz zusammengefasst ergibt sich ein durchmischter Forschungsstand, der für alle drei untersuchten Faktoren (Lärmbelastung, Luftverschmutzung und Hitze) sowohl Studien aufweist, die einen negativen Zusammenhang mit ökonomischem Kapital belegen, als auch uneindeutige Ergebnisse liefern. Dies ist vor allem mit der stadtspezifischen Verteilung und Stärke von Armutssegregation zu erklären, wobei sich im Ruhrgebiet ein negativer Zusammenhang zeigt. Gleichzeitig können Mehrfachbelastungen und dazu komplementäre Grünflächenverteilungen festgehalten werden. Darüber hinaus werden Migrationseffekte als Ursache für die unterschiedliche ungleiche Einkommenszusammensetzung genannt.

Die folgende Analyse baut auf diesen Erkenntnissen auf und untersucht, wie die räumliche Verteilung von Umweltbelastungen durch Lärm, Luftverschmutzung und Hitze in Bochum als Kontextfaktor mit der lokalen räumlichen Armutsverteilung zusammenhängen.

Konkret wird die *Hypothese* aufgestellt, dass neben den im Segregationskapitel genannten Ursachen auch die lokalen Umweltbelastungen (Lärmbelastung, Luftverschmutzung und Hitze) als Teil der Wohnortentscheidung des Haushalts einen direkten, schwach negativen Einfluss auf die räumliche Verteilung des ökonomischen Kapitals beziehungsweise das Segregationsgeschehen in Bezug auf Armut nehmen (vgl. Graff Zivin & Neidell, 2013, S. 703).<sup>5</sup>

Wohngegenden mit hoher Umweltbelastung haben, der Hypothese folgend, eine geringere Attraktivität, was zum einen dazu führt, dass reichere Haushalte wahrscheinlich vermehrt in weniger belastete Gegenden ziehen und zum anderen, dass ärmere Haushalte durch günstigere Mieten und Grundstückspreise sich in den belasteteren Gebieten niederlassen oder dort „übrigbleiben“. Soziale Ungleichheit – konkret in

---

<sup>5</sup> Gesundheitsförderliche Aspekte und Wirkungen auf die ethnische Zusammensetzung werden entsprechend der Schwerpunktsetzung der Forschungsfrage und des Rahmens der Arbeit nicht weiter fokussiert.

Form von Armutssegregation – spiegelt sich damit auch auf der Ebene der Umweltbelastungen im Raum wider. Ein solcher Zusammenhang ist insbesondere in Bezug auf die im zweiten Kapitel erläuterten Gesundheitsaspekte relevant, da einer unterschiedlichen Exposition mit Umweltbelastungen eine sozial ungleiche Verteilung von Gesundheitsrisiken folgt.

## 5 Methodisches Vorgehen

Im letzten Kapitel konnte aus Theorie und Forschungsstand die Hypothese hergeleitet werden, dass Umweltbelastungen (insbesondere Lärmbelastung, Luftverschmutzungen und Hitzebelastung) einen direkten, schwach negativen Einfluss auf die Armutssegregation innerhalb einer Stadt nehmen. In diesem Kapitel wird das methodische Vorgehen erläutert, um diese Hypothese im Rahmen einer Regression zu testen. Die Analyse erfolgt in Kapitel 6.

### 5.1 Modellaufstellung

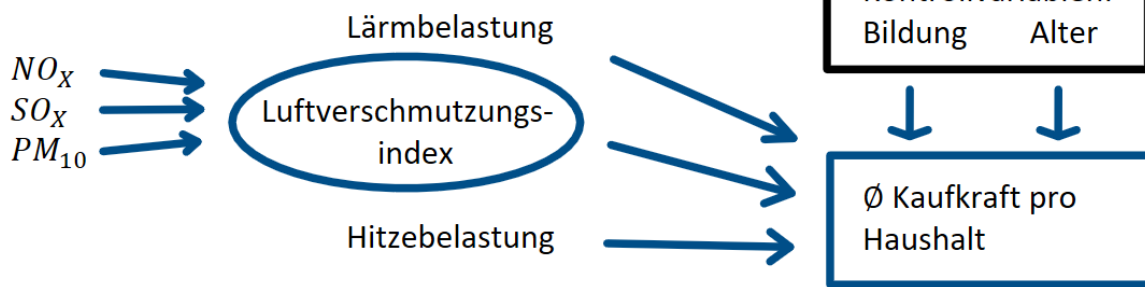
Lineare Regressionsmodelle ermöglichen es, „den Einfluss eines einzelnen Merkmals auf eine abhängige Variable unter Konstanthaltung der anderen Einflussgrößen“ (Wolf & Best, 2010, S. 607) zu schätzen und geben somit die Möglichkeit den Zusammenhang zwischen verschiedenen Variablen zu untersuchen. Mathematisch wird versucht die beobachteten Merkmale mit Hilfe einer linearen Regressionsgleichung der folgenden Form bestmöglich abzubilden:

$$Y_i = \alpha + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i \text{ (Urban \& Mayerl, 2018, S. 77).}$$

Zur Berechnung der  $\alpha$ - und  $\beta$ -Koeffizienten können verschiedenen Methoden genutzt werden. Bei Einhaltung der Prämissen bildet die Only-Least-Squares (OLS-) Regression die untersuchten Messwerte am besten ab. Dazu werden die Residuen (Abstand zwischen Messwert und Regressionsgeraden) quadriert und summiert. Die beste Lösung wird erreicht, wenn der entsprechend bestimmte Wert minimal ist (ebd. S. 38). Die zu testenden Vorannahmen der OLS nach Backhaus sind:

- „A1. [...] Eine richtige Spezifizierung des Modells, [...]
  - A2. [...] Die Störgrößen haben den Erwartungswert Null.
  - A3. [...] Es besteht keine Korrelation zwischen den erklärenden Variablen und der Störgröße.
  - A4. [...] Die Störgrößen haben eine konstante Varianz  $\sigma^2$  (Homoskedastizität).
  - A5. [...] Die Störgrößen sind unkorreliert (keine Autokorrelation).
  - A6. Zwischen den erklärenden Variablen [...] besteht keine lineare Abhängigkeit (keine perfekte Multikollinearität).
  - A7. Die Störgrößen [...] sind normalverteilt.“ (Backhaus et al., 2018, S. 90).

Bevor jedoch das genaue Vorgehen bezüglich der Regressionen erläutert wird, werden zunächst die Vorarbeiten vorgestellt. Dies beginnt damit, die im vorherigen Kapitel hergeleitete Hypothese in ein Regressionsmodell zu überführen (siehe Abbildung 1) und das Modell richtig zu spezifizieren (A1). Lärm- und Hitzebelastung gehen jeweils direkt als unabhängige Variablen in das Modell ein. Die Luftverschmutzung geht als Luftverschmutzungsindex, zusammengesetzt aus  $\text{NO}_x$ ,  $\text{SO}_x$  und  $\text{PM}_{10}$  ebenfalls direkt als unabhängige Variable in die Regression ein. Armutssegregation wird als abhängige Variable im Sinne des ökonomischen Kapitals nach Bourdieu über die lokal verteilte durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt dargestellt. Um die in der Theorie festgestellten hohen Zusammenhänge von Bildung und Alter mit in der Regression darzustellen und einer Überinterpretation der unabhängigen Variablen entgegenzuwirken (vgl. Backhaus et al., 2018, S. 93f), gehen Variablen für den Bildungsstand und das Alter als Kontrollvariablen mit direkten Effekten in das Modell ein.

**Lokale Umweltbelastung:****Abbildung 1 volles Regressionsmodell** Quelle: eigene Darstellung

Kurz anzudiskutieren ist ein möglicher Feedbackeffekt durch politisches Engagement von reicheren Gruppen zugunsten einer Reduzierung von Umweltbelastungen. Dies hätte zur Folge, dass höheres ökonomisches Kapital zu einer geringeren Umweltbelastung führt (vgl. Preisendörfer, 2014, S. 26). Dieser Effekt wirkt auf Grund der Dauer politischer Prozesse jedoch vermutlich weniger stark als Segregationseffekte und gleichzeitig wird politisches Engagement oft auch mit höherer Bildung assoziiert, sodass dieser Effekt zumindest zum Teil auch in der Regression abgebildet ist. Daher wird dieser Effekt im Rahmen der Arbeit nicht weiter betrachtet.

**5.2 Datenrecherche**

Im Rahmen einer ausführlichen Datenrecherche wurden zunächst passende Datensätze zu den drei untersuchten Umweltbelastungen gesucht, anhand derer auch das Untersuchungsgebiet festgelegt wurde. Fazit dieser Recherche ist ein Fokus auf das Bochumer Stadtgebiet. Bochum ist, den Rechercheergebnissen folgend, die einzige Stadt, die die Lärmkartierung nicht nur entlang der gesetzlich verpflichtenden größten Lärmverursachern auswertet, sondern Daten für das gesamte Stadtgebiet berechnet. Luftemissionswerte werden, den gesetzlichen Rahmenbedingungen folgend, flächendeckend durch das Landesamt für Natur, Umwelt und Verbraucherschutz NRW (LANUV) für NRW erhoben. Daten zur Hitzebelastung wurden feingliedrig durch den Regionalverband Ruhr (RVR) in Auftrag gegeben und zur Verfügung gestellt. Im Detail werden die ausgewählten Datensätze und Variablen zusammen mit den deskriptiven Statistiken vorgestellt.

Um einen kurzen Überblick über den Untersuchungsort Bochum zu erhalten, werden die wichtigsten Kennziffern, ein grober Überblick über den Strukturwandel sowie vorhandene Forschungsergebnisse zum Stadtgebiet vorgestellt.

**5.3 Operationalisierung der Daten und deskriptive Statistiken**

Im Anschluss an die Beschreibung Bochums wird die Operationalisierung der einzelnen Variablen vorgestellt, um die untersuchten Variablen einordnen zu können. Diese startet mit einer ausführlicheren Beschreibung der Datenherkunft sowie einer Herleitung der schlussendlich in die Regression eingehenden Variablen, welche im Verlauf dieses Kapitels ausführlicher erläutert wird. Zudem wird sowohl eine ausführliche deskriptive Beschreibung als auch eine räumliche Einordnung der Variablen in Bochum durchgeführt. Teil der räumlichen Einordnung ist ein visueller Vergleich der

Variablen untereinander. Genannt werden in der deskriptiven Beschreibung jeweils Minimum, Maximum, Median, arithmetisches Mittel, durchschnittliche Standardabweichung<sup>6</sup>, der IQR, eine Beschreibung, inwieweit die Dichteverteilung schief oder normalverteilt ist, und die Extremwerte der Dichteverteilung. Auch werden Ausreißer für die am Ende in die Regression eingehenden Variablen beschrieben, da diese abhängig vom Kontext über ihre Hebelwirkung einen starken Einfluss auf die Bestimmung der Regressionskoeffizienten nehmen können und auch auf Messfehler hindeuten können (Urban & Mayerl, 2018, S. 178). Es werden jedoch keine Datenpunkte angepasst oder entfernt, da nicht bestimmt werden kann, ob es sich um Messfehler handelt (Backhaus et al., 2018, S. 108). Grafisch dargestellt werden die Variablen jeweils als Violinen-Plot, als Karte und als tabellarische Übersicht (Anhang Kapitel B).

Außerdem wird geprüft, ob die spätere abhängige Variable (durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt in Euro pro Jahr) normalverteilt ist. Dies ist zwar keine notwendige Voraussetzung einer OLS-Regression, eine stark schiefe Verteilung kann allerdings zu Problemen mit der Annahme der Normalverteilung der Residuen führen (Urban & Mayerl, 2018, S. 13f). Für den Fall einer starken Rechtsschiefe und gleichzeitig nicht-normalverteilten Residuen könnte die abhängige Variable beispielsweise logarithmiert werden, um eine Normalverteilung der Residuen zu erzielen (ebd., S.194).

Da Kern der Hypothese ein räumlicher Zusammenhang ist, ist auch der Untersuchungsgegenstand räumlich verortet. Die Originaldatensätze nutzen jedoch unterschiedliche Geodatentypen bzw. räumliche Datenstrukturen. Teilweise liegen die Daten in Polygonen entsprechend des microm PLZ8-Shapes vor. Polygone sind geometrische Formen im Raum, die einen äußeren, geschlossenen Ring ohne, mit einem oder mit mehreren inneren Ring(en) (Löchern) aufweisen (Pebesma & Bivand, 2023, S. 30). Typischerweise werden Gebietsgrenzen durch Polygone erfasst. Jede Gebiets-einheit, z.B. ein Postleitzahlgebiet 44795, entspricht einem Polygon. Die Firma microm, auf deren Daten im weiteren Verlauf ebenfalls zurückgegriffen wird, hat einen sogenannten Postleitzahl 8 Code mit zugehörigen Polygonen (im Weiteren „microm PLZ8-Shape“) entwickelt, der die klassischen Postleitzahlgebiete im Rahmen eines Clusterverfahrens in kleinere Einheiten mit jeweils ungefähr 500 Haushalten aufgliedert, die sich in Bezug auf „funktionale[...], siedlungs- und bebauungsstrukturelle[...] Indikatoren“ (microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2023, S. 130) ähnlich sind. Auf die einzelnen PLZ8-Polygone wird sich im Folgenden synonym auch mit dem Begriff „Gebiete“ bezogen. Insgesamt gibt es in Bochum 359 PLZ8 Gebiete, damit ist die dritte Bedingung der Regressionsspezifikation (A1), dass weniger Regressionsvariablen, als Beobachtungen im Datensatz enthalten sind, erfüllt (Backhaus et al., 2018, S. 90).

Teilweise (für Luftverschmutzung und Hitzebelastung) liegen die Datensätze auch als Raster mit zwischen den Datensätzen unterschiedlichen Kantenlängen vor. Raster

---

<sup>6</sup> Da in dieser Arbeit die Grundgesamtheit vollständig bekannt ist, wird an dieser Stelle durchgehend die Standardabweichung für die Gesamtpopulation zur Berechnung zurate gezogen. Dabei wird nach Fahrmeir et al., statt den Freiheitsgrad für die Schätzung der Stichprobe mit zu berücksichtigen (n-1), bei der Berechnung der Varianz direkt durch N geteilt (2023, S. 69f).



beschreiben Daten über ein regelmäßig angeordnetes Gitter aus quadratischen Pixeln (Pebesma & Bivand, 2023, 8f). Die Rasterdatensätze werden daher so aufbereitet, dass sie jeweils im selben räumlichen Format, wie die abhängige Variable (dem microm PLZ8-Shape) vorliegen. Auf der einen Seite werden so alle Datensätze miteinander vergleichbar, auf der anderen Seite geht damit eine Verschiebung und leichte Änderung der Ausgangsdaten einher, die jedoch für eine gemeinsame Regression nicht verhinderbar ist.

Dieser Umwandlungsprozess wird in R mit dem „exactextractr“-Package berechnet. Es wurde für jedes PLZ8-Polygon mit der Funktion `exact_extract` bestimmt, welche Raster mit dem jeweiligen Polygon überlappen und welchen Anteil diese Überlappung ausmacht. Aus diesen Anteilen wurden für jedes Polygon gewichtete Luftemissionswerte für die Polygone berechnet.

Für die Operationalisierung der Luftverschmutzung sind zusätzliche Rechenschritte nötig. Wie in Kapitel 2.2. beschrieben, wirken Luftschadstoffe gleichzeitig und ihre kausalen Gesundheitseffekte können nur auf Emittenten und deren Emissionen, nicht aber exakt auf einzelne Schadstoffe zurückgeführt werden. Daher werden die drei Luftschadstoffe,  $\text{NO}_x$ ,  $\text{SO}_x$  und  $\text{PM}_{10}$ , welche im urbanen Raum besonders relevant sind, in einem gemeinsamen additiven Luftverschmutzungsindex zusammengefasst. Dieser wird angelehnt an den „Multiple[n] Benachteiligungsindex“ (Fickermann et al., 2022, S. 30ff) berechnet. Die Luftschadstoffe werden zwar einheitlich in Kilogramm/Jahr ( $\text{kg/a}$ ) gemessen, weisen jedoch jeweils andere Spannweiten auf. Da aus der Literatur keine genauen Aussagen über eine unterschiedliche Gewichtung der Schadstoffe abgeleitet werden kann, sollen sie jeweils gleich relevant in gleicher Richtung in den Index einfließen.

In Anbetracht der hohen Pearsons-r-Korrelationen der drei Variablen miteinander ( $r = 0,59 - 0,80$ ) wird in der späteren Regression so gleichzeitig das Problem einer hohen Multikollinearität bei gleichzeitig ähnlicher theoretischer Information (A6) umgangen. Multikollinearität gilt es laut Backhaus in Regressionen zu vermeiden, da sonst Variablen ohne zusätzliche Erklärkraft in das Modell aufgenommen werden. Dies würde den Standardfehler erhöhen und zu Fehlspezifikationen des Modells führen (Backhaus et al., 2018, S. 98f).

Vorteil eines additiven Indexes ist die hohe Nachvollziehbarkeit des Entstehungsprozesses und die eindeutige Reduzierung auf nur einen Wert für die spätere Regression. Alternativ gibt es auch andere Methoden, um eine Datenreduktion mehrerer Variablen vorzunehmen, wie zum Beispiel eine Faktorenanalyse. Bei dieser sollen mit Hilfe der Korrelationen zwischen den Variablen gemeinsame Strukturen in einer oder mehreren neuen Variablen abgebildet werden (Backhaus et al., 2018, S. 366). Da jedoch von einer gemeinsamen grundsätzlich gleichgerichteten Wirkung der drei Luftschadstoffe ausgegangen wird und nur eine zusammengefasste Variable gesucht wird, genügt ein additiver Index.

Um eine Verzerrung des Indexes durch Ausreißer zu vermeiden, werden diese als erstes, bevor die Rasterdaten in den microm PLZ8-Shape umgerechnet werden, identifiziert und auf den höchsten verbleibenden Wert begrenzt. Als Ausreißer zählen Werte, die über den 1,5-Fachen Interquartilsabstand (IQR) hinausgehen (Bortz & Schuster, 2010, S. 43). Der IQR, auch „Inter-Quartile-Range“ (ebd., S.32), ist ein Ausreißern

gegenüber robustes Maß, um den Streubereich einer Variable anhand der mittleren 50% der Daten zu bestimmen. Es beschreibt den Bereich zwischen dem ersten und dritten Quartil (ebd.). Da es darum geht, nur extreme Verzerrungen zu vermeiden, werden nur Ausreißer, die zusätzlich optisch betrachtet die Gesamtspannweite deutlich erhöhen, auf den höchsten verbleibenden Wert reduziert. Erst an dieser Stelle findet die beschriebene Umrechnung der Rasterdaten in den microm PLZ8-Shape statt.

Nach der Umrechnung wird aus den drei Luftemissionen als zweiter zusätzlicher Rechenschritt der additiver Luftverschmutzungsindex gebildet. Dazu werden die Luftschadstoffe  $\text{NO}_x$ ,  $\text{SO}_x$  und  $\text{PM}_{10}$  jeweils z-standardisiert<sup>7</sup>. Um den Luftverschmutzungsindex zu bilden, werden diese Werte dann pro Gebiet addiert und abschließend erneut z-standardisiert. Letztere Standardisierung wird direkt berechnet, da der z-standardisierte Wert in der Regression direkt verwendet werden kann und eine Interpretation der addierten z-standardisierten Werte im Vergleich zu den anderen nicht standardisierten Variablen das Verständnis nicht wesentlich verbessert. Die Berechnung des Index erfolgt erst an dieser Stelle, da die vorherige Datenaufbereitung erst abgeschlossen werden musste, um die z-Standardisierung auch im Weiteren beizubehalten.

## 5.4 Bivariate Zusammenhänge und Korrelation

Auf die univariaten Analysen folgt für den ersten Eindruck eine Betrachtung der bivariaten Zusammenhänge. Dazu werden Streudiagramme der unabhängigen Variablen mit der abhängigen Variable dargestellt und auf Linearität sowie auf Homo- oder Heteroskedastizität geprüft. Linearität und Homoskedastizität (eine konstante Varianz der Störgrößen) sind Prämissen der OLS-Regression (A1 & A4) (Backhaus et al., 2018, S. 90). Für den Fall eines nicht-linearen Zusammenhangs müsste geprüft werden, ob eine Transformation der unabhängigen Variable möglich ist, sodass ein linearer Zusammenhang entsteht (ebd. S.91). Wenn die Streuung der Residuen im konkreten Modell hingegen nicht konstant ist, wird von Heteroskedastizität gesprochen. Dies hätte zur Folge, dass die Standardfehler der Regressionskoeffizienten nicht sauber bestimmt werden können (ebd., S. 94f). Die Grafiken der Anzahl der Tropennächte, der Temperatur um 4:00 und des PET an einem autochthonen Sommertag sowie die Kontrollvariablen befinden sich im Anhang (Kapitel G & H). Im Text werden nur die im späteren Verlauf besonders relevanten Variablen (Anzahl heißer Tage, Anteil der Einwohner\*innen mit Abitur & Anteil der Einwohner\*innen mit 65 und älter) auf Heteroskedastizität untersucht.

Zusätzlich zu den Streudiagrammen werden die Produkt-Moment Korrelationen nach Pearsons  $r$  ausführlich interpretiert, um die Stärke des bivariaten Zusammenhangs zwischen allen Variablen einordnen zu können. Die Interpretation der Werte orientiert sich an den Interpretationshinweisen in Weins (2010, S. 86). Dabei wird bei besonders hohen Korrelationen auch ein Blick auf mögliche Multikollinearitäten (A6)

---

<sup>7</sup>Würden die Werte in ihrer ursprünglichen Einheit addiert werden, käme es zu einer ungewollten Gewichtung.

geworfen, welche auf die doppelte Messung eines theoretischen Konstrukts deuten können (Backhaus et al., 2018, S. 98f).

Da es sich um eine räumlich verortete Analyse handelt, bei der sich mit hoher Wahrscheinlichkeit benachbarte Gebiete gegenseitig beeinflussen, sogenannte Nachbarschaftseffekte, kann es zu einer räumlichen Autokorrelation kommen (Pebesma & Bivand, 2023, S. 209). Autokorrelationen sind problematisch, da dies die Annahme unkorrelierter Residuen verletzen würde und die Residuen nicht zufällig verteilt wären (A5), sondern von einem anderen Effekt – hier dem Nachbarschaftseffekt – unbemerkt beeinflusst würden (Urban & Mayerl, 2018, 283ff). Um dies zu testen, wird das globale Morans I für die abhängige Variable (durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt in Euro pro Jahr) berechnet (Bivand et al., 2008, S. 261f).

Morans I ist ein Maß für räumliche Korrelationen, das räumliche Ähnlichkeit über das gewichtete, skalierte Kreuzprodukt bestimmt:

$$I = \frac{n \sum_i \sum_{j \neq i} w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{(\sum_i \sum_{j \neq i} w_{ij}) \sum_i (y_i - \bar{y})^2} \quad (\text{Ward \& Gleditsch, 2019, S. 42}).$$

Dabei wird zunächst eine Nachbarschaftsmatrix aufgestellt, welche anzeigt, welche Polygone als miteinander benachbart gekennzeichnet werden. Es gibt verschiedene Optionen die Nachbarschaften zu bestimmen. Dazu zählen sowohl Methoden, die mit dem Abstand der Zentroide der Gebiete arbeiten (Ward & Gleditsch, 2019, S. 63) und Methoden, die Nachbarschaften über gemeinsame Grenzen bestimmen (Pebesma & Bivand, 2023, S. 191). Anhand der Ergebnisse wird sich für die gleichmäßigere Verteilung der Nachbarschaften entschieden.

Für die weitere Berechnung wird die binäre Nachbarschaftsmatrix nach Bivand et al. Zeilenstandardisiert und stellt damit das Gewicht ( $W$ ) für die Bewertung der räumlichen Autokorrelation und späteren Regression dar. Jede Zeile ergibt in der Summe 1 und der Einfluss eines Nachbarn passt sich immer der Menge der vorhandenen Nachbarschaften an, sodass Nachbarschaften in Gebieten mit weniger Nachbarn einen höheren räumlichen Einfluss haben, als einzelne Nachbarn von Gebieten mit vielen Nachbarn. Anders formuliert, wird mit Hilfe der zeilenstandardisierten Nachbarschaftsmatrix der durchschnittliche Einfluss der Nachbarn eines Gebietes auf dieses Gebiet bestimmbar. Für die spätere Regression ist ebenfalls relevant, dass die Zeilenstandardisierung annähernd symmetrisch verteilt ist (Bivand et al., 2008, S. 252; Ward & Gleditsch, 2019, S. 39).

Der Erwartungswert für Morans I folgt keiner festen Metrik, sondern wird mit Hilfe von  $E = \frac{-1}{n-1}$  berechnet (Ward & Gleditsch, 2019, S. 43). Für den Fall eines signifikanten Morans I müsste die festgestellte räumliche Autokorrelation in die Regression mit aufgenommen werden (ebd. S. 48).

Ergänzend wird das Ergebnis des globalen Morans I mit Hilfe eines Monte Carlo Tests, einem Permutation-Bootstrap-Test, validiert. Dabei werden aus dem untersuchten Datensatz Stichproben gezogen, für die jeweils Morans I simuliert wird (Bivand et al., 2008, S. 264f).

Einschränkend ist zu erwähnen, dass Morans I nur eine räumliche Autokorrelation aufdecken kann, die auch auf der gleichen räumlichen Ebene wie die Polygone

verortet ist. Räumliche Zusammenhänge, z.B. aus stadtübergreifenden Tendenzen, können nicht aufgedeckt werden (Bivand et al., 2008, S. 259).

## 5.5 Herleitung und Berechnung der Regression

Nach den uni- und bivariaten Betrachtungen folgt nun als dritter großer Rechenschritt die schrittweise Herleitung der multiplen linearen Regressionen, um Richtung und Stärke des Zusammenhangs des zu Beginn des Kapitels aufgestellten Modells zu berechnen.

Da aus der Theorie heraus bereits ein hoher Zusammenhang zwischen den Kontrollvariablen und der abhängigen Variable abgeleitet werden kann, wird zuerst als Basisregression eine reine Regression mit diesen Variablen (OLS 0) berechnet. Der Modelllaufstellung zu Beginn dieses Kapitels folgend werden im Anschluss bivariate OLS-Regressionen der unabhängigen Variablen (Lärmbelastung, Luftverschmutzungsindex und Hitzebelastung) mit der abhängigen Variable (durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt) berechnet (OLS 1-3). OLS 4 berechnet ein gemeinsames Modell mit den drei Variablen. OLS 5 modelliert eine OLS-Regression des – an mögliche Multikollinearitäten – angepassten Regressionsmodells inklusive der Kontrollvariablen (Bildung (Anteil an Abituren) und Alter (Anteil an 65-Jährigen und älter)).

Im Rahmen der Herleitung werden die Ergebnisse der Überlegungen zur Multikollinearität aus der Korrelation und den daraus folgenden Kürzungen auf wenige, aber aussagekräftige Variablen, mit Hilfe des Variance Inflation Factors (VIF) erneut geprüft. Der Test zeigt ab einem Wert von 10 auf eine problematische Multikollinearität der jeweiligen Variable (Backhaus et al., 2018, S. 100).

Im Anschluss an die Aufstellung der Modelle werden die noch unbeachteten Prämissen für die OLS 5-Regression überprüft und die Regression entsprechend der Ergebnisse angepasst.

Dabei kann A2, die Annahme, dass der Erwartungswert der Störgrößen Null ist, nicht geprüft werden. Durch die OLS-Methode ist der Mittelwert der Residuen in der Regression automatisch Null, bei einem systematischen Messfehler führt dies jedoch dazu, dass die Konstante der Regression ( $\alpha/\beta_0$ ) falsch eingeschätzt wird, welche für die Forschungsfrage jedoch keine Relevanz hat (Backhaus et al., 2018, S. 93; Urban & Mayerl, 2018, S. 196).

Die Prämisse A3 zielt auf Spezifikationsfehler des Modells ab. Dies kann nach Backhaus durch das Fehlen von Variablen oder durch Overfitting (die Hinzunahme zu vieler Variablen) zustande kommen. Wenn Variablen im Modell fehlen, die einen Einfluss auf die abhängigen Variablen haben und mit einer der unabhängigen Variablen des Modells korrelieren, kann sich der fehlende Einfluss über den Regressionskoeffizienten der unabhängigen Variable zeigen. Dieser wäre dann verzerrt (Backhaus et al., 2018, S. 93f). Dies spiegelt sich für multivariate Regressionen in einer Kovarianz ungleich Null zwischen der geschätzten abhängigen Variablen ( $\hat{Y}$ ) und den Residuen der Regression ( $\hat{e}$ ) wider. Zur Kontrolle werden daher sowohl die entsprechende Kovarianz zwischen den Residuen des angepassten Modells und der geschätzten abhängigen Variable als auch das Streudiagramm dieser Variable bewertet. Die Kovarianzen sollten möglichst nah bei null liegen und ihr Streudiagramm sollte kein

erkennbares Muster aufzeigen (Urban & Mayerl, 2018, S. 228). Overfitting führt zu ineffizienten Schätzern, was dazu führt, dass Signifikanzen nicht mehr richtig angegeben werden. Dies kann vor allem durch eine ausreichende Theoriearbeit verhindert werden (Backhaus et al., 2018, S. 94).

Da die bivariate Analyse für den prozentualen Anteil des Abiturs als höchsten Schulabschluss pro Gebiet Heteroskedastizität anzeigt, werden für OLS 5 heteroskedastizitätsrobuste Schätzer (A4) berechnet, um zu prüfen, ob sich die Ergebnisse in relevantem Maß von der vorherigen Berechnung unterscheiden (Hayes & Cai, 2007, S. 713).

Daran anschließend wird eine visuelle Residuenanalyse (A7) durchgeführt. Anhand einer Dichteverteilung, eines Normal-Q-Q-Plots sowie eines Streudiagramms kann die Normalverteilung der Residuen eingeschätzt werden, welche Prämisse ist, um inferenzstatistische Tests berechnen zu können (Backhaus et al., 2018, S. 102). Die Dichteverteilung der Residuen sollte entsprechend möglichst normalverteilt sein (Backhaus et al., 2018, S. 90). Der Normal-Q-Q-Plot, auch Normal-Quantil-Quantil-Plot, bildet die beobachteten Quantile ( $n$ ) über die theoretischen Quantile im Falle einer Normalverteilung ab (Manderscheid, 2017, S. 137; Urban & Mayerl, 2018, S. 192f). Die dargestellten Punkte sollten daher im Falle einer perfekten Normalverteilung der Residuen auf einer 45°-Linie im Plot liegen (ebd. S. 138). Das Streudiagramm kombiniert die gemessenen Residuen in Abhängigkeit zu den jeweiligen geschätzten Werten und sollte im Falle einer Normalverteilung keine erkennbaren Muster aufzeigen (ebd., S. 194). Die Ergebnisse der Residuenanalyse sind in diesem besonderen Fall nicht so relevant, wie in klassischen Stichproben, da es sich um eine Vollerhebung der Grundgesamtheit Bochums handelt und daher, wie weiter unten erläutert, die inferenzstatistischen Tests nicht interpretiert werden. Nichtsdestotrotz können die Daten so insgesamt besser beurteilt werden.

Zwar wird bereits aus der Theorie eine räumliche Autokorrelation angenommen, jedoch wird zunächst auch der allgemeine Test auf Autokorrelation (A5), der Durbin-Watson-Test, durchgeführt (Urban & Mayerl, 2018, S. 265f). Dieser misst ob grundsätzlich „systematische[ ] Streuungsmuster“ (ebd.) der Residuen vorliegen, und findet diese auch über eine räumliche Betrachtung hinaus.

Darauf folgt dann die Berechnung der räumlichen Autokorrelation mit Hilfe des Morans  $I$ , wie bereits weiter oben erläutert, aber an dieser Stelle für alle Regressionen, insbesondere für OLS 5 (Ward & Gleditsch, 2008, S. 36).

Da die räumliche Betrachtung der Daten die Grundannahme der fehlenden (hier räumlichen) Autokorrelation verletzt, wird OLS 5 in einer abschließenden Regression um *einen spatial lagged-Term* ergänzt (Bivand et al., 2008, S. 277; Ward & Gleditsch, 2019, S. 48). Ein solches Simultaneous Autoregressive Model erzeugt mit einer Maximum Likelihood Schätzung konsistentere Ergebnisse und wird daher statt einer OLS-Regression verwendet (Ward & Gleditsch, 2008, S. 54f).

Das Spatial Lag gibt an, wie stark sich die PLZ8-Gebiete gegenseitig anteilig zu ihrer Anzahl an Nachbarn beeinflussen. Es ist eine Multiplikation aus der zeilenstandardisierten Nachbarschaftsmatrix und den Ausprägungen der abhängigen Variable der benachbarten Gebiete für ein Gebiet (ebd. S.39). In der Regression wird dieser als spatial lagged-Term zusammen mit  $\rho$  (rho) aufgenommen, welches den kurzfristigen

durchschnittlichen Effekt der Nachbarschaften über alle Gebiete hinweg auf die abhängige Variable beschreibt:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \rho w_i y_i + \varepsilon_i \text{ (ebd. S.50).}$$

Dies bedeutet, dass der Effekt der benachbarten abhängigen Variablen sich erst auf ein PLZ8-Gebiet A auswirkt und daraufhin sich dieser Effekt selbst auch wiederum auf das benachbarte Gebiet B ausdehnt und von dort in das Gebiet A zurückwirkt, bis ein Gleichgewicht entsteht (ebd. S. 52). Um den langfristigen Effekt mit den Koeffizienten der Modelle ohne Spatial Lag vergleichen zu können, werden abschließend Equilibrium-Effekte berechnet (ebd.).

Als letzter Schritt der Herleitung wird geprüft, ob sich Morans I durch die Hinzunahme des spatial lagged Terms verringert, also inwiefern die räumliche Autokorrelation reduziert werden kann.

## 5.6 Modellgüte und Interpretation

Nach der Überprüfung der Prämissen und der Herleitung des angepassten Modells wird die Modellgüte der verschiedenen Regressionen miteinander verglichen. Die Anpassungsgüte der OLS-Regressionen, bzw. das Bestimmtheitsmaß, wird mithilfe des  $R^2$  sowie des adjustierten  $R^2$  für multivariate Analysen bestimmt.  $R^2$  gibt den Anteil der erklärten Streuung in Abhängigkeit von der Gesamtstreuung an. Daraus lässt sich ableiten, wie viel Prozent der Streuung durch die Regressionsgerade erklärt werden können (Backhaus et al., 2018, S. 77). Für OLS 5 stellt sich dann die Frage, ob und wie stark sich der Anteil der erklärten Varianz im Vergleich zum Modell der Kontrollvariablen (OLS o) verbessert. Für die multivariaten OLS wird das adjustierte  $R^2$  genutzt, da es die automatische Erhöhung der Varianzerklärung durch zusätzliche Variablen abmildert und daher genauer ist (Backhaus et al., 2018, S. 78f). Für OLS 5 stellt sich dabei die Frage, ob und wie stark sich der Anteil der erklärten Varianz im Vergleich zum Modell der Kontrollvariablen (OLS o) verbessert, also welche zusätzliche Erklärkraft die Umweltbelastungen als Kontextvariablen aufweisen. Für die ML-Regression könnten Pseudo- $R^2$  berechnet werden, diese sind jedoch nicht mit dem klassischen  $R^2$  vergleichbar, weshalb darauf verzichtet wird (Gautschi, 2010, S. 227f).

Stattdessen wird das Akaike Informationskriterium (AIC) für ein lineares Modell und ein um die räumliche Ebene ergänztes Modell berechnet und verglichen. Mit dem AIC kann laut Backhaus et al. verglichen werden, ob die Hinzunahme einer weiteren Variable das Modell verbessert oder nur eine bessere Anpassung an die Stichprobe erzeugt wird. Als bestes Modell gilt dabei dasjenige mit dem geringsten AIC-Wert (Backhaus et al., 2018, S. 314; Gautschi, 2010, S. 230f).

Das letzte betrachtete Maß der Modellgüte sind die Standardfehler der Residuen. Sie geben den „mittlere[n] Fehler bei Verwendung der Regressionsfunktion zur Schätzung der abhängigen Variablen Y“ an (Backhaus et al., 2018, S. 84). Je kleiner der Wert, desto besser erklärt das Modell die untersuchten Daten.

Die Log-Likelihood ist als alleinstehende Zahl nicht zu interpretieren, da kein Vergleichswert mit einem anderen ML-Modell vorliegt (Backhaus et al., 2018, S. 296).

Nach Behnke gibt es drei Hauptgründe für die Interpretation der Signifikanz. Bei einer Stichprobe ist die Bildung der Stichprobe aus der Grundgesamtheit ein Zufallsprozess, der als Teststatistik genutzt werden kann. Hinzu kommt der "ontologisch[] stochastische[] Aspekt" (Behnke, 2005, S. 14), also die Frage, welche anderen Welten es geben könnte. Als dritter Punkt werden Messfehler genannt, die zufallsverteilt sein können (ebd.).

Da es sich bei den genutzten Daten um eine Vollerhebung handelt, fällt die erste Begründung für die Betrachtung der Signifikanzen weg. Ziel der Arbeit ist eine Analyse des Status Quo in Bochum, somit sind mögliche andere Entwicklungspfade als der reelle ebenfalls nicht von Interesse. Zur Betrachtung der Messfehler als Zufallsprozess sind Informationen über die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Fehler notwendig (ebd. S 7f). Da für den vorliegenden Datensatz jedoch keine Informationen bezüglich der Messfehler vorliegen, fällt auch dieser Grund für eine Betrachtung der Signifikanz weg. Die Ergebnisse der globalen F-Tests, der t-/z-Tests für die Regressionskoeffizienten (vgl. Backhaus et al., 2018, S. 80ff; Gautschi, 2010, S. 223f) und des Likelihood-Ratio-Tests (vgl. Backhaus et al., 2018, S. 297) werden daher zwar mit ausgegeben, aber nicht weiter interpretiert.

An dieser Stelle folgt die Auswertung der  $\beta$ -Koeffizienten und von  $\rho$  aller standardisierten Regressionen inklusive eines Vergleichs der Koeffizienten untereinander.

## 5.7 Equilibrium-Effekte

Abschließend wird der Equilibrium-Effekt betrachtet, da, wie oben kurz erwähnt, durch die gegenseitige Beeinflussung der Variablen über ihre räumliche Nähe, langfristige Effekte mitbeachtet werden müssen (Ward & Gleditsch, 2008, S. 44ff). Die Equilibrium-Effekte geben nach Ward und Gleditsch die Nettoeffekte pro Gebiet, also die langfristigen Effekte für das Maximum-Likelihood-Modell, an. Sie unterscheiden sich von Gebiet zu Gebiet, da zum einen die Gebiete jeweils andere Ausgangswerte haben und zum anderen jedes Gebiet spezifische Nachbarn mit unterschiedlichen eigenen Werten aufweist. Entsprechend können für jedes PLZ8-Gebiet und jede unabhängige Variable eigene spezifische Effekte berechnet werden (Ward & Gleditsch, 2019, S. 52ff)

Die Berechnungen finden mit Hilfe von R in Version 4.3.3. und RStudio 2024.09.0 statt. Dabei wurden die folgenden Pakete genutzt: pacman, tidyverse, readxl, sf, raster, terra, exactextractr, stars, tmap, ggmap, sjstats, scales, car, igraph, geosphere, spdep, spatialreg, stargazer, lmtest, texreg, corrplot und sandwich.

## 6 Fallbeispiel Bochum

Das folgende Kapitel beschreibt und interpretiert die Ergebnisse der Untersuchung. Wie im methodischen Vorgehen beschrieben, wird mit einer Einführung in die Rahmenbedingungen Bochums begonnen. Um die Struktur der Daten einordnen zu können, folgen darauf eine Darstellung und Herleitung der univariaten deskriptiven Analysen der einzelnen Variablen und deren räumliche Einordnung, sowie bivariate deskriptive Analysen. Im nächsten Schritt werden Korrelationen aller betrachteter Variablen beleuchtet. Abschließend werden die restlichen Prämissen der Regression getestet und die Ergebnisse zusammen mit deren Equilibrium-Effekten interpretiert, um die Forschungsfrage für Bochum zu beantworten.

### 6.1 Rahmenbedingungen Bochums

Bochum ist eine kreisfreie Stadt im Ruhrgebiet und zählt mit 373.549 Einwohner\*innen (Stadt Bochum, 2024, o.S.) als Großstadt und Oberzentrum. Ihre Fläche beträgt 145,6km<sup>2</sup> und sie ist, typisch für das Ruhrgebiet, eng mit den umliegenden Städten verknüpft. Im Süden grenzt die Stadt mit einem großen Naherholungsgebiet an die Ruhr. Außerdem ist Bochum mit 9 Hochschulen Universitätsstadt und kann diese zu ihren größten Arbeitgebern zählen (Stadt Bochum, 2022, S. 1).

Bochum ist stark durch den Kohlebergbau und die damit einhergehende Industrialisierung geprägt. Diese startete im Süden des Ruhrgebiets und hat sich im Laufe der Zeit in Richtung nördliches Ruhrgebiet ausgedehnt. Entsprechend ist der dem Ende des Kohlebergbaus folgende Strukturwandel im Süden des Ruhrgebiets bereits länger fortgeschritten als im Norden und auch die großen Arbeitersiedlungen liegen vermehrt im nördlichen Ruhrgebiet (Betz, 2010, S. 326; El-Mafaalani & Strohmeier, 2015, S. 25). Diese Tendenz ist auch in Bochum zu erkennen, wobei Bochum als südlich gelegene Stadt insgesamt weniger von Umweltbelastungen betroffen ist als die nördlich angrenzenden Städte (Zimmermann & Lee, 2021b, S. 3). In Bochum wurden als Ersatz für den fehlenden Kohlebergbau zunächst andere Großfirmen angesiedelt, wie ein Opel-Werk und ein Nokia-Werk, welche mittlerweile beide wieder geschlossen wurden (Betz, 2010, S. 327). In den letzten Jahren geht die wirtschaftliche Entwicklung deutlich in Richtung des tertiären Bereichs mit einem Fokus auf kleinere und mittlere Unternehmen und die Forschung (Diercke, 2015, o.S.).

Im Rahmen der Lärmaktionsplanung wurde eine Mehrfachbelastungsanalyse mittels SUHEI-Modell für Bochum durchgeführt, bei der die „Kruppwerke“ (westlich der Innenstadt) und „Wattenscheid – Mitte“ als Hot Spots mit Lärmbelastung, Hitze und hoher SGBII-Quote sowie im Vergleich wenigen Grünflächen herausgearbeitet wurden (Stadt Bochum, 2022, S. 75f). Höhere Belastungen finden sich auch entlang der A43, niedrige Belastungen sowie niedrige SGB II und XII-Quoten finden sich im Gegensatz dazu vor allem im Bochumer Süd-Westen, sowie im äußersten Nord-Osten und in Hordel (Köckler, o.J., S. 20).

### 6.2 Deskriptive Statistik

Im Folgenden wird die Operationalisierung der Variablen vorgenommen, die in die Regression von Umweltbelastungen auf die räumliche Verteilung von Armut eingehen. Dazu werden Daten aus vier verschiedenen Quellen zusammengestellt. Erst



werden die drei Umweltbelastungsvariablen beschrieben, im Anschluss daran die abhängige Variable zur Kaufkraft und abschließend werden die Kontrollvariablen Bildung und Alter vorgestellt. Eine tabellarische Übersicht über die Einheiten der ursprünglichen Variablen befindet sich im Anhang in Kapitel A und eine deskriptive tabellarische Zusammenfassung aller Variablen findet sich in Kapitel B.

### 6.2.1 Lärmbelastung

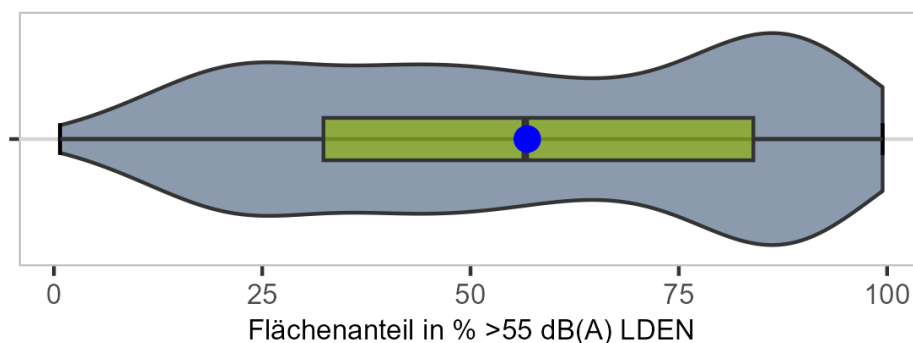
Die Lärmbelastungsdaten basieren auf der 4. Bochumer Lärmkartierung im Rahmen der EU-Umgebungslärmrichtlinie (Stadt Bochum, 2023). Die Berechnung orientiert sich an der „Berechnungsmethode zur Ermittlung der Belastungszahlen durch Umgebungslärm“ (BANz AT 28.12.2018 B7, 2018) und der vierunddreißigsten Verordnung zur Durchführung des Bundes-Immissionsschutzgesetzes (34. BImSchV). In letzterer wird die „Lärmbelastung Day, Evening, Night“ ( $L_{DEN}$ ) definiert, welche einen gemittelten Wert für den Dauerschallpegel eines Jahres in Dezibel (dB(A)) darstellt und Schall zwischen 18:00 und 22:00 Uhr mit +5 und zwischen 22:00 und 6:00 Uhr mit +10 höher gewichtet. Die genaue Formel lautet:

$$L_{DEN} = 10 \times \lg \frac{1}{24} \left( 12 \times 10^{\frac{L_{Day}}{10}} + 4 \times 10^{\frac{L_{Evening}+5}{10}} + 8 \times 10^{\frac{L_{Night}+10}{10}} \right)$$

Angegeben wird der Lärm durch den m<sup>2</sup>-Anteil pro Polygon für 7 Gruppen mit 5er Schritten von unter 50 dB(A)  $L_{DEN}$  bis über 75 dB(A)  $L_{DEN}$ . Um trotzdem nur mit einem (metrischen) Wert pro Gebiet zu rechnen, werden die Daten zusammengefasst. In die weitere Analyse geht schlussendlich der prozentuale Flächenanteil in m<sup>2</sup> mit einem Wert von über 55 dB(A)  $L_{DEN}$  ein. Dieser Schwellwert leitet sich aus den in Kapitel 2.2. diskutierten langfristigen negativen Effekten auf die Gesundheit der Anwohnenden ab.

Die Originaldaten der Stadt Bochum wurden von der Stadt selbst für diese Untersuchung auf das microm-PLZ8-Shape umgerechnet und liegen für alle Gebiete vor.

Lärm %-Anteil > 55 dB(A)  $L_{DEN}$



Anmerkungen: Stadt Bochum  
n = 359; Markierung des arithmetischen Mittelwerts

**Abbildung 2** Boxplot Flächenanteile in % mit über 55 dB(A)  $L_{DEN}$ -Lärmbelastung *Quelle: eigene Darstellung – Daten: Stadt Bochum (2023)*

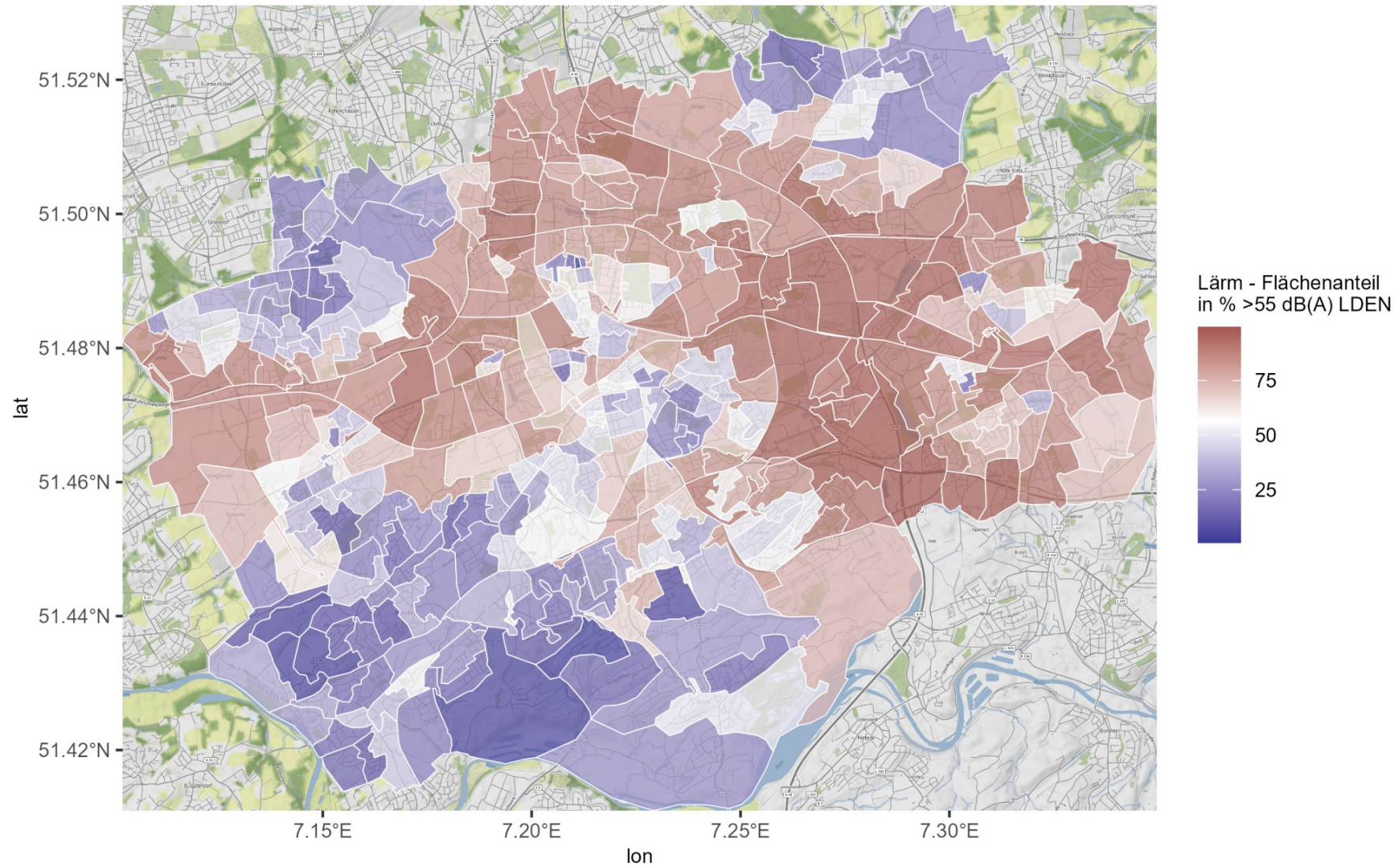
Die Verteilung des Lärm-Flächenanteils in % mit über 55 dB(A)  $L_{DEN}$  (Abb. 2) ist mit einem Minimum von 0,74 % und einem Maximum von 99,46 % breit gestreut.

Median und arithmetisches Mittel liegen mit 56,6 % und 56,8 % für über 55 dB(A)  $L_{DEN}$  nah beieinander. Damit sind im Schnitt über die Hälfte der Flächen mit mehr als 55 dB(A)  $L_{DEN}$ -Lärmbelastung belastet. Die Standardabweichung für die Grundgesamtheit liegt bei 27,65 % mit über 55 dB(A)  $L_{DEN}$ . Der IQR liegt bei 51,60 % mit über 55 dB(A)  $L_{DEN}$ . Ausreißer gibt es für diese Variable keine.

Bei Betrachtung der Dichteverteilung fällt auf, dass keine Normalverteilung vorliegt, da zunächst eine gleichmäßige Verteilung mit zwei ähnlich hohen lokalen Maxima bei 25.87 % über 55 dB(A)  $L_{DEN}$  und bei 44.01 % über 55 dB(A)  $L_{DEN}$  vorliegt und dann ein absolutes Maximum bei 86.23 % über 55 dB(A)  $L_{DEN}$  vorliegt. Damit liegt eine Linksschiefe vor.

Räumlich erstreckt sich der Bereich der laueren Gebiete (Gebiete über dem Median) vor allem entlang der Autobahnen A40, A43, A448 und der Verlängerung des Sheffield-Rings mit einem Schwerpunkt an den jeweiligen Autobahnkreuzen (Abb. 3). Der Maximalwert wird am Autobahnkreuz A40/A448 erreicht.

Ruhigere Gebiete liegen vor allem an den Randgebieten Bochums, in Weitmar, Stiepel, nord-östlich von Hiltrup und Gerthe sowie nord-östlich von Wattenscheid. Im Innenstadtbereich sowie rund um die Hochschulen im Bochumer Süden ist es durchschnittlich laut, wobei im zentrumsnahen Bereich auch einzelne leisere Gebiete vorliegen. Bei den ruhigen Gebieten handelt es sich vor allem um Gebiete mit höherem Grünflächenanteil abseits der Autobahnen. Der niedrigste Wert liegt in einem sehr kleinen Gebiet in der Mitte von Hamme, östlich der Dorstener Straße. Die anderen sehr niedrigen Werte liegen größtenteils im Bochumer Süden.



**Abbildung 3 räumliche Darstellung des Flächenanteils mit über 55 dB(A) L<sub>den</sub> in %** Die Farbskala ist so gewählt, dass weiße Flächen dem Median entsprechen. Quelle: eigene Darstellung – Daten: Stadt Bochum (2023)

### 6.2.2 Luftverschmutzung

Die Daten zur Luftverschmutzung setzen sich aus den durch das LANUV im Emissionskataster Luft gesammelten Daten zusammen. Ebenso wie in der theoretischen Einführung wird sich auch im Folgenden auf die Luftschadstoffe  $\text{NO}_x$ ,  $\text{SO}_x$  und  $\text{PM}_{10}$  fokussiert. Die Zahlen der Industrie stammen aus den Angaben zur elften Verordnung zur Durchführung des Bundes-Immissionsschutzgesetzes (11. BImSchV) und der Verordnung über Emissionserklärungen, welche Anlagenbetreiber für genehmigungsbedürftige Anlagen (4. BImSchV) übermitteln müssen. Dort nicht berücksichtigte Anlagen werden als Kleinf Feueranlagen erhoben und der Verkehr wird über „verkehrsspezifische Kenngrößen wie Verkehrsstärken und Fahrleistungen mit Hilfe von Emissionsfaktoren in Abhängigkeit von kraftfahrzeugspezifischen Einflussfaktoren (z. B. der Art des Motors und des Abgasnachbehandlungskonzeptes usw.) modelliert und berechnet“ (Landesamt für Natur, Umwelt und Verbraucherschutz Nordrhein-Westfalen [LANUV], 2023b). Die hier konkret beobachteten Daten für Stickstoffoxide ( $\text{NO}_x$ ), Schwefeloxide ( $\text{SO}_x$ ) und Feinstaub (Particulate Matter  $\leq 10 \mu\text{m}$ ;  $\text{PM}_{10}$ ) liegen in Bochum metrisch in  $\text{kg/a}$  als  $1 \times 1 \text{ km}$ -Raster vor und setzen sich aus der Summe der folgenden Emittentengruppen zusammen: berichtspflichtige Industrien (2020<sup>8</sup>), Kleinf Feueranlagen (2019) und Verkehr (bestehend aus Kfz (2021), Schiene (2021), Flug (2019) und Offroad (2019)). Aus Landwirtschaft und Schifffahrt gab es für die ausgewählten Schadstoffe keine Informationen für das Bochumer Stadtgebiet (LANUV, 2023a, o.S.).

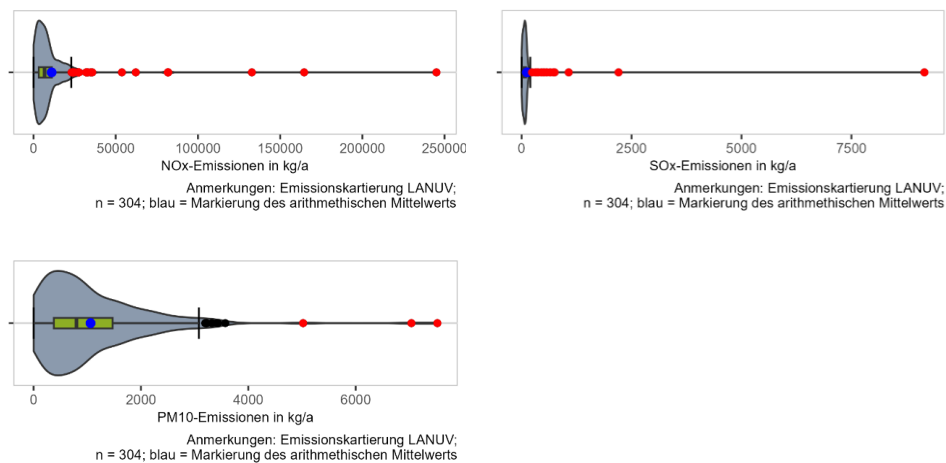
Es werden Emissionsdaten verwendet, da diese flächendeckend für Bochum berechnet werden und damit die beste vorhandene Näherung darstellen (Fuchs, 2021, S. 11). Immissionsdaten würden theoretisch die Betroffenheit der Bevölkerung besser abdecken, da so die tatsächlich an der Messstation ankommenden Werte gemessen werden. In Bochum gibt es allerdings nur zwei Messstationen für  $\text{NO}_x$  an der Dorstener Straße und zwei an der Herner Straße (LANUV, 2023c, o.S.), wodurch keine flächendeckende Hochrechnung der Werte möglich ist. In die Emissionsdaten werden allerdings keine lage-, wetter- sowie sonstige situationsspezifische Informationen aufgenommen, weshalb die tatsächliche Belastung der jeweiligen Gebiete abweichen kann. Es handelt sich um eine Annäherung. Auch können die Emissionswerte nicht mit den Grenzwerten für Luftimmissionen verglichen werden. Der Luftemissionsdatensatz liegt als Raster mit einer Kantenlänge von  $1 \times 1 \text{ km}$  und 304 Zellen vor, die allerdings nicht alle auf Bochumer Stadtgebiet liegen.

Im Rahmen der Datenaufbereitung werden zunächst die Ausreißer der Gesamtdaten von  $\text{NO}_x$ ,  $\text{SO}_x$  und  $\text{PM}_{10}$ , welche über dem 1,5-Fachen IQR liegen, bestimmt. Dabei handelt es sich um die Werte, die in Abbildung 4 rechts des rechten dünnen schwarzen Striches liegen. Bei Betrachtung der Spannweiten fällt auf, dass die Ausreißer von  $\text{NO}_x$  und  $\text{SO}_x$  im Verhältnis deutlich höher liegen als für  $\text{PM}_{10}$ . Daher werden für  $\text{NO}_x$  und  $\text{SO}_x$  alle Ausreißer auf den höchsten Wert innerhalb des 1,5-Fachen IQR

---

<sup>8</sup> Die Jahreszahlen geben hier die jeweiligen Erhebungsjahre an. Die Daten sind jeweils die zum aktuellen Zeitpunkt jüngsten verfügbaren Daten. Sie werden in jeweils für die Emittenten spezifischen Rhythmen erhoben und sind daher nicht zeitgleich verfügbar.

reduziert. Für  $\text{PM}_{10}$  werden stattdessen nur die höchsten drei Ausreißer bereinigt, da die Werte insgesamt breiter gestreut sind und im Verhältnis die Ausreißer knapp über dem 1,5 IQR weniger stark ins Gewicht fallen. Für  $\text{NO}_x$  handelt es sich um 24 Gebiete, die jeweils auf 22.985,24 kg/a reduziert wurden und für  $\text{SO}_x$  um zwölf Gebiete, die auf jeweils 198,87 kg/a reduziert wurden. Für  $\text{PM}_{10}$  liegt der neue Wert der reduzierten Ausreißer bei 3.570,75 kg/a. Die reduzierten Ausreißer finden sich in den folgenden Boxplots als rot markierte Punkte (Abb. 4):



**Abbildung 4 Boxplots der Luftemissionen in Bochum** Quelle: eigene Berechnung und Darstellung – Daten: LANUV (2023a)

Nach unten gibt es keine Ausreißer, die über den 1,5-Fachen IQR hinausgehen. Da die Daten für Bochum als 1x1 km Raster vorliegen, Bochum aber keine vollständig quadratische Form hat, werden die Rasterpunkte außerhalb der Stadtgrenzen für die Polygonberechnung nicht, bzw. nur zu den Anteilen, die innerhalb der Stadtgrenzen liegen, verwendet. Dadurch werden im nächsten Schritt zusätzlich einige Ausreißer irrelevant, welche auch hier nicht weiter beschrieben werden.

Die 15  $\text{NO}_x$ -Ausreißer mit Berührungspunkten in Bochum liegen v.a. in der Nähe von Autobahnen und Industriegebieten<sup>9</sup>: Ein Cluster liegt mit vier Rasterpunkten entlang der A40 rund um Wattenscheid und dem Thyssenkrupp-Stahlwerk. Ein Cluster liegt mit ebenfalls vier Punkten rund um das Kreuz A40/Oviedo-Ring sowie dem Thyssenkrupp-Stahlwerk und ragt im Norden bis knapp unter die A43, wobei dort v.a. Grünflächen sind. Zwei Punkte erstrecken sich von Ruhr-Universität Bochum bis A43 in Ost-West Ausrichtung. Dort liegen eine große Grünfläche, aber neben der Autobahn auch das Klärwerk Oelbachtal sowie das Technologiequartier. Weitere Punkte befinden sich im Bereich des Bochumer Vereins, südwestlich des Hauptbahnhofs bis zu Teilen des Industriegebiets rund um die Bessemerstraße, an der Stadtgrenze im Norden Bochums am Industriegebiet Meesmannstraße und im Bereich von Evonik

<sup>9</sup> Die grafische Darstellung der Ausreißer sowie der extremen Ausreißer findet sich im Anhang in Kapitel C.



Industries sowie an der Stadtgrenze im Süden zu Bochum im Industriegebiet Gewerbe und Landschaftspark Heinrichshütte.

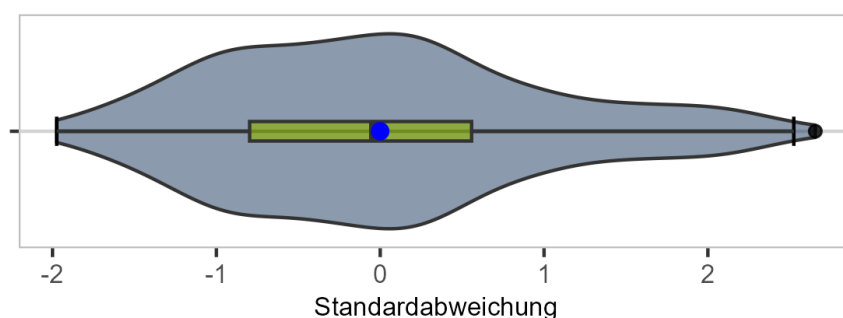
Innerhalb von Bochum gibt es sieben  $\text{SO}_x$ -Ausreißer. Zwei Punkte liegen im Bereich zwischen A40 und A43 in Bochum Grumme und ein Punkt befindet sich an der Kreuzung B226/Donetsk-Ring/Nordhausen-Ring. An Gewerbe-/Industriegebieten liegen ein Punkt am Gewerbegebiet Mansfeld, ein Punkt am Thyssenkrupp-Stahlwerk bei Wattenscheid und ein Punkt an der Stadtgrenze im Norden Bochums im Bereich von Evonik Industries. Der letzte Punkt liegt östlich der Ruhr-Universität Bochum an Fachhochschule und Technologiequartier.

Aus den  $\text{PM}_{10}$  Daten sind sechs Ausreißer innerhalb von Bochum davon handelt es sich bei zweien um extreme Ausreißer, die reduziert wurden. Der Erste liegt an der A448 und dem Industriegebiet zur Maschinenfabrik Eickhoff, der Zweite an der A40 und dem Thyssenkrupp-Stahlwerk bei Wattenscheid.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass die allermeisten Ausreißer entlang von Autobahnen, großen Kreuzungen oder Industrie- bzw. Gewerbegebieten liegen.

Im Anschluss an die Analyse und Bereinigung der Ausreißer wurden die Rasterdaten mit Hilfe von `exact_extract` in das microm PLZ8-Shape umgerechnet. Abschließend wurde aus den drei Luftemissionen ein gemeinsamer additiver Luftverschmutzungsindex gebildet, wodurch  $\text{NO}_x$ ,  $\text{SO}_x$  und  $\text{PM}_{10}$  im weiteren Verlauf gleichwertig mit Lärm und Hitze in die Berechnungen eingehen. Sie wurden erst jeweils z-standardisiert, dann addiert und im Anschluss erneut z-standardisiert. Aus der z-Standardisierung ergibt sich eine Standardabweichung von 1 und ein arithmetisches Mittel von 0 (Abb. 5). Die Dichteverteilung ist allerdings bimodal und leicht rechtsschief, was sich auch in den anderen Kennziffern widerspiegelt. Der minimale Luftverschmutzungsindex liegt bei -1,97 Standardabweichung und der maximale Luftverschmutzungsindex bei 2,66 Standardabweichung. Der Median liegt bei -0,05 und das IQR bei 1,35. Das absolute Maximum der Dichteverteilung liegt durch die z-Standardisierung bei 0,05. Der Maximalwert von 2,66 Standardabweichung ist der einzige Ausreißer und liegt nur knapp über dem 1,5-IQR. Er ist daher nicht weiter zu beachten.

Luftverschmutzungsindex (z-Standardisiert)



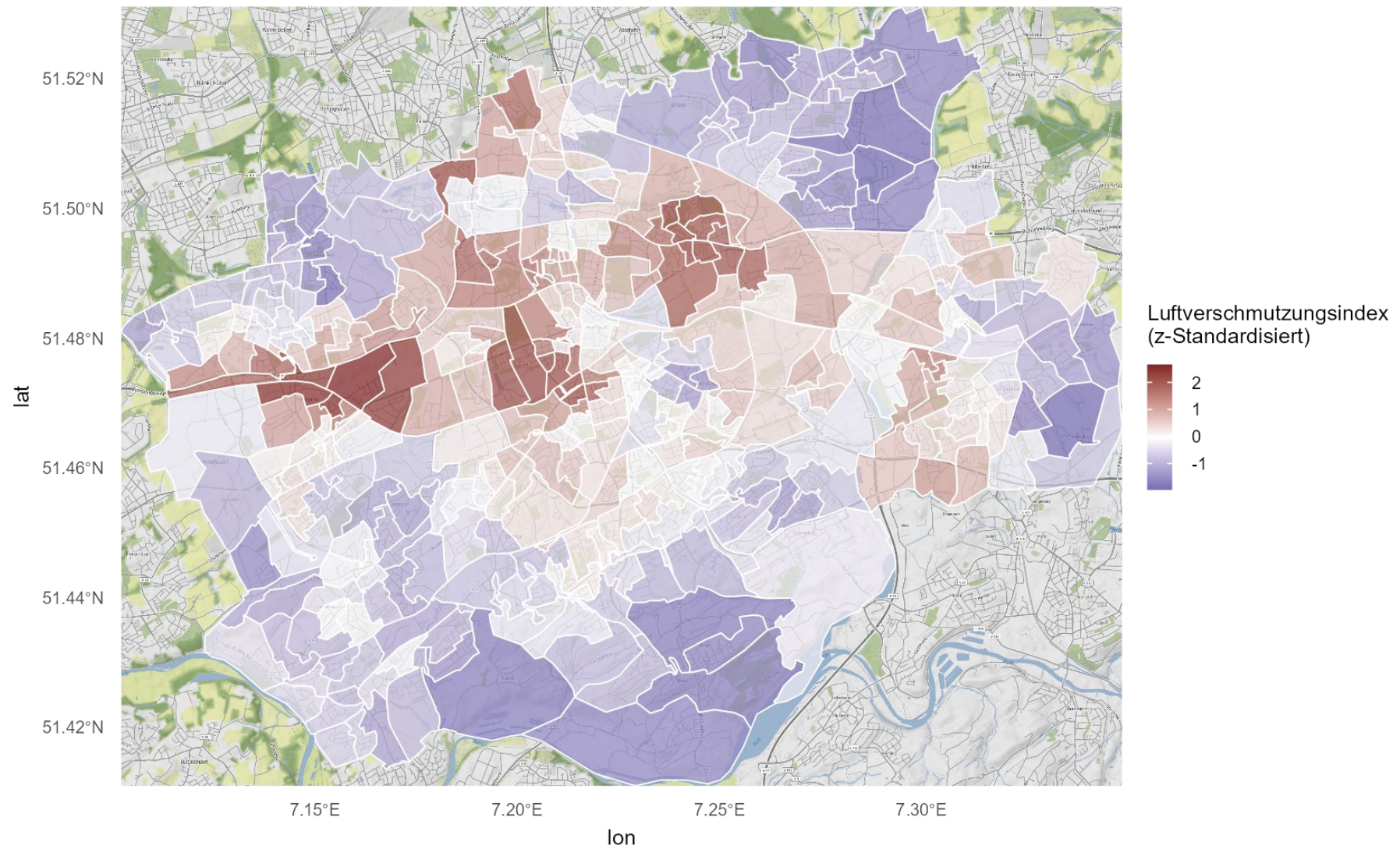
Anmerkungen: Emissionskartierung LANUV  
n = 359; Markierung des arithmetischen Mittelwerts

**Abbildung 5** Boxplot Luftverschmutzungsindex (z-Standardisiert) *Quelle: eigene Berechnung und Darstellung – Daten: LANUV (2023a)*

Insgesamt lassen sich in der räumlichen Darstellung des Luftverschmutzungsindex (Abb. 6) grundlegende Strukturen der Bochumer Stadtstruktur wiedererkennen. Besonders niedrige Luftverschmutzungsindexwerte finden sich vor allem an den Stadträndern im Bochumer Süden (9.-7. niedrigste Werte) rund um Stiepel, Weitmar und Linden, im Norden in Hiltrop und Bergen (unter anderem niedrigster Wert), im Osten von Langendreer (zweitniedrigster Wert) sowie im Norden von Wattenscheid. Entlang der A40, sowohl bei Wattenscheid (Cluster der fünf Gebiete mit den höchsten Werten) als auch in Grumme (Cluster der 6., 7., 9. & 10. höchsten Werten) und rund um das Industriegebiet westlich der Innenstadt zwischen Alleestraße und Hattinger Straße sowie nord-östlich von Hofstede finden sich Gebiete mit einem besonders hohen Luftverschmutzungsindex. Leicht erhöhte Werte liegen darüber hinaus vor allem entlang der A448 und in der Nähe des Gewerbegebiets „Mansfeld“, im Westen von Langendreer.

Um die Auswirkung der Reduzierung der Ausreißer besser beurteilen zu können, wurde zusätzlich eine räumliche Darstellung des Luftverschmutzungsindexes inklusive der Ausreißer berechnet. Die Abbildung findet sich im Anhang in Kapitel C. Es lässt sich erkennen, dass rund um das Industriegebiet westlich der Innenstadt, sowie nord-östlich der Innenstadt zwischen A40 und A43 zwei Flächen mit starken Ausreißern liegen. Der Rest der Stadt ist fast gleichverteilt mit Werten rund um den Median. Dadurch werden weitere Unterschiede zwischen den Gebieten, die unabhängig von den Ausreißern vorliegen, verdeckt. Dies bestätigt, das Vorgehen, die extremen Ausreißer vor der Indexbildung angemessen zu reduzieren.

Im Vergleich zur Lärmbelastung liegen die Luftverschmutzungs-Hot Spots etwas weniger deutlich entlang der Autobahnen, aber weiterhin in deren Nähe. Auch die weniger belasteten Stellen sind grundlegend ähnlich verteilt.



**Abbildung 6 räumliche Darstellung des Luftverschmutzungsindexes** Die Farbskala ist so gewählt, dass weiße Flächen dem Median entsprechen. Quelle: eigene Berechnung und Darstellung – Daten: LANUV (2023a)



### 6.2.3 Hitze

Die Hitzedaten werden durch den RVR bereitgestellt und wurden durch das Planungsbüro Geonet Umweltconsulting mit Hilfe des FITNAH 3D Modells („Flow over Irregular Terrain with Natural and Anthropogenic Heat sources“ 3D – Model (GEO-NET Umweltconsulting GmbH, 2024, o.S.)) modelliert. Dabei handelt es sich um ein mesoskaliges Strömungsmodell, das lokale Flächentypen entlang von Versiegelungsgrad und mittlerer Strukturhöhe in die Modelle aufnehmen kann. Durch die feingliedrigeren Ausgangsdaten können zum Beispiel lokale Windströmungen und urbane Wärmeinseln mitberechnet werden (GEO-NET Umweltconsulting GmbH, 2021, 3ff; Nielinger, o.J., S. 2f), wodurch im Gegensatz zu regionalen Modellen (Auflösung aktuell bis zu 12,5 km) klimarelevante Aussagen auf lokaler städtischer Ebene gemacht werden können<sup>10</sup> (GEO-NET Umweltconsulting GmbH, 2021, S. 14). Die Daten liegen ursprünglich in einem 25x25 m Raster mit 232.999 gefüllten Zellen vor und werden jeweils auf PLZ8-Shapes mit der gleichen Methode wie auch für die Luftemissionsdaten für Bochum hochgerechnet (GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023).

Aus den Modellierungen werden vier hitzerelevante Variablen näher betrachtet. Die Anzahl der heißen Tage beschreibt die Prognose der Anzahl durchschnittlicher Tage pro Jahr im Zeitraum von 2021 – 2050 mit einer maximalen Tagestemperatur von mindestens 30 °C. Die Anzahl der Tropennächte beschreibt die Prognose der Anzahl durchschnittlicher Nächte pro Jahr im Zeitraum von 2021 – 2050 mit einer Mindesttemperatur von mindestens 20 °C (GEO-NET Umweltconsulting GmbH, 2021, S. 19). Die anderen beiden Variablen geben Temperaturen für einen modellierten autochthonen Sommertag (mit hoher Sonneneinstrahlung und geringem Luftaustausch) am 21. Juni bei wolkenlosem Himmel an, da dort die größten Stadt-Land-Unterschiede zu erwarten sind. Dabei startet die Modellierung um 21 Uhr bei 21°C und läuft bis um 14:00 am nächsten Tag (GEO-NET Umweltconsulting GmbH, 2021, S. 6f). Die erste Variable gibt für diesen Modelltag die Temperatur in °C für 4:00 Uhr nachts an und die zweite Variable gibt für 14:00 Uhr die „physiological equivalent temperature“ (PET) in °C, die „Wärmebelastung des Menschen“ (GEO-NET Umweltconsulting GmbH, 2021, S. 16) an. Letztere Variable entspricht dem thermischen Empfinden. Alle vier Variablen sind metrisch skaliert.

Die minimale Anzahl an heißen Tagen liegt bei 10,11 (Abb. 7), die maximale Anzahl hingegen bei 23,36 Tagen und ist damit mehr als doppelt so hoch. Der Median liegt bei 13,56 Tagen, entsprechend stark stechen Gebiete mit besonders vielen heißen Tagen hervor. Der IQR liegt bei 3,1. Die Gebiete mit deutlich mehr heißen Tagen spiegeln sich auch im höheren arithmetischen Mittel mit 14,36 Tagen wider. Die Standardabweichung liegt bei 2,84 und es liegt eine leichte Rechtsschiefe mit einem extremen Maximum in der Dichteverteilung von 13,04 heißen Tagen und einem weiteren Hochpunkt bei 20,10 heißen Tagen vor. Für die Anzahl an heißen Tagen liegen 24 Werte über dem 1,5 IQR. Dies ist deutlich mehr als bei den anderen Variablen. Eine weitere

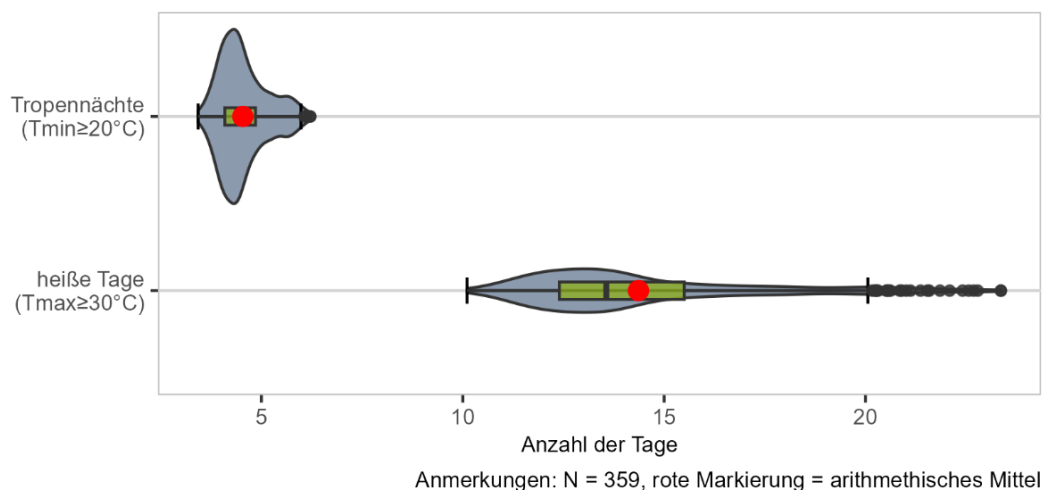
---

<sup>10</sup> Eine ausführliche Beschreibung der Methodik findet sich in der angegebenen Quelle, welche beim RVR auf Anfrage erhältlich ist.

Grenze, die für die Betrachtung der Ausreißer in Regressionen diskutiert wird, ist die  $\pm 3$ -Fache-Standardabweichung. Für die Bewertung der Ausreißer ist allerdings auch die Gesamtgröße des Datensatzes sowie die Verteilung der Daten insgesamt mitzubewerten (Backhaus et al., 2018, S. 108; Urban & Mayerl, 2018, S. 179). Über der dreifachen Standardabweichung liegen nur zwei der Beobachtungen, daher wird nicht von einem problematischen Effekt auf die Regression ausgegangen.

Räumlich ist diese Verteilung in Abbildung 9 zu sehen. Dabei ist zunächst eine Nord-Süd-Achse zu erkennen. Die Gebiete mit einer geringen Anzahl an heißen Tagen finden sich größtenteils im Bochumer Süden. Ausnahmen davon liegen nur an der Stadtgrenze in Gebieten mit vielen Grünflächen. Besonders viele heiße Tage weisen hingegen die Gebiete in der Innenstadt, nördlich der Innenstadt sowie im Zentrum von Wattenscheid auf.

Im Vergleich zu Lärmbelastung und Luftverschmutzungsindex ähneln sich die Bereiche mit weniger heißen Tagen pro Jahr und den anderen weniger belasteten Gebieten. Jedoch stechen im Gegensatz zu den anderen beiden Variablen weniger die Autobahnen als besonders belastete Gebiete hervor, sondern der Innenstadtbereich und der Bereich nord-östlich davon.



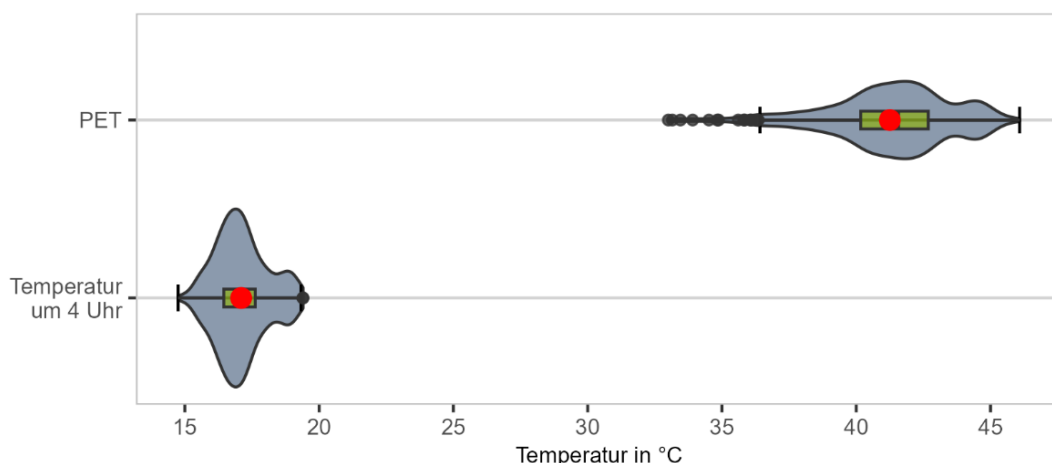
**Abbildung 7 Boxplot heiße Tage und Tropennächte** Quelle: eigene Berechnung und Darstellung  
– Daten: GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.) (2023)

Das grundlegende Muster wiederholt sich auch für die anderen drei Variablen<sup>11</sup>. Die Anzahl der Tropennächte ist mit einem Minimum von 3,43 Nächten und einem Maximum von 6,22 Nächten deutlich geringer als die Zahl der heißen Tage (Abb. 7), aber auch hier ist der kleinste Wert fast halb so groß, wie der höchste Wert. Der Median liegt bei 4,40 Nächten und das arithmetische Mittel bei 4,54 Nächten. Die Standardabweichung ist mit 0,59 Tropennächten geringer als die Standardabweichung der Anzahl heißer Tage. Und gilt auch für den IQR mit 0,76 Tropennächten. Es liegt eine schwache Rechtsschiefe mit einem extremen Maximum der Dichteverteilung bei 4,31 Tropennächten und einem weiteren Hochpunkt bei 5,61 Tropennächten vor. Die

<sup>11</sup> Die räumlichen Darstellungen dazu finden sich jeweils im Anhang in Kapitel D.

räumliche Verteilung der Tropennächte in Bochum ist sehr ähnlich mit der der heißen Tage. Nur Gebiete mit den wenigsten heißen Tagen, bzw. Tropennächten unterscheiden sich leicht. Die wenigsten Tropennächte liegen im Gegensatz zu den heißen Tagen weniger im Bochumer Süden, sondern vermehrt entlang der östlichen Stadtgrenze<sup>12</sup>.

Für die Modellierung eines autochthonen Sommertages liegen die Temperaturen um 4 Uhr morgens zwischen 14,75 °C und 19,40 °C (Abb. 8). Um 14 Uhr liegt die PET hingegen zwischen 33 °C und 46,09 °C (Abb. 8). Damit liegt die Spannweite der Extremwerte zwischen den Gebieten nachts bei 4,65 °C und für das thermische Empfinden mittags bei 13,09 °C. Die stadtweiten Temperaturunterschiede sind in den Extremwerten somit nachts deutlich geringer als tagsüber. Der IQR weist hingegen geringere Werte zwischen den Gebieten auf: nachts sind es 1,17 °C und für das thermische Empfinden mittags liegt der IQR bei 2,52 °C. Der Median liegt um 4 Uhr bei 16,99 °C und das arithmetische Mittel bei 17,10 °C. Für die PET liegt der Median bei 41,52 °C und das arithmetische Mittel bei 41,25 °C. Die Standardabweichung ist wie bei der Anzahl an heißen Tagen und den Tropennächten mit 0,96 für die Temperatur um 4:00 Uhr geringer als für die PET um 14:00 Uhr mit 2,35. Für die Temperatur um 4:00 Uhr liegt eine fast perfekte Normalverteilung mit extremem Maximum von 16,89 °C und einem weiteren Hochpunkt bei 18,82 °C vor. Die PET weisen hingegen eine leichte Linksschiefe auf mit einem extremen Maximum von 41,81 °C und zwei weiteren Hochpunkten bei 33,44 °C und bei 44,41 °C.



Anmerkungen: N = 359; rote Markierung = arithmetisches Mittel

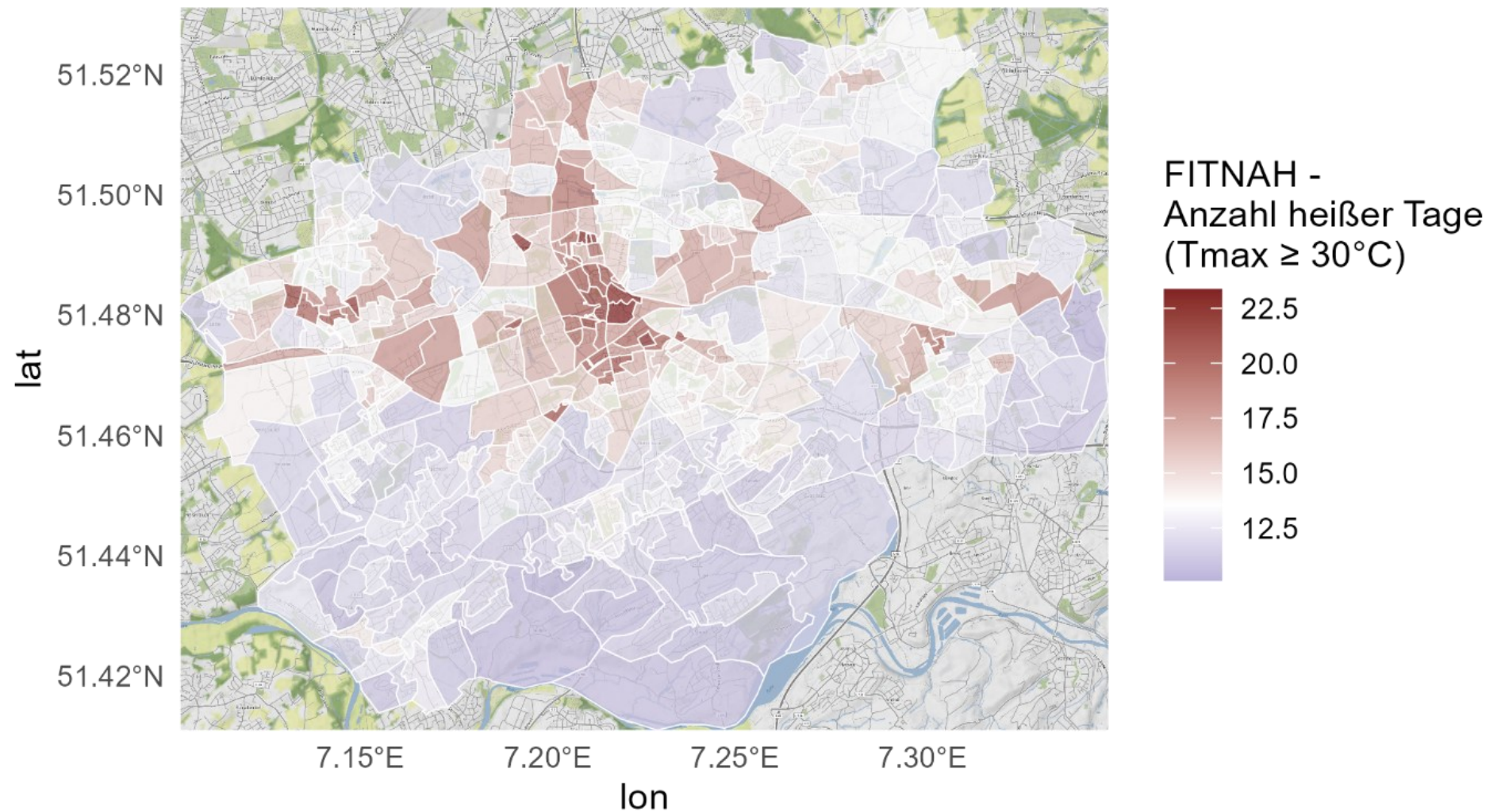
**Abbildung 8 Boxplot PET und Temperatur um 4 Uhr** Quelle: eigene Berechnung und Darstellung

– Daten: GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.) (2023)

Die Tendenz, in Bezug auf die räumliche Verteilung im Vergleich zwischen Tropennächten und heißen Tagen wiederholt sich auch für die Verteilung der Temperatur um 4 Uhr nachts und der PET um 14 Uhr. Nachts liegen kühlere Gebiete stärker am Stadtrand entlang, auch an der östlichen Stadtgrenze und mittags liegen sie schwerpunktmäßig im Bochumer Süden rund um den Kemnader See und das Weitmarer

<sup>12</sup> Spekulativ könnte dies mit den eher landwirtschaftlichen Flächen dort zusammenhängen, die im Vergleich zu Wäldern und Gewässern (Weitmarer Holz und Kemnader See) größere Temperaturschwankungen ermöglichen.

Holz. Die besonders heißen Gebiete unterscheiden sich hingegen nachts und mittags nicht wesentlich voneinander.

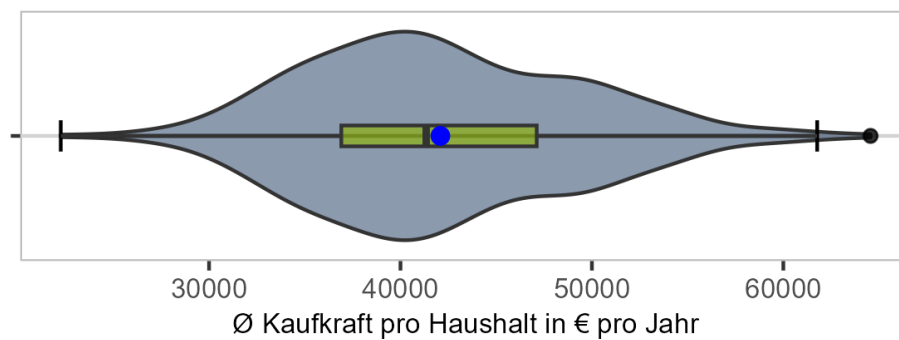


**Abbildung 9 räumliche Darstellung der Anzahl heißer Tage** Die Farbskala ist so gewählt, dass weiße Flächen dem Median entsprechen. Quelle: eigene Berechnung und Darstellung – Daten: GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.) (2023)

### 6.2.4 Armutsindikator: Kaufkraft

Um soziale Ungleichheit zu operationalisieren und so Armutssegregation messbar zu machen, wird das ökonomische Kapital nach Bourdieu genutzt. Konkret wird die Variable in Form der *durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt in Euro pro Jahr und Gebiet* (im Weiteren: Ø Kaufkraft pro Haushalt) verwendet. Sie beschreibt das „verfügbare Einkommen (Einkommen ohne Steuern und Sozialversicherungsbeiträge aber inkl. empfangener Transferleistungen) der Bevölkerung“ (microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2023, S. 145). Die durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt in Euro pro Jahr wird verwendet, da die Wohnortswahl eines Haushalts, und damit die räumliche Verteilung der sozialen Ungleichheit, stark von den finanziellen Möglichkeiten des gesamten Haushalts abhängt und daher die finanziellen Möglichkeiten so besser repräsentiert werden als durch die Kaufkraft oder das Einkommen einzelner Personen. Die Variable wird durch die Firma microm bereitgestellt. Ihr Datensatz enthält eine große Anzahl soziodemographischer Variablen mit räumlichem Bezug im oben beschriebenen microm PLZ8-Shape. Die Daten werden jährlich veröffentlicht und stammen für diese Auswertung aus dem Jahr 2022 (microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022). Für die PLZ8-Shape genaue Berechnung der Variable nutzt microm in Kooperation mit der GfK Geo-Marketing GmbH eine firmeneigene Berechnung, die auf der Grundlage der Kaufkraft auf Gemeinde- und PLZ-Ebene der amtlichen Statistik unter anderem folgende Aspekte mit einbezieht: „die microm Typologie, das Alter, der Status und [...] PKW-Variablen“ (microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2023, S. 114). Die daraus resultierende Variable ist metrisch skaliert und liegt für alle Gebiete vor.

#### Kaufkraft



Anmerkungen: microm  
n = 359; Markierung des arithmetischen Mittelwerts

**Abbildung 10 Boxplot der Ø Kaufkraft pro Haushalt in €** Quelle: eigene Darstellung – Daten: microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)

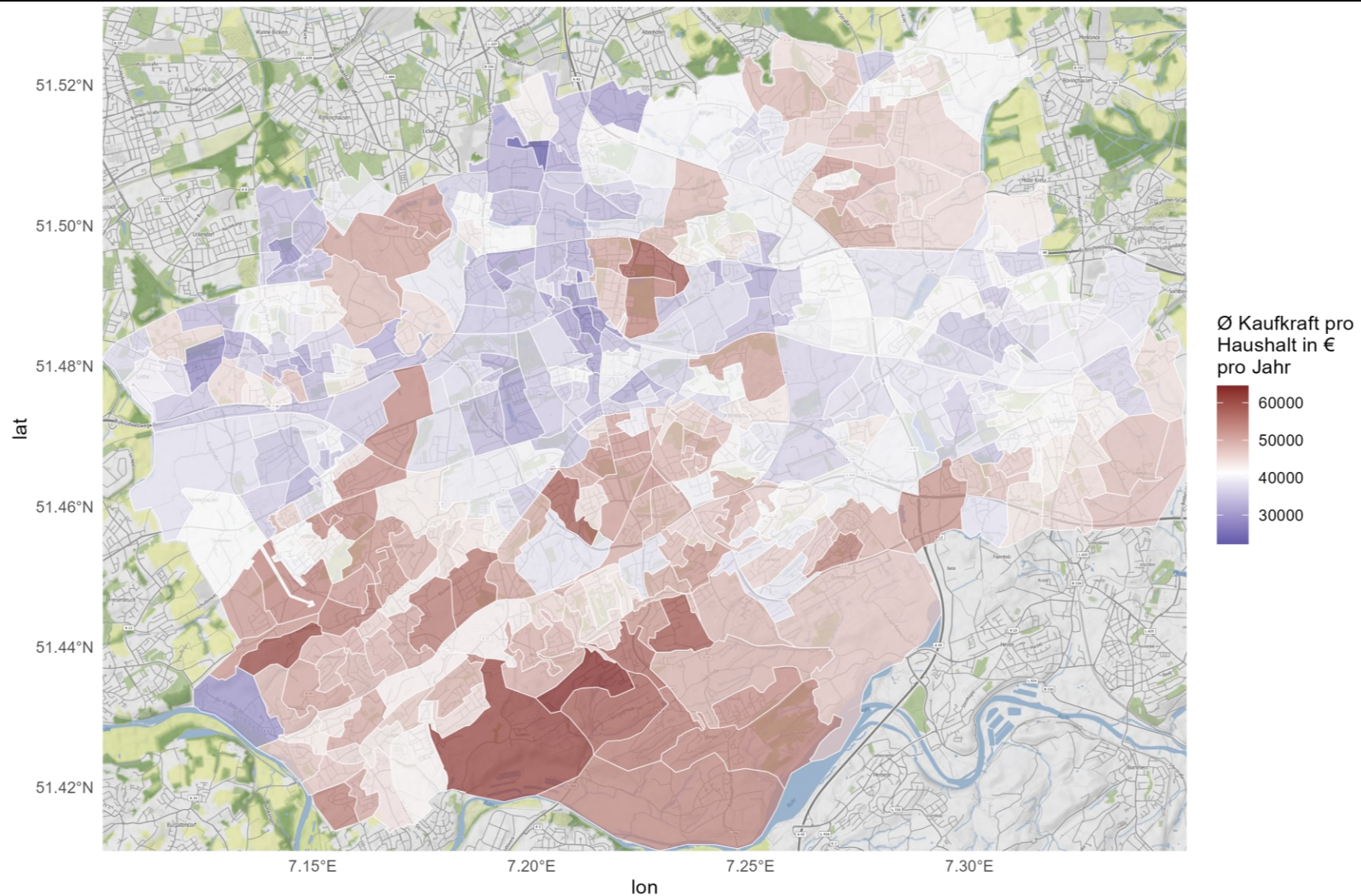
Das arithmetische Mittel der durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt in Euro liegt bei 42.085 €/Jahr (Abb. 10). Der Median der Gebiete liegt etwas darunter mit 41.343 €. Das Minimum liegt bei 22.253 € und das Maximum bei 64.556 €. Damit ist die Kaufkraft im niedrigsten Gebiet ca. ein Drittel so groß, wie im höchsten. Insgesamt sind die Punkte annähernd normalverteilt und die durchschnittliche Standardabweichung liegt bei 7.039,38 €. Der IQR liegt bei 10.207 €. Die Dichtekurve ist annähernd normalverteilt mit schwacher Rechtsschiefe und einem extremen Maximum bei



40.178,09 € durchschnittlicher Kaufkraft pro Haushalt. Eine Transformation der Verteilung ist an dieser Stelle nicht notwendig. Die durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt weist einen Ausreißer über dem 1,5 IQR (mit 64.556 €) auf, dessen Wert sogar 3,8 Standardabweichung ausmacht, da es sich jedoch nur um einen Wert handelt, wird dieser als nicht kritisch eingeordnet.

In Bochum gibt es eine Tendenz zu einem ärmeren Band mit geringerer durchschnittlicher Kaufkraft pro Haushalt in Euro für 2022, das sich mittig durch die Stadt (südlich an die A40 angrenzend) von Westen nach Osten ausstreckt, und einem reicheren Süden und Nordosten (Abb. 11). Besonders wenig Geld haben Haushalte in Gebieten der nördlichen Innenstadt und nordöstlich davon (sechs der ärmsten zehn Gebiete liegen dort). Weitere ärmere Gebiete liegen in Hofstede (unter anderem niedrigste Kaufkraft), bei Leithe (Wattenscheid; 4. niedrigste Kaufkraft), am Volkspark in Günnigfeld (5. niedrigste Kaufkraft) sowie im westlichen Dahlhausen (7. niedrigste Kaufkraft) zur Verfügung. Im Gegenzug dazu ist die durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt in Weitmar Mark und Sundern am höchsten (1., 2., 4. und 7., 8. höchste Kaufkraft) und im nördlicheren Dahlhausen (3. & 10. höchste Kaufkraft), nördlich des Stadtparks (5. höchste Kaufkraft), am nördlichen Marbach (6. höchste Kaufkraft) sowie am Weitmarer Schlosspark (9. höchste Kaufkraft) besonders hoch. Es zeigt sich, dass die durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt oft höher ist, wenn größere oder besondere Grünflächen in der Nähe liegen. Gebiete niedriger durchschnittlicher Kaufkraft pro Haushalt liegen tendenziell in viel und eng bebauten Gegenden und oft auch direkt an der Autobahn.

Bei einem räumlichen Vergleich mit den Umweltbelastungen lassen sich grobe Muster im Sinne der Hypothese wiedererkennen. Insbesondere die Gebiete im Bochumer Süden mit weniger Umweltbelastungen zählen auch zu den reicheren Gebieten. Außerdem liegen die von Lärmbelastung und Luftverschmutzung stärker belasteten Gebiete entlang der A40, entlang derer die durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt tendenziell niedriger ist. Noch deutlicher ist dieser negative Zusammenhang mit der Anzahl heißer Tage im Bochumer Innenstadtbereich und nördlich davon zu erkennen.



**Abbildung 11 räumliche Darstellung der Kaufkraft pro Haushalt in €** Die Farbskala ist so gewählt, dass weiße Flächen dem Median entsprechen. Quelle: eigene Darstellung – Daten: microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)



## 6.2.5 Bildung & Alter

Darüber hinaus stammen aus dem microm-Datensatz auch die Kontrollvariablen zu Schulbildung und Alter, welche im Folgenden vorgestellt werden, begonnen mit Bildung (Abb. 12). Beide Variablen enthalten keine Missings.

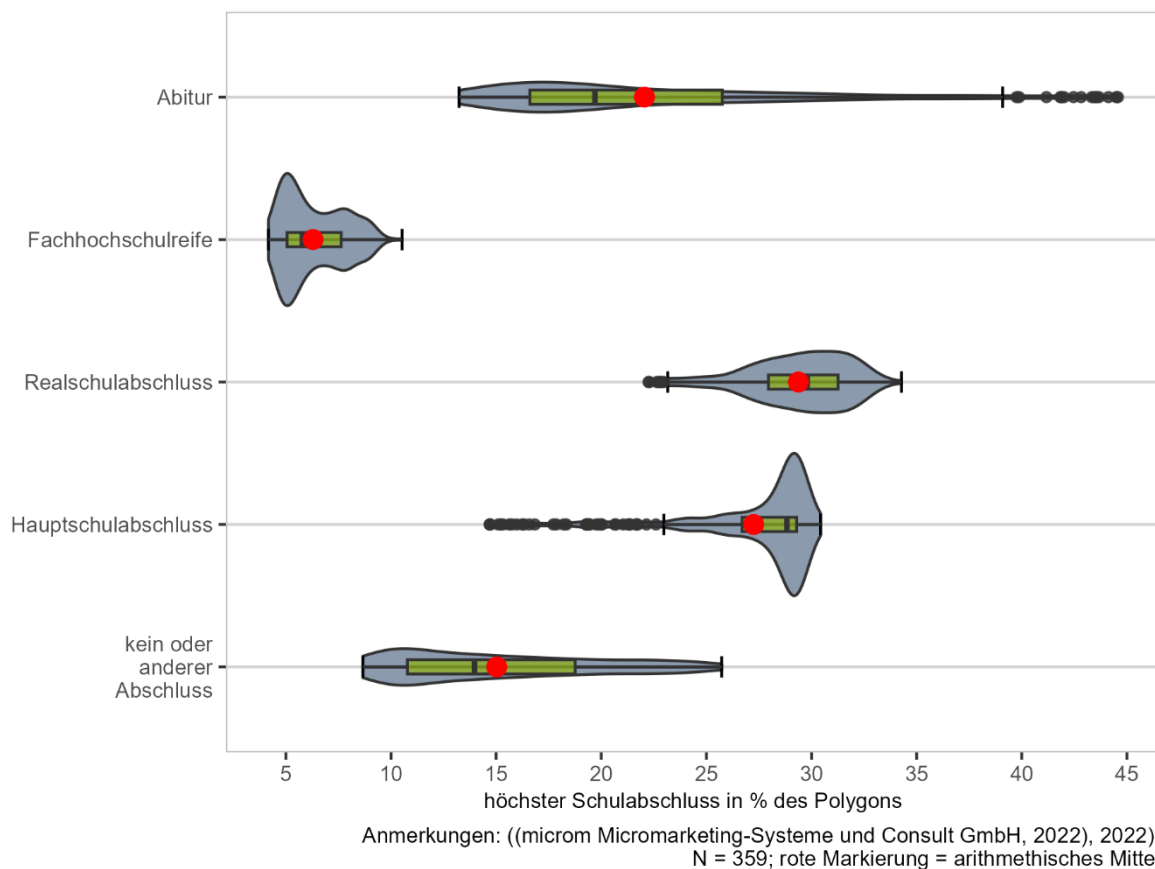
Bildung wird in Form *des prozentualen Anteils des höchsten Schulabschlusses pro Gebiet* gemessen, wodurch ein metrisches Skalenniveau für die Variable Bildung erreicht wird. Mit einem Median von 29,79% und einem Durchschnitt von 29,37% ist der Realschulabschluss in den meisten Gebieten prozentual der häufigste vorzufindende Schulabschluss. Dieser wird dicht gefolgt von einem Hauptschulabschluss (Median: 28,83%, arithmetisches Mittel: 27,25%). An dritter Stelle folgt das Abitur (Median: 19,7%, arithmetisches Mittel: 22,05%) und an vierter Stelle „keine oder andere Abschlüsse“ (Median: 13,97%, arithmetisches Mittel: 15,03%). In den wenigsten Gebieten haben Einwohnerinnen im Schnitt eine Fachhochschulreife (Median: 5,79%, arithmetisches Mittel: 6,29%).

Die IQR von Fachhochschulreife (2,57), Realschulabschluss (3,31) und Hauptschulabschluss (2,59) ist jeweils ähnlich niedrig, was auf eine jeweils relativ geringe Streuung zwischen den jeweiligen Gebieten hindeutet, wobei auch der Hauptschulabschluss recht weite Ausreißer nach unten hat. Abitur (9,14) und „kein oder anderer Abschluss“ (7,98) haben hingegen eine deutlich höhere IQR und gleichzeitig deutlich weiter gestreute Ausreißer. Dies spiegelt sich auch in den durchschnittlichen Standardabweichungen und den Minima und Maxima wider. Die größte Differenz liegt zwischen Abitur mit einem Minimum von 13,24 und einem Maximum von 44,57 sowie einer Standardabweichung von 7,4% und der Fachhochschulreife mit einem Minimum von 4,17% und einem Maximum von 10,53% sowie einer Standardabweichung von 1,46%.

Entsprechend unterschiedlich sind auch die Dichteverteilungen. Die Verteilung der Hauptschulabschlüsse über die Gebiete hinweg ist deutlich linksschief (extremes Maximum bei 29,18%) mit wenigen, aber weit gestreuten, Ausreißern auf der linken Seite. Die Verteilung der Realschulabschlüsse ist annähernd normalverteilt mit einer leichten Linksschiefe (extremes Maximum bei 30,66%). Die Verteilung der Fachhochschulabschlüsse ist grundlegend rechtsschief verteilt mit einem extremen Maximum von 5,07% und einem zweiten Hochpunkt bei 7,74%. Das Abitur ist deutlich rechtsschief über die Gebiete hinweg verteilt mit einem extremen Maximum bei 17,25%. Die Dichte von „Kein oder ein anderer Abschluss“ ist ebenfalls rechtsschief verteilt mit einem extremen Maximum von 10,64%. Diese schiefen Verteilungen deuten auf eine unterschiedliche räumliche Verteilung der Schulabschlüsse hin, da in der Summe immer 100% der Schulabschlüsse pro Gebiet erfasst wurden und wenn in einem Gebiet ein verhältnismäßig hoher Anteil an z.B. Abiturient\*innen vorliegt, wird der Anteil eines anderen Schulabschlusses entsprechend geringer ausfallen. Wie die räumliche Verortung dazu aussieht, wird im Folgenden beschrieben (Abb. im Anhang, Kapitel E).

Der Anteil an Einwohner\*innen mit Abitur weist 15 deutliche Ausreißer über dem 1,5 IQR auf, allerdings liegen über der besonders relevanten dreifachen

Standardabweichung nur zwei Beobachtungen. Damit werden auch diese Werte nicht als kritisch betrachtet.



**Abbildung 12 Boxplot Höchster Schulabschluss in %** Quelle: eigene Darstellung – Daten: microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)

Den höchsten Anteil an Abituren als höchsten Schulabschluss haben in Bochum vor allem Gebiete im Bochumer Süden (Weitmar-Mark und Stiepel) und nord-westlich des Stadtparks. Darüber hinaus haben Gebiete entlang einer Linie zwischen nordöstlichem Bochum, über Wiemelhausen, Weitmar bis in den Südosten nach Dahlhausen einen im Schnitt etwas höheren Anteil an Abituren. Fachhochschulabschlüsse sind grundlegend ähnlich über Bochum verteilt und es lässt sich eine deutliche Nord-Süd-Trennung (mit Ausnahme des nord-westlichen Stadtparks) erkennen. Durch die insgesamt weniger große Spannweite zwischen den Gebieten, sind die Fachhochschulabschlüsse insgesamt gleichmäßiger verteilt. Realschulabschlüsse liegen am häufigsten im nördlicheren Stadtgebiet vor, wobei sie insgesamt weniger einheitlich verteilt sind als die anderen Abschlussarten. Die niedrigsten Anteile an Realschulabschlüssen finden sich in den Gebieten mit hohen Anteilen an Abitur und Fachhochschulabschlüssen. Hauptschulabschlüsse sind komplementär zu Abituren verteilt. In Gebieten mit vielen Abiturient\*innen wohnen nur knapp halb so viele Hauptschüler\*innen, wie im restlichen Stadtgebiet. Dafür gibt es im restlichen Stadtgebiet kaum Unterschiede zwischen den einzelnen Gebieten; sie liegen jeweils sehr nah am Median. Gebiete mit hohen Werten für Einwohner\*innen ohne oder mit anderem Schulabschluss liegen vor allem im westlichen Innenstandbereich von Herner Straße bis südlich der

Alleestraße, im nord-westlichen Wattenscheid sowie in Werne und östlichem Langendreer. Auch für den Anteil von Einwohner\*innen ohne oder mit anderem Schulabschluss gilt, dass diese in Gegenden mit hohen Abiturient\*innenanteilen die Werte niedriger sind, wobei im Gegensatz zu den anderen Variablen die niedrigsten Werte vor allem über Weitmar-(Mark), Dahlhausen und Wiemelhausen verteilt sind.

Diese räumlichen Unterschiede entsprechen in Großteilen auch der Verteilung durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt. In den Gebieten mit einem hohen Bildungsabschluss ist auch die durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt hoch und andersherum. Diese Feststellung passt zu den gemachten Vorannahmen.

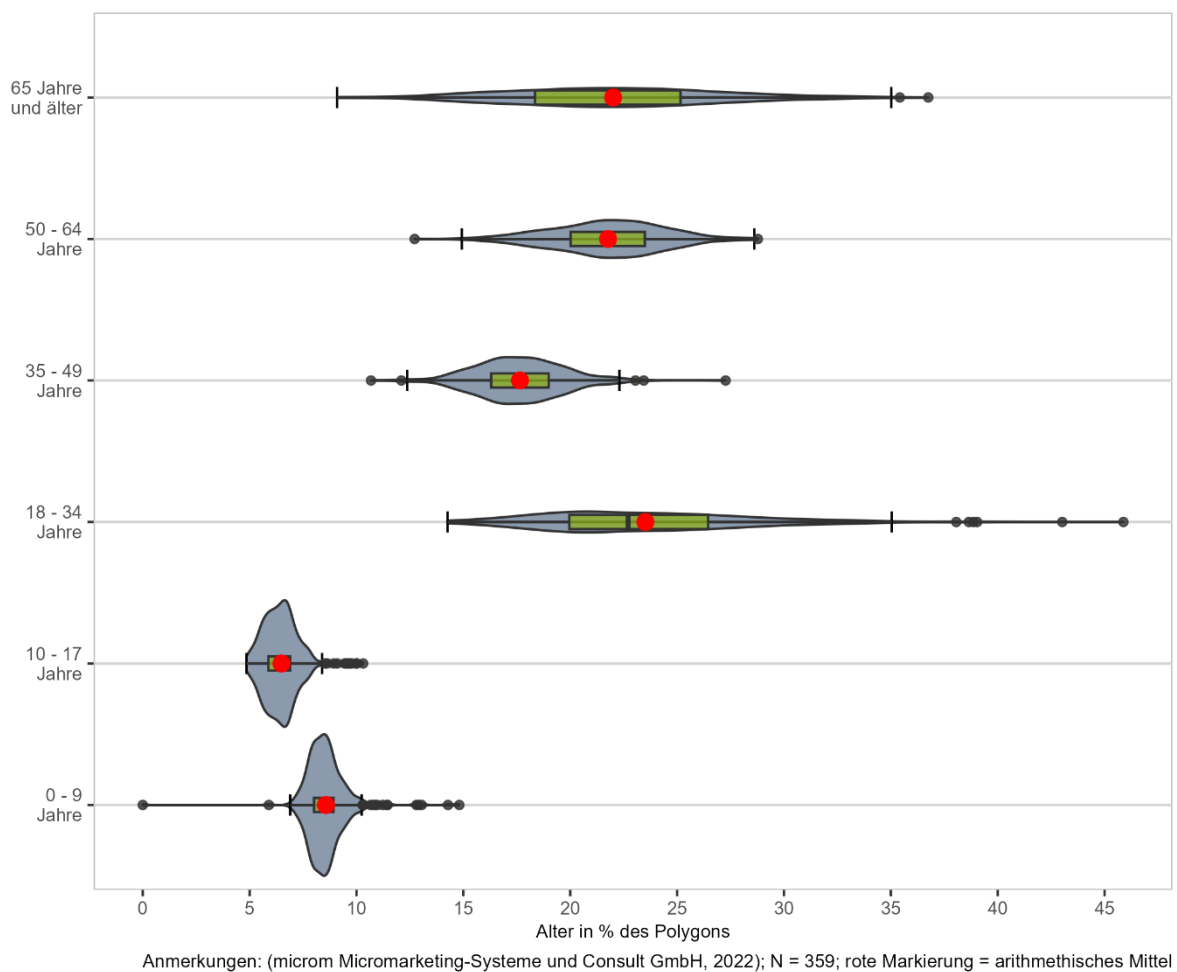
Als letztes wird nun das Alter beschrieben. Es wird ähnlich der Bildung als *prozentualer Anteil der jeweiligen Altersklasse pro Gebiet* angegeben und ist damit ebenfalls metrisch. Es liegen 6 Altersgruppen (0 - 9-Jährige, 10 - 17-Jährige, 18 - 34-Jährige, 35 - 49-Jährige, 50 - 64-Jährige und 65 und Ältere) vor. Den höchsten Anteil der Bevölkerung machen in den Gebieten 18 - 34-Jährige aus mit einem Median von 22,71 % und einem arithmetischen Mittel von 23,52 % (Abb. 13), dicht gefolgt von den Pensionären mit 65 Jahren und älter (Median: 22,00 %, arithmetisches Mittel: 22,01 %). An dritter Stelle folgen die 50 - 64-Jährigen (Median: 21,80 %, arithmetisches Mittel: 22,01 %). Wiederum mit kleinem Abstand liegt in den Gebieten der Anteil der 35 - 49-Jährigen (Median: 17,60 %, arithmetisches Mittel: 17,65 %). An den letzten beiden Stellen liegen die Anteile der 0 - 9-Jährigen (Median: 8,45 %, arithmetisches Mittel: 8,57 %) und der 10 - 17-Jährigen mit einem Median von 6,44 % und einem arithmetischen Mittel von 6,49 %. Die Altersstruktur lässt sich grob anhand von zwei Phänomenen erklären: Der Überhang an Gebieten mit höheren Älteren-Zahlen und niedrigeren Zahlen bei unter 18-Jährigen kann durch den demographischen Wandel erklärt werden. Dass die 18 - 34-Jährigen die größte Gruppe ausmachen, lässt sich dadurch erklären, dass Bochum eine studentisch geprägte Stadt mit 9 Hochschulen, die einen Standort in der Stadt haben, ist. Ein weiterer Faktor für diese spezifische Mittelwertverteilung liegt außerdem in der nicht gleichmäßigen Gruppenverteilung über die Alterskategorien hinweg.

Wie bereits für die Bildungsvariable summieren sich die Variablen zum Thema Alter für jeden Stadtteil auf 100% auf, sodass in Gebieten mit einem besonders hohen Wert in einem Altersbereich niedrigere Werte in einem anderen folgen. Der prozentuale Anteil der Altersklassen pro Gebiet wird entlang der IQR und der Standardabweichung in drei Gruppen unterteilt. Die Anteile der 18 - 34-Jährigen (IQR: 6,49 %, Standardabweichung: 4,97 %) und der über 65-Jährigen haben die höchsten Spannweiten. Für diese Altersgruppen gibt es die größten Unterschiede zwischen den Gebieten innerhalb von Bochum. Die Altersklassen 50 - 64 (IQR: 3,47 %, Standardabweichung: 2,60 %) und 35 - 49 (IQR: 2,69 %, Standardabweichung: 2,07 %) haben mittlere Unterschiede zwischen den Gebieten. Entsprechend liegen die prozentualen Anteile der 10 - 17-Jährigen (IQR: 1,01 %, Standardabweichung: 0,89 %) und der 0 - 9-Jährigen (IQR: 0,91 %, Standardabweichung: 1,06 %) am nächsten beieinander, womit auch die Unterschiede zwischen den Gebieten innerhalb Bochums am geringsten ausfallen.

Die Dichteverteilungen sehen wie folgt aus: Die Anteile der 0 - 9-Jährigen sind innerhalb der Gebiete normalverteilt, wobei es einzelne Ausreißer gibt. Das extreme Maximum liegt bei 8,48 %. Die Anteile der 10 - 17-Jährigen und der 18 - 34-Jährigen sind

jeweils rechtsschief verteilt. Das extreme Maximum der 10 - 17-Jährigen liegt bei 6,64 %, das der 18 - 34-Jährigen bei 20,79 %. Die letzten drei Variablen sind jeweils (annähernd) normalverteilt, wobei die 50 - 64-Jährigen leicht linksschief sind. Das absolute Maximum der 35 - 49-Jährigen liegt bei 17,12 %, das der 50 - 64-Jährigen bei 21,85 und das der 65 Jahre alte und älteren schließlich bei 21,83 %. Im nächsten Schritt wird die räumliche Verteilung der Altersstruktur beschrieben (Karten siehe Anhang, Kapitel F).

Der Anteil an Einwohner\*innen über 65 weist 2 Ausreißer über dem 1,5 IQR auf, wobei beide unter der besonders kritischen dreifachen Standardabweichung liegen.



**Abbildung 13 Boxplot Gruppirtes Alter in %** Quelle: eigene Darstellung – Daten: microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)

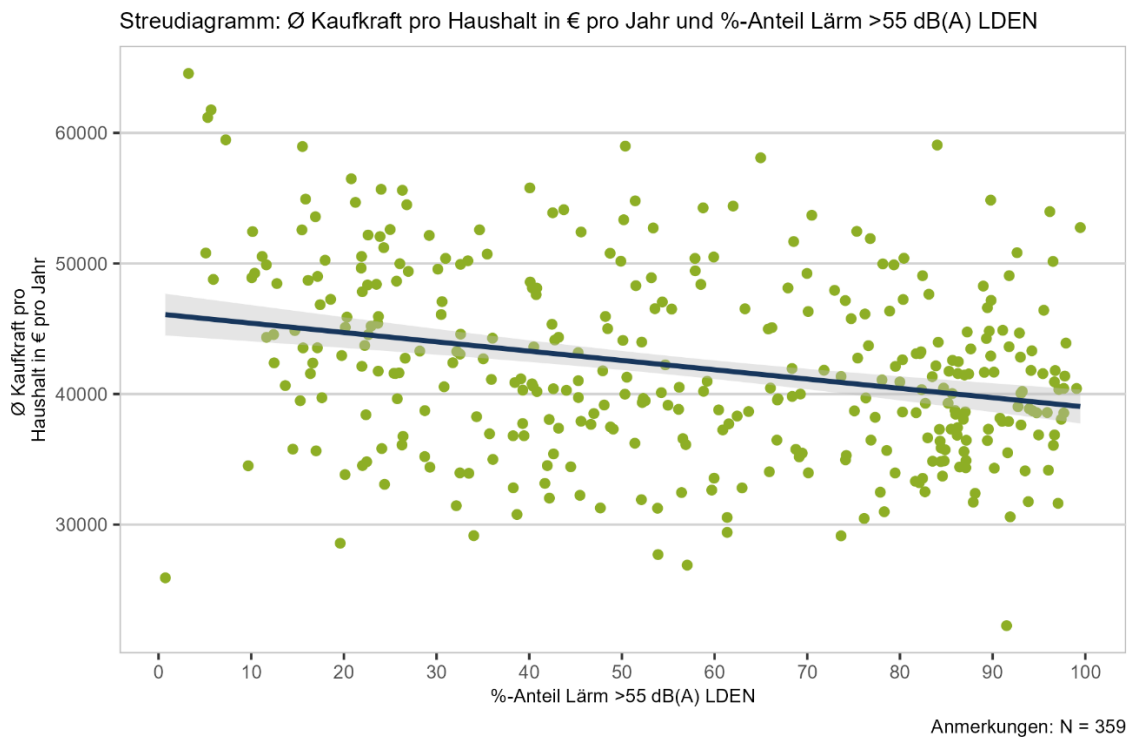
Die beiden Variablen der unter 18-Jährigen sind sehr gleichmäßig verteilt, dabei gibt es eine leichte Tendenz, dass am Stadtrand in allen Himmelsrichtungen eher die Gebiete mit höheren Anteilen an Kindern und Jugendlichen wohnen und im Stadtzentrum, sowie nördlich der Campus von Hochschule für Gesundheit, Ruhr-Universität Bochum und Hochschule Bochum weniger Kinder und Jugendliche leben. Die Top 10 der hohen Anteile an Kindern und Jugendlichen liegen außerdem vor allem in Gebieten mit besonders geringer Einwohner\*innenanzahl und sind daher nicht aussagekräftig. Der Anteil der Einwohner\*innen zwischen 18 und 34 ist rund um die

genannten Campus der drei Hochschulen besonders hoch, was auf hohen Anteil Studierender in diesen Gebieten deutet. Die fünf Gebiete mit den höchsten Anteilen in dieser Alterskategorie liegen dort. Darüber hinaus wohnen viele junge Erwachsene in der Innenstadt sowie westlich und nördlich davon, aufgespannt zwischen Hattinger Straße und Herner Straße, innerhalb des Autobahnringes. Leicht überdurchschnittlich sind 18 - 34-Jährige außerdem in Wattenscheid und Langendreer vertreten. In Weitmar, Weitmar Mark, Stiepel und Bochum Nord ist der Anteil junger Erwachsener hingegen geringer oder durchschnittlich verteilt. Die Altersklasse der 35 - 49-Jährigen stellt eine Übergangsgruppe zu den beiden ältesten Alterskategorien dar. Ihre höchsten Anteile liegen in Langendreer entlang der S-Bahnlinie und vereinzelt an den Stadträndern. Leicht überdurchschnittliche Werte finden sich außerdem in der Nähe der 3 Hochschulcampus, sowie in der Innenstadt ähnlich den jungen Erwachsenen. Die Höchstwerte der beiden ältesten Gruppen liegen vermehrt im Westen Bochums. Der innerstädtische Bereich mit den westlichen Ausläufern von Hattinger Straße bis zur Herner Straße sowie insbesondere der Bereich rund um die 3 Hochschulcampus weist geringere Anteile auf. Für den Anteil der 50 - 64-Jährigen liegen die am häufigsten bewohnten Gebiete in Wattenscheid-Höntrop, Dahlhausen und Linden. Aber auch in Stiepel und entlang der A43 liegen Gebiete mit (leicht) überdurchschnittlichen Gebieten. Der Anteil der 65-Jährigen und Älteren ist in Weitmar, Wattenscheid und Weitmar-Mark überdurchschnittlich, aber auch im Bochumer Süden, in Altenbochum, in Wiemelhausen südlich der Hattinger Straße, vereinzelt im Bochumer Norden sowie südlich von Langendreer leicht erhöht. In der Innenstadt, sowie nördlich davon und rund um die Universitätscampus im Bochumer Süd-Osten ist der Anteil der Personen im Rentenalter hingegen besonders gering.

Es lässt sich insgesamt ein positiver Zusammenhang zwischen dem Anteil 65-Jähriger und älterer sowie der durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt erkennen, wobei dieser geringer ausfällt als für den prozentualen Anteil an Einwohner\*innen mit Abitur. Besonders deutlich wird der Zusammenhang im Bochumer Süden (älter und reicher), sowie rund um die Innenstadt (jünger und ärmer).

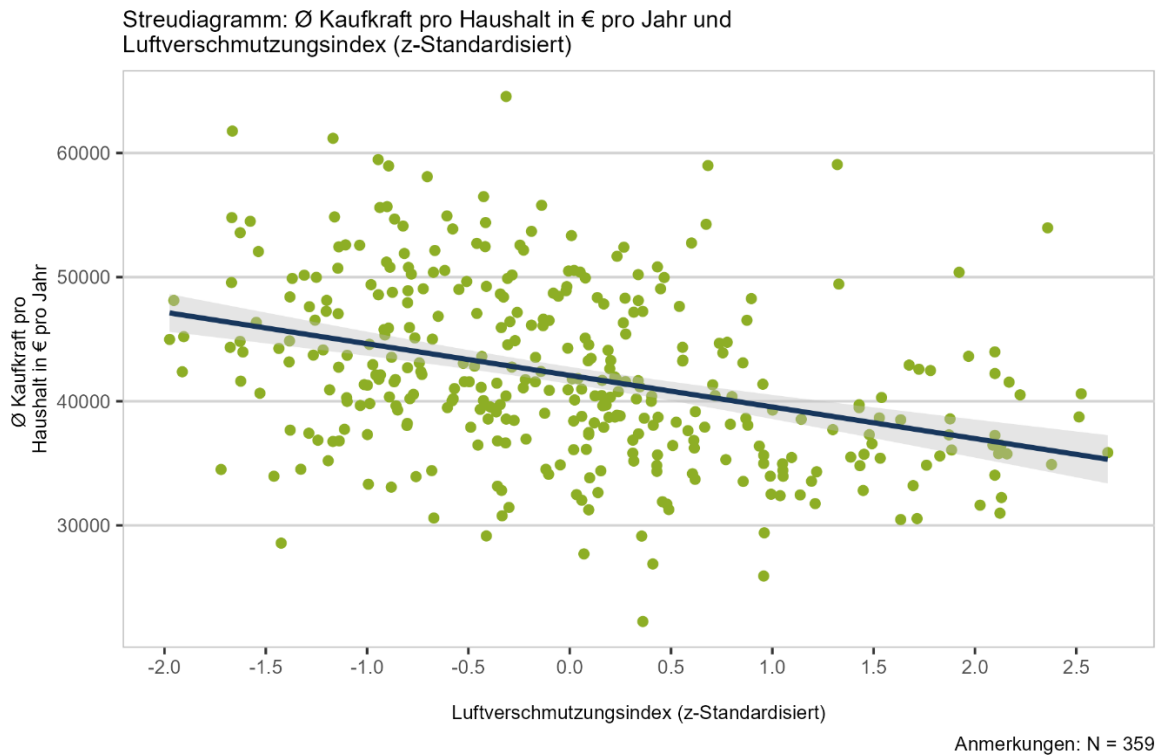
### 6.3 Bivariate Verteilungen

Um einen ersten Eindruck des Zusammenhangs der Variablen mit der abhängigen Variable durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt zu erhalten und deren Linearität (A1) zu bewerten, werden in diesem Kapitel die Streudiagramme grafisch betrachtet. Gleichzeitig wird dabei grafisch die Homo- oder Heteroskedastizität (A4) der Zusammenhänge geprüft. Das Streudiagramm der durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt in Euro/Jahr und dem prozentualen Flächenanteil mit Lärm über 55 dB(A)  $L_{DEN}$  (Abb. 14) zeigt einen schwachen negativen, linearen Zusammenhang und Homoskedastizität, das heißt, dass die Residuen gleichmäßig über die vertikale Verteilung hinweg verteilt sind.



**Abbildung 14 Streudiagramm durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt in €/Jahr & %-Anteil Lärm >55 dB(A) LDEN** Quelle: eigene Berechnung und Darstellung – Daten: Stadt Bochum (2023) & microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)

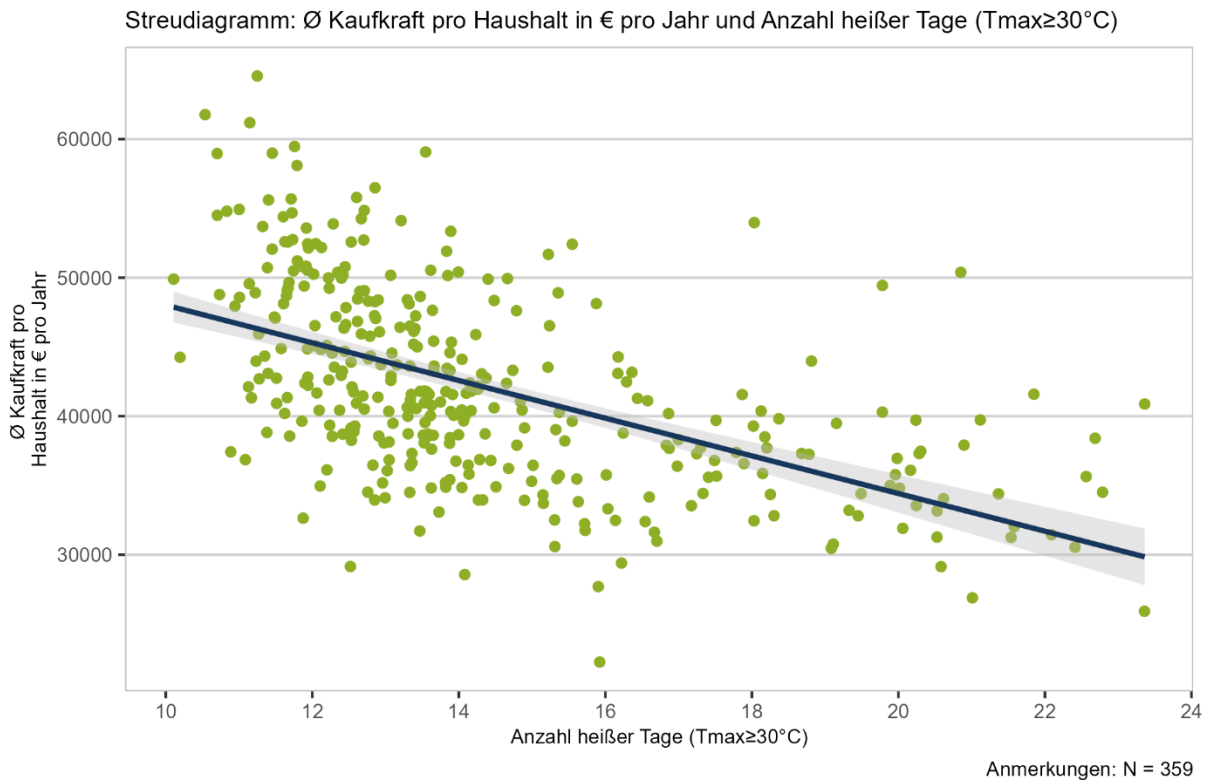
Im Streudiagramm der durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt mit dem Luftverschmutzungsindex (Abb. 15) lässt sich ein etwas stärkerer negativer, linearer Zusammenhang, als in der vorherigen Grafik erkennen. Auch hier sind die Werte homoskedastisch verteilt.



**Abbildung 15 Streudiagramm Ø Kaufkraft pro Haushalt in €/Jahr & Luftverschmutzungsindex**

Quelle: eigene Berechnung und Darstellung – Daten: eigene Berechnung & LANUV (2023a) & microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)

Auch im Streudiagramm der durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt mit der Anzahl heißer Tage (Abb. 16) lässt sich ein negativer, näherungsweise linearer Zusammenhang, sowie eine homoskedastische Verteilung der Werte erkennen. Die Streudiagramme für die drei anderen Hitzevariablen finden sich nur im Anhang (Kapitel G), da sie im Folgenden nicht weiter in die Regression eingehen.



**Abbildung 16 Streudiagramm Ø Kaufkraft pro Haushalt in €/Jahr & Anzahl heißer Tage** Quelle: eigene Berechnung und Darstellung – Daten: GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.) (2023) & microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)

Für die Kontrollvariablen Bildung und Alter finden sich die Grafiken im Anhang (Kapitel H). Insbesondere der Anteil der Einwohner\*innen mit 65 und älter sowie der Anteil der Einwohner\*innen mit Abitur sind im Folgenden besonders relevant. Der Anteil der Einwohner\*innen mit 65 und älter ist homoskedastisch verteilt und ein positiver, linearer Zusammenhang mit Kaufkraft ist erkennbar. Der Anteil der Einwohner\*innen mit Abitur zeigt ebenfalls einen positiven, annähernd linearen Zusammenhang, allerdings weisen die Punkte ein leicht heteroskedastisches Verhalten. Dies bedeutet, dass die Residuen nicht gleichverteilt sind (Backhaus et al., 2018, 94f).

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass für alle unabhängigen Variablen und Kontrollvariablen die grafische Interpretation der Streudiagramme in dieselben Richtungen laufen, wie auch in der aufgestellten Hypothese.

## 6.4 Korrelation

In Tabelle 2 sind die Pearsons Produkt-Moment-Korrelationen ( $r$ ) aller in der Regression genutzten Variablen sowie ihrer herleitenden Variablen ( $\text{NO}_x$ ,  $\text{SO}_x$  und  $\text{PM}_{10}$ ) zu sehen. Für die Regression sind die Korrelationen mit der durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt in € pro Jahr besonders relevant, daher wird bei der Beschreibung einen Fokus auf die erste Spalte gelegt.

Zwischen der räumlichen Verteilung von Lärm über 55 dB (A)  $L_{\text{DEN}}$  und der Kaufkraftvariable besteht ein mittlerer negativer Zusammenhang von  $r = -0,28$ . Dies deutet auf einen Zusammenhang entsprechend der Hypothese einer negativen Beeinflussung der durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt durch Lärmbelastungen. Mit



$r = -0,38$  für  $\text{NO}_x$ ,  $r = -0,21$  für  $\text{SO}_x$  und  $r = -0,38$  für  $\text{PM}_{10}$  ergeben sich für den Luftverschmutzungsindex ( $r = -0,36$ ) und seine Ursprungsvariablen ebenfalls mittlere negative Zusammenhänge, wobei das  $r$  von  $\text{SO}_x$  etwas kleiner ist als von den anderen beiden. Auch dies deutet in die gleiche Richtung, wie die theoretische Annahme, dass Luftverschmutzung einen negativen Zusammenhang mit der durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt aufweist.

Die Kennwerte der Hitzeverteilung sind über die Stadt hinweg für alle vier Variablen ähnlich verteilt, woraus folgt, dass auch die Vergleiche mit der durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt sehr ähnlich sind. So liegen für alle Hitzevariablen die Pearsons-- Korrelationskoeffizienten mit Kaufkraft pro Haushalt zwischen  $-0,47$  und  $-0,56$ . Damit handelt es sich für Temperatur um 4:00 Uhr um einen mittleren negativen Zusammenhang und für die anderen drei Hitzevariablen um einen hohen negativen Zusammenhang. Wie für die ersten beiden unabhängigen Variablen wird auch hier die Annahme bestätigt, dass in eher eng besiedelten Gebieten mit ärmeren Kaufkraftgebieten auch die Hitzebelastung höher ist.

Damit bestehen zwischen den drei erklärenden Variablen und der abhängigen Variable jeweils mittlere bis hohe negative Zusammenhänge. Wie dies für die Kontrollvariablen aussieht, wird im nächsten Schritt betrachtet.

Die Bildungsvariablen deuten auf eine hohe räumliche Korrelation mit der Kaufkraftvariable hin, welche stark vom jeweiligen Schulabschluss abhängt. Kein oder ein anderer Schulabschluss ( $r = -0,78$ ) und der Hauptschulabschluss ( $r = -0,72$ ) haben eine sehr starke negative Korrelation und ein Realschulabschluss weist ein mittleres negatives  $r$  ( $r = -0,45$ ) auf. Dem entgegen haben Fachhochschulreife ( $r = 0,81$ ) und Abitur ( $r = 0,82$ ) einen sehr hohen positiven Zusammenhang mit der Verteilung der Kaufkraft. Dies deutet insgesamt darauf hin, dass ein höherer Schulabschluss zunächst den negativen Einfluss mindert und bei den höchsten beiden Schulabschlüssen zu einem sehr hohen positiven Zusammenhang führt.

Für das Alter bestehen ebenfalls deutliche Korrelationen mit Kaufkraft. Im Alter 0 - 17 liegt kein Zusammenhang (0 - 9;  $r = 0,03$ ) bzw. ein geringer positiver Zusammenhang (10 - 17;  $r = 0,14$ ) vor. In diesem Zeitraum findet größtenteils keine Erwerbstätigkeit statt, was den geringen Zusammenhang erläutern kann. Im Alter zwischen 18 und 49 liegt ein negatives hohes (18 - 34;  $r = -0,64$ ) bzw. mittleres (35 - 49;  $-0,41$ )  $r$  vor. Für den Anteil der 50 - 64-Jährigen ( $r = 0,54$ ) und für 65-Jährige und Ältere ( $r = 0,5$ ) liegt ein (knapp) hohes positives  $r$  vor. Insgesamt spiegeln die Korrelationen die Zunahme der Kaufkraft bis zum Eintritt ins Rentenalter wider und für das Renteneintrittsalter bleibt die bis dahin entstandene Verteilung erhalten.

Zu beachten gibt es darüber hinaus die mittlere positive Korrelation der unabhängigen Variablen Lärmbelastung ( $r = 0,38$ ) und heißen Tagen ( $r = 0,43$ ) jeweils mit dem Luftverschmutzungsindex. Zwischen Lärmbelastung und heißen Tagen besteht wiederum kein Zusammenhang bei einem  $r$  von  $0,02$ .

Weitere (sehr) hohe Korrelationen bestehen vor allem jeweils untereinander zwischen den Variablen des Luftverschmutzungsindex (Maximum von  $r = -0,80$  zwischen  $\text{NO}_x$  und  $\text{PM}_{10}$ ), den Hitzevariablen ( $r$ -Werte zwischen  $0,74$  und  $0,96$ ), den Bildungsabschlussvariablen (Maximum von  $r = -0,95$  zwischen Abitur und

Hauptschulabschluss), sowie den Altersvariablen (Maximum von  $r = -0,83$  zwischen 35 - 49-Jährigen und über 65-Jährigen).

Die hohen Korrelationen zwischen  $\text{NO}_x$ ,  $\text{SO}_x$  und  $\text{PM}_{10}$  sind zum einen zu erwarten, da die Emissionen aus ähnlichen Quellen entstehen und bestätigen passend zur Theorie eine ähnliche Effektrichtung der Variablen. Zum anderen sind sie für die Regression nicht weiter relevant, da sie in Form des zusammenfassenden Luftverschmutzungsindex in die Regression eingehen.

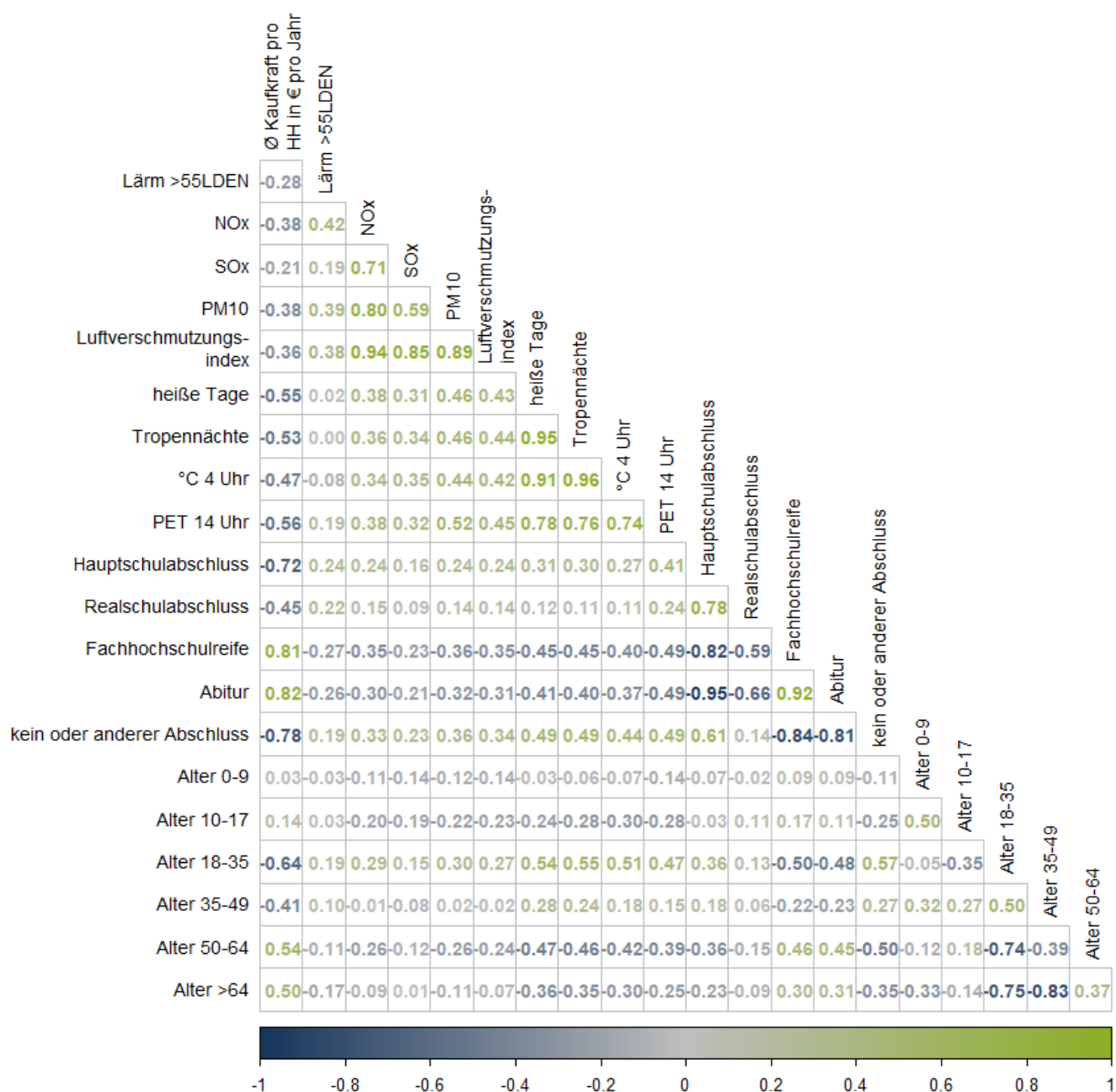
Auch die hohen Korrelationen der vier Hitzevariablen, lassen sich durch das gleiche gemessene theoretische Konstrukt erklären. Wenn alle vier Variablen in die Regression eingehen würden, entstünde daraus eine für die Regression relevante Multikollinearität (A6), welche die Berechnung des Modells erschwert und auf eine doppelte Betrachtung derselben Information deutet (Backhaus et al., 2018, S. 98). Daher geht im Weiteren nur die Anzahl der heißen Tage in die Berechnungen ein. Sie hat die zweithöchste Korrelation unter den Hitzevariablen mit der durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt ( $r = -0,55$  vs.  $-0,56$ ) und stammt aus einem etwas weniger komplexen Modell, sodass die Daten etwas stabiler sind (GEO-NET Umweltconsulting GmbH, 2021, S. 14ff).

Die hohen Korrelationen innerhalb der Bildungs- und der Altersvariablen lassen sich durch ihre Komplementarität erklären, da es sich um Prozentwerte handelt, die in Summe der jeweiligen Variablen jeweils 100% der Einwohner\*innen eines Gebiets abdecken. Auch hier entstünde eine relevante Multikollinearität. Aus diesem Grund geht in die weitere Betrachtung der Kontrollvariablen jeweils nur eine Variable der beiden Variablengruppen in die Regression ein. Für die Bildung ist dies der prozentuale Anteil des Abiturs pro Gebiet und für das Alter der prozentuale Anteil der 65-Jährigen und älter pro Gebiet. Beide Variablen stellen Randausprägungen dar und sind daher einfacher zu interpretieren. Außerdem passen sie auch zu den theoretischen Annahmen bezüglich der Variablen. Steigende Bildung und steigendes Alter sollen laut dieser zu einer höheren durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt führen, das heißt, ein hoher Anteil an Einwohner\*innen mit Abitur und ein hoher Anteil an 65-Jährigen und Älteren müsste jeweils zu einer höheren durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt führen.

Zuletzt sei kurz auf die negative hohe bis mittlere Korrelation zwischen dem Anteil an 18 - 34-Jährigen und dem Anteil an Fachhochschulabschlüssen ( $r = -0,5$ ) bzw. Abituren ( $-0,48$ ), sowie die positive hohe Korrelation mit dem Anteil an keinen oder anderen Schulabschlüssen ( $r = 0,57$ ) hingewiesen. Trotz der zahlreichen Universitäten scheint in Gebieten mit hohem Anteil junger Erwachsener der Anteil der höheren Schulabschlüsse dort tendenziell geringer zu sein als in anderen Gebieten Bochums.<sup>13</sup>

---

<sup>13</sup> Eine Übersicht der Signifikanzniveaus der Pearson-Korrelationen findet sich im Anhang in Kapitel I.



**Tabelle 2 Korrelationstabelle mit Pearsons r** Quelle: eigene Berechnung und Darstellung – Daten: eigene Berechnung & (GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023; LANUV, 2023a; microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022; Stadt Bochum, 2023)

Wie im methodischen Vorgehen erläutert, ist durch die räumliche Verortung der Daten die Möglichkeit einer räumlichen Autokorrelation gegeben. Diese wird hier erstmalig mit Hilfe von Morans I untersucht. Zuerst wird die Nachbarschaftsmatrix

bestimmt. Eine übliche Berechnungsmethode ist der Vergleich der Zentroide<sup>14</sup> miteinander (Ward & Gleditsch, 2019, S. 63). Für Bochum beträgt die Mindestdistanz zwischen den Zentroiden zweier Polygone damit alle Polygone mindestens einen Nachbarn haben allerdings 1.257,37 m. Dies ist so weit, dass es im Maximum ein Polygon mit 33 Nachbarschaften gibt und im arithmetischen Mittel Polygone 14,52 Nachbarn aufweisen, wodurch die Nachbarschaftsbestimmung mittels Zentroiden sehr grob ist (Bivand et al., 2008, S. 248).

Auf dieses Problem deuten auch Pebesma und Bivand hin und schlagen als Alternative eine Definition der Nachbarschaften über gemeinsame Polygongrenzen (spatially contiguous neighbors) vor (2023, S. 191). Diese Methode unterschätzt im Gegensatz zur Messung über Zentroiden den Nachbarschaftseinfluss von Polygonen, welche z.B. über schmale Polygone hinweg noch einen Einfluss auf Nachbarn 2. Grades haben, da es die Größenunterschiede zwischen Polygonen nicht beachtet (Duncan et al., 2017, S. 4). Im direkten Vergleich für Bochum führt die Definition über Polygongrenzen zu gleichmäßigeren Verteilungen von Nachbarschaften, wobei die zentrumsnahen, kleineren Polygone etwas weniger Nachbarn aufweisen und die größeren Polygone am Stadtrand etwas mehr. Das Polygon mit den meisten Nachbarschaften hat in diesem Fall 16 Nachbarn, 6 Polygone haben nur 2 Nachbarn und im arithmetischen Mittel haben sie 5,98 Nachbarn. Insgesamt gibt es dadurch 2148 Nachbarschaften in Bochum, das sind 1,67 % der möglichen Nachbarschaftsverbindungen. Im Anschluss an die Berechnung der binären Nachbarschaftsmatrix findet zusätzlich die erläuterte Zeilenstandardisierung statt.

Das globale Morans I für die abhängige Variable (durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt in Euro pro Jahr) beträgt 0,514 und ist damit deutlich größer als der Erwartungswert von -0,003, außerdem ist es mit  $p < 0,001$  signifikant (Bivand et al., 2008, S. 261; Ward & Gleditsch, 2019, S. 43). Auch die Monte-Carlo Simulation von Morans I (Bivand et al., 2008, 264f) kommt bei 1000 Simulationen auf das gleiche Ergebnis mit einem signifikanten  $p = 0,001$ . Dies bestätigt die Hypothese der räumlichen Autokorrelation innerhalb der Daten. Die räumliche Ebene muss auch in die weiteren Betrachtungen mit einfließen.

Im nächsten Abschnitt werden diese Erkenntnisse in die Regressionsmodelle mit einbezogen.

## 6.5 Regressionsmodelle

Um den durchschnittlichen Effekt von Lärmbelastung, Luftverschmutzung und Hitze auf die durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt in Euro pro Jahr zu schätzen, wird eine räumliche, multivariate Maximum-Likelihood-Regression schrittweise hergeleitet. Zunächst erfolgt dazu eine klassische Herleitung mittels OLS-Regression und Überprüfung der Vorannahmen der letzten OLS-Regression.

Aufgrund der bereits in Kapitel 2.3. erwähnten und in der Analyse bestätigten hohen Korrelation wird als Basisregression eine Regression der Kontrollvariablen auf die

---

<sup>14</sup> Eine Darstellung der Zentroide, sowie der Nachbarschaftsbeziehungen der beiden vorgestellten Berechnungsmethoden findet sich im Anhang, Kapitel J.

unabhängige Variable berechnet. Durch die hohe Korrelation zwischen den diversen Bildungs- und Altersvariablen ist für diese bereits von Multikollinearität auszugehen. Um dies zu bestätigen, wird der Variance Inflation Factors (VIF) für jeweils eine Regression mit allen Bildungs- und allen Altersvariablen berechnet. Die VIF für die Kontrollvariablen liegen für beide Variablen alle über 41191,39 bzw. über 4672,61, also deutlich über dem kritischen Wert von 10<sup>15</sup>. Durch die Reduzierung auf den prozentualen Anteil der Abiturient\*innen bzw. der 65-Jährigen und Älteren pro Gebiet in OLS o (Tabelle 3), liegt der neue VIF bei jeweils 1,10 und damit im sicheren Bereich.

Im Anschluss werden jeweils separate Regressionen mit den einzelnen Variablen Lärmbelastung, Luftverschmutzung und Hitze durchgeführt (siehe Tabelle 3, OLS 1-3). Wie bereits für die Kontrollvariablen wird – aus den Ergebnissen der Korrelation abgeleitet – der VIF für eine OLS-Regression mit allen diskutierten Hitzevariablen vor der Berechnung von OLS 3 berechnet. Die VIF der Anzahl heißer Tage (11,96), der Anzahl an Tropennächten (25,15) sowie der Temperatur um 4:00 an einem modellierten autochthonen Sommertag (13,31) lagen jeweils über dem kritischen Wert von 10. Für PET betrug der VIF nur 2,58, was darauf hindeutet, dass die Variable anders verteilt ist als die anderen drei. Die grundlegende Notwendigkeit, nicht alle Hitzevariablen mit aufzunehmen, wird somit bestätigt.

Auf die bivariaten Regressionen folgt eine gemeinsame Regression der drei unabhängigen Variablen auf die abhängige Variable (Tabelle 3, OLS 4). Entsprechend des hohen Zusammenhangs von Alter und Bildung werden in OLS 5 (Tabelle 3) die dazugehörigen Variablen mit aufgenommen. In der angepassten Korrelation liegt der VIF zwischen 1,26 und 1,64, also deutlich unter dem kritischen Wert. Damit liegt keine Multikollinearität vor.

Für die angepasste Regression (OLS 5) werden nun die fehlenden Prämissen der OLS-Regression überprüft.

Zunächst wird geprüft, ob Fehler in der Spezifikation des Modells aufgedeckt werden können (A3). Dazu werden die Kovarianz zwischen der unabhängigen Variablen des Modells und den Residuen der Regression berechnet und das dazugehörige Streudiagramm betrachtet. Die Kovarianzen liegen nahe Null und das Streudiagramm lässt keine erkennbaren Muster erkennen. Das heißt, dass mit Hilfe dieses Tests keine Fehler festgestellt werden können.

Im Anschluss daran wird die für das Abitur festgestellte Heteroskedastizität untersucht. Dazu wird OLS 5 erneut, jedoch mit heteroskedastizitätsrobusten Schätzern berechnet (Hayes & Cai, 2007, S. 713). Es zeigt sich, dass sich die Standardfehler leicht unterscheiden, aber sich nichts an den grundsätzlichen Aussagen ändert<sup>16</sup>. Daher sind diesbezüglich keine weiteren Anpassungen der Regression nötig.

---

<sup>15</sup> Die OLS-Regression mit allen Kontrollvariablen findet sich im Anhang in Kapitel K.

<sup>16</sup> Die OLS-Regression mit heteroskedastizitätsrobusten Schätzern findet sich im Anhang in Kapitel K.

Darauffolgend wird eine Residuenanalyse<sup>17</sup> für OLS 5 durchgeführt, um eine Normalverteilung der Residuen zu überprüfen. Dabei ist festzustellen, dass das Maximum die Dichteverteilung der Residuen mit 184,57 leicht über 0 liegt und bei ca. +/-4500 leichte Auswölbungen vorliegen. Der Q-Q-Plot weist ebenfalls an den Rändern sehr geringe Abweichungen von der Normalverteilung auf. Das Streudiagramm weist auf der linken Seite mehr Punkte auf als auf der rechten Seite, ist aber insgesamt relativ gleichmäßig verteilt. Insgesamt liegt damit eine vernachlässigbare Abweichung von der Normalverteilung bei den Randwerten der Residuen vor.

Der Vollständigkeit halber wird OLS 5 ebenfalls mit Hilfe des Durbin-Watson-Tests auf eine allgemeine Autokorrelation getestet. Der Test lehnt mit 0,27 und einem p-Wert von 0 die Nullhypothese, dass es keine Autokorrelation gibt, ab und zeigt eine positive Autokorrelation an (Urban & Mayerl, 2018, S. 292). Dies passt zur Annahme räumlicher Autokorrelation, welche für die Residuen der OLS 5-Regression entsprechend des Moran Is von 0,155 (mit Erwartungswert = -0,010) und einer Signifikanz von  $p < 0,001$  ebenfalls bestätigt wird. Im Vergleich mit den anderen OLS kann zusätzlich festgestellt werden, dass Morans I durch die gleichzeitige Betrachtung der Umweltbelastungen in OLS 4 von einem Morans I zwischen 0,436 und 0,323 für OLS 1-3 bereits auf ein Morans I von 0,264 gesunken ist. Für OLS 5 liegt also bereits ein deutlich reduzierte, wenn auch noch immer relevante, räumliche Autokorrelation vor.

Um den räumlichen Effekt mit aufzunehmen, wird ein Simultaneous Autoregressive Model gerechnet, bei dem ein *spatial lagged-Term*, also ein Nachbarschaftsgewicht, mit in die Regression aufgenommen wird (Bivand et al., 2008, S. 277; Ward & Gleditsch, 2019, S. 50). Da die Berechnung mittels OLS zu Verzerrungen führt, wird für genauere Ergebnisse alternativ eine Maximum Likelihood Schätzung umgesetzt (Ward & Gleditsch, 2019, S. 54f). Mit einem mit  $p < 0,001$  signifikanten Morans I von 0,080 und einem Erwartungswert von -0,003 für die abschließende Regression ist die räumliche Autokorrelation deutlich zurückgegangen, aber nicht ganz verschwunden. Dies kann dadurch entstehen, dass die bestimmten Nachbarschaftsgewichte die räumliche Autokorrelation nicht vollständig abdecken. Beispielsweise können auch Nachbarschaften an den Stadtgrenzen oder Effekte auf einer höheren oder niedrigeren Ebene als die PLZ8-Gebiete für eine räumliche Autokorrelation sorgen.

Die Anpassungsgüte der Modelle ( $R^2$ ) steigt deutlich durch die Hinzunahme der Kontrollvariablen. Das Basismodell der Kontrollvariablen (OLS 0) weist ein adjustiertes  $R^2$  von 0,74 auf. Es können also bereits 74% der Streuung der Residuen durch die Kontrollvariablen erklärt werden (Backhaus et al., 2018, S. 77). Für die bivariate Regression des prozentuellen Flächenanteils mit über 55 dB(A)  $L_{DEN}$  (der Lärmbelastung) mit der durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt pro Jahr in Euro (OLS 1) liegt das  $R^2$  bei 0,08. Das  $R^2$  für den Index der Luftverschmutzung (OLS 2) liegt etwas höher bei 0,13. Für die Anzahl heißer Tage (OLS 3) liegt das  $R^2$  mehr als doppelt so hoch, bei 0,30. Eine gemeinsame OLS-Regression (OLS 4) der drei unabhängigen Variablen weist ein adjustiertes  $R^2$  von 0,37 auf und ist damit etwas höher als die einzelnen Variablen (Backhaus et al., 2018, S. 78f). Durch die drei erklärenden Variablen

---

<sup>17</sup> Die grafische Darstellung der Residuenanalyse findet sich im Anhang in Kapitel M.

allein kann also etwas mehr als ein Drittel der Streuung der Residuen erklärt werden. Durch Hinzunahme der Kontrollvariablen steigt das adjustierte  $R^2$  auf 0,77, es können entsprechend 77% der Varianz durch das Modell OLS 5 erklärt werden. Damit beträgt die Zunahme der erklärten Varianz durch die Umweltbelastungen nur 3%. Anders ausgedrückt können allerdings die Umweltbelastungen als Kontextvariablen zusätzlich zu den Haupteinflüssen Bildungsstand und Alter ca. 8,20% der noch unerklärten Varianz erklären und das Modell entsprechend verbessern.

Für das Bestimmtheitsmaß des Spatial Lagged-Modells wird auf die Berechnung mittels Maximum Likelihood auf das AIC zurückgegriffen. Dieses wird im Vergleich für ein lineares ähnliches Modell (mit 6855,88), sowie für ein räumliches Modell (mit 6848,10) angegeben. Dabei ist der Wert für das vorliegende räumliche Modell kleiner und damit besser angepasst (Backhaus et al., 2018, S. 315).

Der Standardfehler der Residuen für OLS 0 liegt bei 3582,28 und beträgt relativ, im Vergleich zum arithmetischen Mittel der durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt, 8,51%. Die Standardfehler der Residuen werden von OLS 1 bis OLS 5 jeweils geringer. Für OLS 1 ist er mit 6776,52 am größten und beträgt im Vergleich zum arithmetischen Mittel 16,10%. Für OLS 5 macht der Standardfehler der Residuen mit 3356,22 nur noch 7,97% aus. Damit wird die Anpassung der OLS-Regressionen an die Daten durch Hinzunahme der Variablen Schritt für Schritt besser und ist auch zusätzlich etwas besser als das Basismodell (OLS 0) (Backhaus et al., 2018, S. 84).

Da, wie bereits gezeigt, auch das Morans I für die Regression mit Spatial Lag geringer ist als ohne, kann insgesamt davon ausgegangen werden, dass das Spatial Lagged-Modell am besten an die vorliegenden Daten der Stadt Bochum angepasst ist.

| Regressionsmodelle (z-Standardisiert)            |                        |                         |                         |                         |                         |                         |                          |
|--------------------------------------------------|------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|--------------------------|
| Abhängige Variable:<br>Ø Kaufkraft pro Haushalt  | OLS 0                  | OLS 1                   | OLS 2                   | OLS 3                   | OLS 4                   | OLS 5                   | Spatial Lagged ML        |
| Konstante                                        | 5223,61***<br>(198,90) | 42084,96***<br>(357,65) | 42084,96***<br>(347,41) | 42084,96***<br>(311,72) | 42084,96***<br>(295,57) | 42084,96***<br>(177,13) | 35377,61***<br>(2142,33) |
| Flächenanteil in % >55<br>dB(A) $L_{DEN}$        |                        | -1974,43***<br>(358,15) |                         |                         | -1801,63***<br>(324,07) | -384,89 (203,63)        | -189,71 (205,08)         |
| Luftverschmutzungsindex                          |                        |                         | -2546,36***<br>(347,89) |                         | -283,81 (358,80)        | -323,20 (219,60)        | -288,08 (215,11)         |
| Anzahl heißer Tage ( $T_{max} \geq 30^\circ C$ ) |                        |                         |                         | -3860,72***<br>(312,15) | -3707,08***<br>(332,33) | -1253,68***<br>(226,97) | -942,20***<br>(232,35)   |
| %-Anteil der Einwohner*innen mit Abitur          | 5223,61***<br>(198,90) |                         |                         |                         |                         | 4614,58***<br>(205,51)  | 4269,46***<br>(240,98)   |
| %-Anteil der 65-Jährigen und älteren             | 1893,16***<br>(198,90) |                         |                         |                         |                         | 1539,88***<br>(199,17)  | 1513,30***<br>(195,32)   |
| $\rho$ (rho)                                     |                        |                         |                         |                         |                         |                         | 0,16** (0,05)            |
| Beobachtungen                                    | 359                    | 359                     | 359                     | 359                     | 359                     | 359                     | 359                      |
| $R^2$                                            | 0,74                   | 0,08                    | 0,13                    | 0,30                    | 0,37                    | 0,78                    |                          |
| Adjustiertes $R^2$                               | 0,74                   | 0,08                    | 0,13                    | 0,30                    | 0,37                    | 0,77                    |                          |
| Standardfehler der Residuen                      | 3582,28 (df = 356)     | 6776,52 (df = 357)      | 6582,43 (df = 357)      | 5906,23 (df = 357)      | 5600,20 (df = 355)      | 3356,22 (df = 353)      |                          |
| F Statistik                                      | 515,13*** (df = 356)   | 30,39*** (df = 357)     | 53,57*** (df = 357)     | 152,97*** (df = 357)    | 70,74*** (df = 355)     | 245,26*** (df = 353)    |                          |
| Morans I (E=-0,003)                              | 0,290                  | 0,441                   | 0,436                   | 0,323                   | 0,264                   | 0,155                   | 0,080                    |
| Log Likelihood                                   |                        |                         |                         |                         |                         |                         | -3416,05                 |
| AIC (lineares model)                             |                        |                         |                         |                         |                         |                         | 6855,88                  |
| AIC (räuml. model)                               |                        |                         |                         |                         |                         |                         | 6848,10                  |
| LR-Teststatistik                                 |                        |                         |                         |                         |                         |                         | 9,78                     |



| Regressionsmodelle (z-Standardisiert) |      |
|---------------------------------------|------|
| LR-Test: p-Wert                       | 0,00 |

Hinweis: \*\*\*p < 0.001; \*\*p < 0.01; \*p < 0.05; () zu den Koeffizienten enthalten Standardfehler; E = Erwartungswert; Diese Regressionsübersicht inklusive t-/z- & p-Werten findet sich im Anhang in Kapitel L.

**Tabelle 3 Übersicht der Regressionsmodelle** Quelle: eigene Berechnung und Darstellung – Daten: eigene Berechnung & (GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023; LANUV, 2023a; microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022; Stadt Bochum, 2023)

Zum einheitlichen Vergleich der Koeffizienten werden z-standardisierte Koeffizienten für die Regressionen ausgegeben und verglichen. In der Basisregression (OLS 0) beträgt die Steigung der durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt bei Steigung der Standardabweichung um 1 für den prozentualen Anteil des höchsten Schulabschlusses pro Gebiet 5223,61 €/Jahr und für den prozentualen Anteil des höchsten Schulabschlusses pro Gebiet 1893,16 €/Jahr. Im Vergleich zum arithmetischen Mittel von 42084,96 €/Jahr für die durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt ist insbesondere der Wert für den Anteil des Abiturs sehr hoch. Für die drei bivariaten Regressionen (OLS 1, OLS 2 und OLS 3) beträgt diese Steigung für den Flächenanteil in Prozent mit mehr als 55 dB (A)  $L_{DEN}$  (im Weiteren auch Lärmbelastung) - 1974,43 €/Jahr, für den Luftverschmutzungsindex - 2546,36 €/Jahr und für die Anzahl heißer Tage - 3860,72 €/Jahr. Damit sind die Umweltbelastungen jeweils negativ mit der durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt verknüpft und eine Zunahme einer der Umweltbelastungen um eine Standardabweichung führt, wie auch in der Hypothese festgehalten, zu einer geringeren durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt.

OLS 4 zeigt, dass bei gemeinsamer Betrachtung der drei Variablen und unter Konstanthaltung der jeweils anderen Variablen bei Steigerungen der Standardabweichung um 1, die Regressionskoeffizienten für Lärmbelastung (- 1801,63 €/Jahr) und Anzahl der heißen Tage (- 3707,08 €/Jahr) jeweils grundsätzlich erhalten bleiben, aber etwas kleiner werden. Der Regressionskoeffizient des Luftverschmutzungsindex (- 283,81 €/Jahr) wird hingegen erheblich geringer.

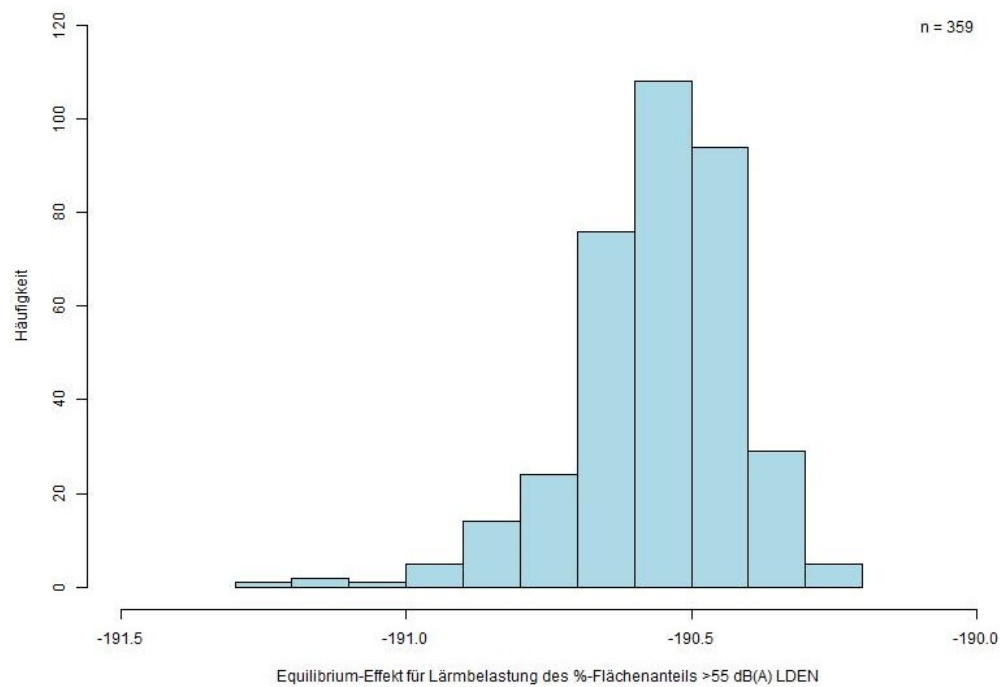
Bei Hinzunahme der angepassten Kontrollvariablen (OLS 5) sinkt der Regressionskoeffizient für Lärmbelastung auf nur noch 21,36 % (- 384,89 €/Jahr) des vorherigen Wertes der OLS 4. Der Koeffizient des Luftverschmutzungsindex steigt hingegen leicht auf - 323,20 €/Jahr. Damit weisen Lärmbelastung und Luftverschmutzung beide jeweils nur einen sehr schwachen negativen Effekt auf. Auch für die Anzahl der heißen Tage (- 1253,68 €/Jahr) hat sich der Koeffizient auf ca. ein Drittel verringert. Der Effekt der Anzahl heißer Tage ist damit jedoch 3–4 mal stärker als für die ersten beiden Variablen. Damit sinkt die Stärke des Effekts, bleibt aber grundlegend erhalten. Die Steigerungen des Anteils der Einwohner\*innen mit Abitur (4614,58 €/Jahr) und des Anteils der 65-Jährigen und Älteren (1539,88 €/Jahr) sind jeweils positiv und im Betrag höher als die der Umweltbelastungen. Der Koeffizient des Anteils der Einwohner\*innen mit Abitur ist allerdings knapp drei Mal so hoch, wie der des Anteils der Einwohner\*innen mit 65 und älter. Eine Zunahme des Anteils der Einwohner\*innen mit Abitur und der Rentner\*innen führt entsprechend (bei Konstanthaltung der anderen Variablen) zu einer höheren durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt.

Das abschließende Maximum-Likelihood Modell mit Spatial-Lag bestätigt die grundlegenden Effekte, weist aber, wie weiter oben erläutert, nur kurzfristigen Effekte aus, die nicht direkt mit den OLS Ergebnissen vergleichbar sind (Ward & Gleditsch, 2019, S. 52). Insgesamt den größten Einfluss hat weiterhin der Anteil der Einwohner\*innen mit Abitur (4269,46 €/Jahr), gefolgt von dem Anteil der 65-Jährigen und Älteren (1513,30 €/Jahr), wobei dieser Einfluss bereits nur noch 35,44 % des Einflusses des Abiturs ausmacht. Die negativen Einflüsse der Lärmbelastung (- 189,71 €/Jahr) und des Luftverschmutzungsindex (- 288,08 €/Jahr) haben sich jeweils weiter verringert und sind nur noch sehr schwach ausgeprägt. Ob es sich noch um einen schwachen

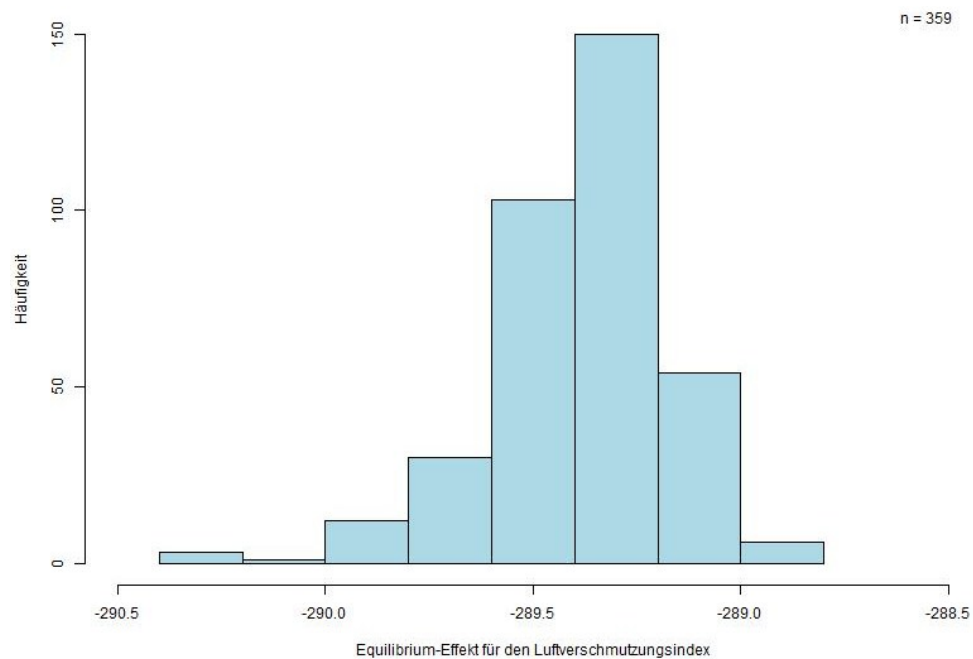
Effekt handelt, oder die Koeffizienten für Lärmbelastung und Luftverschmutzung zu nah an 0 liegen, kann aus zwei Perspektiven betrachtet werden. Im Vergleich zum arithmetischen Mittel der durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt (42.085 €/Jahr), hat die Lärmbelastung bei Zunahme um eine Standardabweichung und unter Konstanthaltung der anderen Variablen nur einen Effekt von - 0,45%. Gleichzeitig handelt es sich um knapp 200 € Unterschied, die insbesondere für ärmere Familien auch für ein ganzes Jahr einen nennenswerten Unterschied machen können. Da sich die Forschungsfrage vor allem um die Frage einer Armutssegregation dreht und insbesondere auch ärmere Personen gesundheitlich stärker durch Umweltbelastungen beeinträchtigt werden, wird sich für eine Interpretation als schwacher Effekt entschieden. Die Anzahl der heißen Tage hat mit einem Koeffizienten von - 942,20 €/Jahr einen im Vergleich zu den Kontrollvariablen niedrigen, aber eindeutig relevanten Einfluss auf die durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt.

Der spatial lagged-Term  $\rho$  weist einen Koeffizienten von 0,16 auf. Somit hat die Kaufkraft im PLZ8-Gebiet A einen positiven Einfluss auf die Kaufkraft des benachbarten Gebietes B. Dieser ergibt sich aus  $\frac{\rho}{n}$  *durchschnittliche Kaufkraft pro HH<sub>A</sub>*, wobei  $n$  die Anzahl der Nachbarn des Gebiets B ist. Wäre Gebiet B der einzige Nachbar von Gebiet A, würde ein PLZ8-Gebiet A, dessen durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt um 1 € steigt, einen positiven Einfluss von + 0,16 €/Jahr auf ein benachbartes Gebiet B haben (Ward & Gleditsch, 2019, S. 50f).

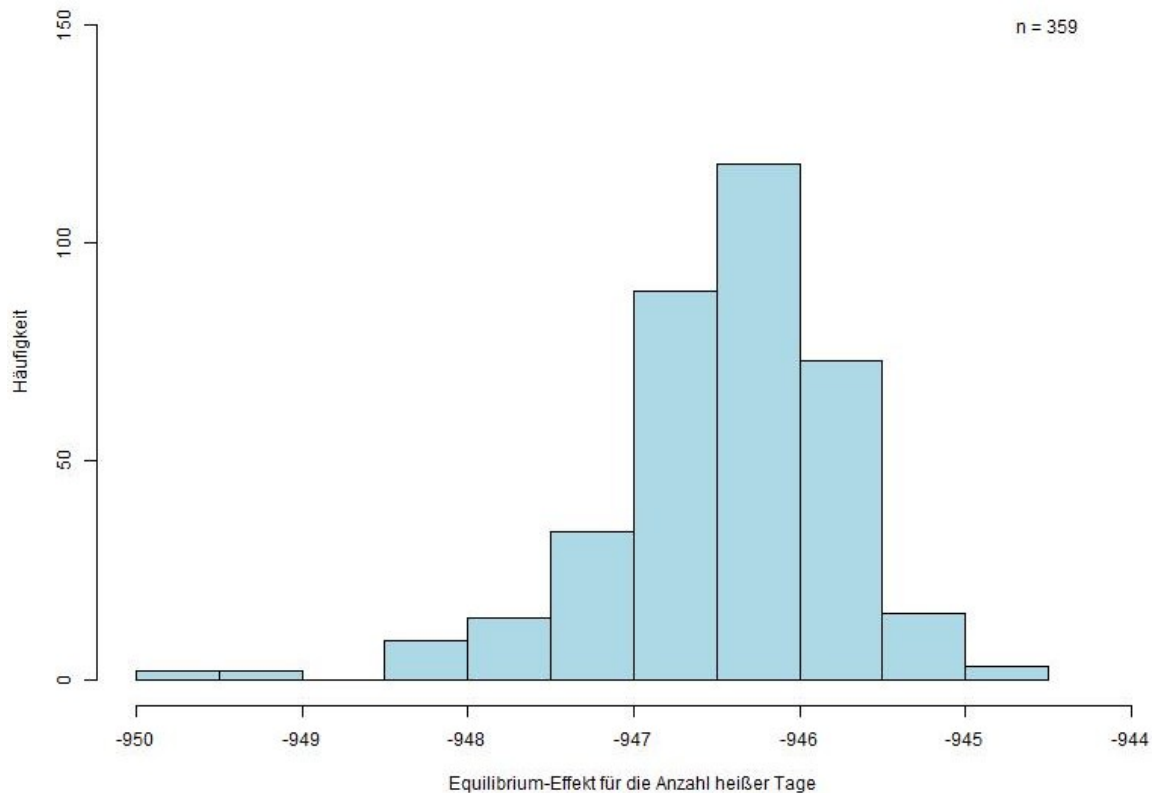
Abschließend werden die langfristigen Effekte, die Equilibrium Effekte der  $\beta$ -Koeffizienten beschrieben (Abb. 17-19, Kontrollvariablen im Anhang in Kapitel N). Diese können mit den OLS-Koeffizienten verglichen werden.



**Abbildung 17 Histogramm der Equilibrium Effekte für Lärmbelastung des %-Flächenanteils >55 dB(A) LDEN** Quelle: eigene Berechnung und Darstellung – Daten: (GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023; LANUV, 2023a; microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022; Stadt Bochum, 2023)



**Abbildung 18 Histogramm der Equilibrium Effekte für den Luftverschmutzungsindex** Quelle: eigene Berechnung und Darstellung – Daten: (GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023; LANUV, 2023a; microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022; Stadt Bochum, 2023)



**Abbildung 19 Histogramm der Equilibrium Effekte für die Anzahl heißer Tage** Quelle: eigene Berechnung und Darstellung – Daten: (GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023; LANUV, 2023a; microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022; Stadt Bochum, 2023)

Die Spannweiten der Equilibrium-Effekte über die PLZ8-Gebiete hinweg sehen wie folgt aus: Lärmbelastung von - 191,2 €/Jahr bis - 190,2 €/Jahr, Luftverschmutzungsindex von - 290,4 €/Jahr bis - 288,9 €/Jahr, Anzahl der heißen Tage von - 949,7 €/Jahr bis - 944,7 €/Jahr, prozentualer Anteil der Einwohner\*innen mit Abitur von 4281 €/Jahr bis 4303 €/Jahr, prozentualer Anteil der 65-Jährigen und Älteren von 1517 €/Jahr bis 1525 €/Jahr. Die arithmetischen Mittelwerte der Equilibrium Effekte lauten wie folgt: Lärmbelastung - 190,6 €/Jahr, Luftverschmutzungsindex - 289,4 €/Jahr, Anzahl heißer Tage - 946,5 €/Jahr, Einwohnerinnen mit Abitur 4289 €/Jahr und für Einwohner\*innen mit 65 und Älteren 1520 €/Jahr. Beispielsweise würde laut dem durchschnittlichen Equilibrium Effekt bei Zunahme des Luftverschmutzungsindex um eine Standardabweichung und gleichzeitiger Konstanzhaltung der anderen Variablen die durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt um - 289,4 €/Jahr sinken. Die Equilibrium Effekte liegen jeweils leicht über den Werten der geschätzten Maximum Likelihood Regression, behalten aber die grundlegende Aussage der Koeffizienten bei.

Insgesamt kann festgehalten werden, dass die Kontrollvariablen (prozentualer Anteil der Einwohner\*innen mit Abitur und prozentualer Anteil der 65-Jährigen und älter) den größten Einfluss auf die Kaufkraft pro Haushalt haben. Von der räumlichen Verteilung der Lärmbelastung und der Luftverschmutzung geht ein sehr schwacher Einfluss auf die Höhe der durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt pro Jahr in Euro. Die Anzahl heißer Tage weist wiederum auf einen leichten, etwas höheren negativen Einfluss auf die Höhe der durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt pro Jahr in

Euro. Insgesamt kann damit für alle drei Umweltbelastungen die zugrundeliegende Hypothese eines schwachen negativen Effekts auf die räumliche Verteilung des ökonomischen Kapitals beziehungsweise einer Armutssegregation festgestellt werden. Auch bei einer Hinzunahme der Prüfung räumlicher Nachbarschaft bleiben die Regressionskoeffizienten bestehen, werden aber etwas durch diese gedämpft, was auf die Relevanz der Beachtung der Nachbarschaftseffekte hindeutet. Die Equilibrium-Effekte führen wiederum im Durchschnitt im Vergleich zur ML-Regression zu leicht erhöhten Werten im Sinne der Hypothese.

## 7 Fazit & Ausblick

Die vorliegende Arbeit ging der Frage nach, ob die lokale Umweltbelastung in Bochum einen negativen Zusammenhang mit der lokalen Verteilung des ökonomischen Kapitals der Einwohner\*innen auf Quartiersebene hat. In Anbetracht der zusätzlichen Gesundheitsbelastungen für Einwohner\*innen in Gebieten mit höheren Umweltbelastungen, würde ein negativer Zusammenhang zwischen ökonomischem Kapital und Umweltbelastungen eine zusätzliche Belastung ärmerer Einwohner\*innen bedeuten. Diese Untersuchung sollte klären, ob eine solche benachteiligende Situation in Bochum vorherrscht.

Um diese Frage zu beantworten, wurden in Kapitel zwei die einzelnen theoretischen Aspekte der Fragestellung hergeleitet. Beginnend mit einer Einführung in Bourdieus Theorie sozialer Ungleichheit und ihrer räumlichen Verortung des ökonomischen Kapitals über die Armutssegregation, wurden an zweiter Stelle die untersuchten Umweltbelastungen, ihre Gesundheitsfolgen und Grenzwerte erläutert. Besonders hervorzuheben ist dabei die besondere Vulnerabilität von Einwohner\*innen mit geringem ökonomischem Kapital. An dritter Stelle wurden die Kontrollvariablen und ihr Zusammenhang mit ökonomischem Kapital vorgestellt.

Darauffolgend wurden ein kurzer Überblick über das junge Forschungsfeld gegeben (Kapitel drei) und verschiedene Modelle vorgestellt, die den Zusammenhang zwischen der Verortung im sozialen Raum, Gesundheit und Umweltbelastungen beschreiben (Kapitel 4.1.). Dabei wurde immer wieder Bezug auf die Bedeutung der sozialen Lage einer Person für die Exposition und Wirkung mit und von Umweltbelastungen auf die Gesundheit genommen.

In Kapitel 4.2. wurde der Forschungsstand für die drei fokussierten Umweltbelastungen (Lärmbelastung, Luftverschmutzung und Hitzebelastung) bezüglich ihrer Zusammenhänge mit sozialer Ungleichheit festgehalten. Es zeigen sich ein gemischter Zusammenhang mit negativen sowie uneindeutigen Zusammenhängen, die von der jeweiligen stadtspezifischen Armutssegregation abhängen und Mehrfachbelastungen bei gleichzeitiger Betrachtung von mehreren Umweltbelastungen. Für inhaltlich der Forschungsfrage nahstehenden Themen konnten außerdem positive Zusammenhänge mit Grünflächen und teilweise benachteiligende Migrationseffekte in Zusammenhang mit Umweltbelastungen festgehalten werden.

Am Ende des Kapitels wird die Hypothese hergeleitet, dass neben den im Segregationskapitel genannten Ursachen auch die lokalen Umweltbelastungen (Lärmbelastung, Luftverschmutzung und Hitze) als Teil der Wohnortentscheidung des Haushalts einen direkten, schwach negativen Einfluss auf das Segregationsgeschehen in Bezug auf Armut nehmen.

Um diese Hypothese für Bochum zu überprüfen, wurde in Kapitel fünf das methodische Vorgehen bis hin zur räumlichen Maximum-Likelihood Regression und den dazugehörigen Equilibrium-Effekten erläutert.

### 7.1.1 Ergebnisse

Bei Betrachtung der räumlichen Verortung sind gemeinsame Verteilungsmuster sowohl zwischen den Umweltbelastungen als auch zwischen Kontrollvariablen und der

durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt (als Maßzahl für das ökonomische Kapital) zu erkennen, wobei die Umweltbelastungen sich zur abhängigen Variable jeweils komplementär verhalten und die Kontrollvariablen (Anteil der Einwohner\*innen mit Abitur bzw. mit 65 und älter) in die gleiche Richtung zeigen. Die bivariate Analyse bestätigt diese Beobachtung, allerdings zeigen sich dort und in der Betrachtung der Pearsons-r-Korrelation unterschiedliche Stärken des Zusammenhangs. Lärmbelastung (als prozentualer Anteil der Gebiete über 55 db(A)  $L_{DEN}$ ) und Luftverschmutzung (als z-standardisierter Index) weisen jeweils einen mittleren negativen Zusammenhang mit der durchschnittlichen Kaufkraft pro Haushalt in Euro/Jahr auf. Die Prognose der Hitzebelastung als Anzahl an heißen Tagen ( $T_{max} \geq 30^{\circ}C$ ) für die Jahre 2021 – 2050 weist einen hohen negativen Zusammenhang auf. Die beiden Kontrollvariablen weisen jeweils ein hohes positives  $r$  aus.

In der Herleitung der Regression konnten die Maßzahlen der Regression schrittweise verbessert werden. Besonders zu erwähnen ist der Anteil der nicht erklärten Varianz von OLS 5, der durch die Hinzunahme der Umweltbelastungen als Kontextfaktoren, im Vergleich zur Basisregression (OLS 0), um 8,20% verringert werden konnte.

Zentrales Merkmal einer räumlichen Analyse ist, dass die benachbarten Gebiete sich gegenseitig beeinflussen können. Dies spiegelt sich als räumliche Autokorrelation in der Regression wider und wurde mit Hilfe des Morans I untersucht. Das finale Simultaneous Autoregressive Model, eine mit einem Spatial-Lag an diese Nachbarschaftseffekte angepasste Maximum-Likelihood Regression, konnte das zuerst gemessene globale Morans I von 0,514 auf 0,080 reduzieren. Dies entspricht zwar nicht dem Erwartungswert von -0,003, ist aber bereits eine deutliche Verbesserung. Die Differenz zeigt gleichzeitig auf, dass eine weitere räumliche Ungleichheit, möglicherweise auf einer anderen räumlichen Ebene, vorliegt.

Im finalen Modell weisen Lärmbelastung und Luftverschmutzung jeweils schwach negative Regressionskoeffizienten auf und die Hitzebelastung weist einen etwas stärkeren, aber dennoch leichten negativen Koeffizienten auf. Die Kontrollvariablen zeigen hingegen in die gegengesetzte, positive Richtung. Den höchsten Einfluss auf die durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt weist der Anteil an Abiturient\*innen auf. Zwischen diesem und den Umweltbelastungen (im Betrag) liegt der Einfluss der 65-Jährigen und Älteren. Die Equilibrium-Effekte behalten diese Effekte geringfügig verstärkt bei.

Insgesamt konnte die Hypothese bestätigt werden, dass die Umweltbelastungen als Kontextvariablen einen schwachen, direkten negativen Einfluss auf die Armutssegregation haben und damit einen Einfluss auf die räumliche Verbreitung des ökonomischen Kapitals nehmen. Daneben konnten auch die deutlichen, positiven Zusammenhänge, die sich in der Theorie für die Kontrollvariablen gezeigt haben, in der Analyse reproduziert werden.

Die Ergebnisse dieser Untersuchung deuten in dieselbe Richtung wie das für Bochum berechnete SUHEI-Modell. Über das SUHEI-Modell konnte ein Auftreten von Mehrfachbelastungen für SGB II-Empfänger anhand einer Indexbildung gezeigt werden. Die in dieser Arbeit mit deutlich feineren Polygonen durchgeführte Regression konnte wiederum einen schwachen, direkten Einfluss von Umweltbelastungen auf



Armutssegregation nachweisen. Dadurch konnte mittels zwei verschiedener Methoden ein ähnliches Ergebnis erzielt werden. Aus einer Kombination dieser Ergebnisse können daher Schwerpunkte für eine gesundheitssensible Stadtentwicklung insbesondere entlang der zentralen West-Ost-Achse Bochums abgeleitet werden.

### 7.1.2 Limitationen

Die Genauigkeit der Polygonwerte ist durch verschiedene Probleme eingeschränkt. Zum einen liegen die Luftschadstoffe, wie in Kapitel 6.2. diskutiert, nur als Emissionswerte und nicht als Immissionswerte vor und das Ausgangsraster ist mit 1x1 km bereits sehr grob, zum anderen führt die Umrechnung der Raster-Werte auf die Polygone für Hitze und Luftverschmutzung zu Verzerrungen. Zusätzlich sind die durch microm vorgegebenen PLZ8-Polygone sehr unterschiedlich groß, bei gleichzeitig unterschiedlich dichten Bewohnerzahlen pro Polygon, wodurch die Betroffenheit pro Polygon verschieden ist. In die Regression gehen die Polygone jedoch als gleichgewichtet ein. Mit den bisher genannten Punkten geht auch einher, dass Unterschiede innerhalb eines Polygons unbemerkt bleiben. Eine feingliedrigere und gleichmäßigere Verteilung sowie eine bessere Datengrundlage – insbesondere der Luftschadstoffe – würde diesen Problemen entgegenwirken.

Weitere Einschränkungen der Regression entstehen durch die Nichteinbeziehung der Bochumer Grenzgebiete an der Stadtgrenze, welche ebenfalls zu räumlichen Verzerrungen führen können und die Reduzierung der Ausreißer der Luftemissionswerte für eine gleichmäßigere Gewichtung der Schadstoffe. Eine Einbeziehung der Ausreißer könnte eventuell zu höheren Koeffizienten der Luftverschmutzungsindices im Sinne der Hypothese führen, da die höheren Indexwerte inklusive Ausreißern größtenteils in ärmeren Gebieten (südlich entlang der A40 zwischen Wattenscheid und Bochumer Innenstadt) oder Gebieten nahe des Medians (nördlich der A40 in Grumme) liegen.

Aufgrund der nicht-jährlichen Erhebungswellen der Umweltbelastungsparameter ist es nicht möglich, alle Daten zum selben Zeitpunkt zu erheben. Auch wenn die Erhebungen möglichst nah beieinander liegen, kann dies zu Verzerrungen des eigentlichen Status Quo führen. Dies gilt insbesondere für Verhaltensänderungen durch die Coronapandemie.

Zuletzt seien mögliche Interaktionseffekte zwischen den erklärenden Variablen und Rückkopplungseffekte des ökonomischen Kapitals auf Umweltbelastungen genannt (z.B. eine stärkere politische Einflussnahme reicherer Einwohner\*innen gegen Umweltbelastungen), welche in dieser Arbeit nicht untersucht werden.

### 7.1.3 Ausblick

Um die Forschungsfrage fundierter zu untersuchen, würde sich eine feinere Messung der Umweltbelastungsvariablen anbieten. Da, abgesehen von den Hitzedaten, die Daten in regelmäßigen Abständen erneut erhoben werden, bietet sich außerdem eine Längsschnittanalyse an.

Die untersuchte Hypothese kann in weiteren Analysen auf verschiedene Weise ergänzt werden. Wie im Forschungsstand angerissen, wird neben einer Abhängigkeit der räumlichen Verteilung des ökonomischen Kapitals auch eine Abhängigkeit der Verteilung von Menschen mit Migrationshintergrund diskutiert. Auf der Seite der

unabhängigen Variablen könnten außerdem auch weitere Risikofaktoren, wie Hochwasserrisiken oder Kälte eine Rolle spielen. Ebenso könnten Kontrollvariablen, wie Bebauungs- oder Verkehrsdichte, sinnvolle Verfeinerungen der Regression darstellen, da alle drei untersuchten Umweltbelastungen durch diese Variablen beeinflusst werden. Dies setzt eine weitere Datenerhebung voraus. Als letzte Ergänzung der Regression ist ein möglicher Moderationseffekt durch den Sanierungsstand von Gebäuden von Interesse. Ein hoher Sanierungsstand kann zum Beispiel gegen Hitze und Lärm schützen und eine Immobilie attraktiver werden lassen, ist jedoch nicht trivial in der Datenerhebung.

Zudem wäre es ein lohnender Untersuchungsgegenstand, diese Analyse auch auf andere Städte zu übertragen, da jede Stadt andere räumliche Strukturen aufweist. So kann aufgedeckt werden, ob ein besonderer Blick der kommunalpolitischen Schwerpunktsetzung auf eine sozial ungleiche Verteilung von Umweltbelastungen nötig ist oder ein über die Stadt hinweg gleichmäßiges Agieren im Sinne der gesamtstädtischen Gesundheit ausreicht.

Schließlich können ergänzende qualitative Studien weitere Hinweise auf die individuellen Gründe der Wohnortwahl und der Motivation für einen Umzug geben.

## 8 Literaturverzeichnis

- Alisch, M. (2018). Sozialräumliche Segregation: Ursachen und Folgen. In E.-U. Huster, J. Boeckh & H. Mogge-Grotjahn (Hrsg.), *Springer VS Handbuch. Handbuch Armut und soziale Ausgrenzung* (3., aktualisierte und erweiterte Auflage, S. 503–522). Springer VS Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH.
- Backhaus, K., Erichson, B., Plinke, W. & Weiber, R. (2018). *Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung* (15., vollständig überarbeitete Auflage). Springer Verlag. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-56655-8>
- BAnz AT 28.12.2018 B7. (2018, 28. Dezember). *Berechnungsmethode zur Ermittlung der Belastungszahlen durch Umgebungslärm: BEB*. Bundesministerium der Justiz und für Verbraucherschutz. [https://www.umgebungslaerm.nrw.de/system/files/media/document/file/banz\\_at\\_28\\_12\\_2018\\_b702\\_berechnung-belastete\\_beb.pdf](https://www.umgebungslaerm.nrw.de/system/files/media/document/file/banz_at_28_12_2018_b702_berechnung-belastete_beb.pdf)
- Basten, L. & Gerhard, U. (2016). Stadt und Urbanität. In T. Freytag, H. Gebhardt, U. Gerhard & D. Wastl-Walter (Hrsg.), *Humangeographie kompakt* (S. 115–139). Springer Spektrum.
- Behnke, J. (2005). Lassen sich Signifikanztests auf Vollerhebungen anwenden? Einige essayistische Anmerkungen. *Politische Vierteljahresschrift*, 46(1), O1–O15. <https://doi.org/10.1007/s11615-005-0240-y>
- Bensmann, F., Heling, L., Jünger, S., Mucha, L., Acosta, M., Goebel, J., Meinel, G., Sikder, S., Sure-Vetter, Y. & Zapilko, B. (2020). An Infrastructure for Spatial Linking of Survey Data. *Data Science Journal*, 19(27), 1–18. <https://doi.org/10.5334/dsj-2020-027>
- Best, H. & Rüttenauer, T. (2018). How Selective Migration Shapes Environmental Inequality in Germany: Evidence from Micro-level Panel Data. *European Sociological Review*, 34(1), 52–63.
- Betz, G. (2010). Das Ruhrgebiet – europäische Stadt im Werden? Strukturwandel und Governance durch die Kulturhauptstadt Europas RUHR.2010. In O. Frey (Hrsg.), *Die Zukunft der Europäischen Stadt: Stadtpolitik, Stadtplanung und Stadtgesellschaft im Wandel* (S. 324–342).
- Bivand, R. S., Pebesma, E. J. & Gómez-Rubio, V. (2008). *Applied Spatial Data Analysis with R*. Springer New York. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-78171-6>
- Blickle, P., Endt, C., Ehmann, A., Fischer, L., Pablo Grone, N., Schach, D., Tröger, J., Vallentin, C. Dr. & Zehr, B. (25. August 2023). Stadtklima: So trennt Hitze die deutschen Städte. *Zeit Online*. <https://www.zeit.de/wissen/umwelt/2023-08/soziale-ungleichheit-hitze-stadtklima-beton-klima-anpassung>
- Bolte, G., Bunge, C., Hornberg, C., Köckler, H. & Mielck, A. (2012). Umweltgerechtigkeit durch Chancengleichheit bei Umwelt und Gesundheit: Eine Einführung in die Thematik und Zielsetzung dieses Buches. In G. Bolte, C. Bunge, C. Hornberg, H. Köckler & A. Mielck (Hrsg.), *Umweltgerechtigkeit: Chancengleichheit bei Umwelt und Gesundheit: Konzepte, Datenlage und Handlungsperspektiven* (S. 15–37). Hans Huber.
- Bortz, J. & Schuster, C. (2010). *Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler* (7., vollständig überarbeitete und erweiterte Auflage). Springer-Lehrbuch. Springer.
- Bourdieu, P. (2005). *Die verborgenen Mechanismen der Macht: Schriften zu Politik & Kultur 1*. VSA-Verlag.
- Bourdieu, P. (2016). *Sozialer Raum und "Klassen": Zwei Vorlesungen: mit einer Bibliographie der Schriften Pierre Bourdieus von Yvette Delsaut* (4. Auflage). Suhrkamp-Taschenbuch Wissenschaft: Bd. 500. Suhrkamp.

- Burzan, N. (2007). *Soziale Ungleichheit: Eine Einführung in die zentralen Theorien* (3., überarbeitete Auflage). VS Verlag für Sozialwissenschaften | GWV Fachverlage GmbH Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-531-90742-0>
- Deutsche Umwelthilfe. (2024, 30. Juli). *Zu viel Grau, zu wenig Grün: Viele deutsche Städte fallen durch im ersten Hitze-Check der Deutschen Umwelthilfe* [Pressemitteilung]. <https://www.duh.de/presse/pressemitteilungen/pressemitteilung/zu-viel-grau-zu-wenig-gruen-viele-deutsche-staedte-fallen-durch-im-ersten-hitze-check-der-deutschen/>
- Diekmann, A. & Meyer, R. (2010). Demokratischer Smog? Eine empirische Untersuchung zum Zusammenhang zwischen Sozialschicht und Umweltbelastungen. *KZfSS Kölner Zeitschrift für Soziologie und Sozialpsychologie*, 62(3), 437–457. <https://doi.org/10.1007/s11577-010-0108-z>
- Diercke (Hrsg.). (2015). *Bochum - Strukturwandel - 2015: Deutschland - Ballungsraum Rhein-Ruhr - Strukturwandel*. Westermann. <https://diercke.de/content/bochum-strukturwandel-978-3-14-100803-6-41-3-2>
- Ditton, H. & Maaz, K. (2015). Sozioökonomischer Status und soziale Ungleichheit. In H. Reinders, H. Ditton, C. Gräsel & B. Gniewosz (Hrsg.), *Empirische Bildungsforschung* (S. 229–244). VS Verlag für Sozialwissenschaften. [https://doi.org/10.1007/978-3-531-19994-8\\_17](https://doi.org/10.1007/978-3-531-19994-8_17)
- Duncan, E. W., White, N. M. & Mengersen, K. (2017). Spatial smoothing in Bayesian models: a comparison of weights matrix specifications and their impact on inference. *International journal of health geographics*, 16(1), 47. <https://doi.org/10.1186/s12942-017-0120-x>
- Eichhorn, C. von & Müller-Hansen, S. (30. Juli 2024). Wie heiß wird es noch? Hitzewellen. *Süddeutsche Zeitung*. <https://www.sueddeutsche.de/projekte/artikel/wissen/deutschland-studie-hitze-e853346/>
- El-Mafaalani, A. (2016). Transformationen des Habitus. In M. Rieger-Ladich, C. Grabau & U. H. Bittlingmayer (Hrsg.), *Pierre Bourdieu: Pädagogische Lektüren* (S. 103–127). Springer Fachmedien Wiesbaden. [https://doi.org/10.1007/978-3-531-18904-8\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-531-18904-8_6)
- El-Mafaalani, A. & Strohmeier, K. P. (2015). Segregation und Lebenswelt: Die räumliche Dimension sozialer Ungleichheit. In A. El-Mafaalani, S. Kurtenbach & K. P. Strohmeier (Hrsg.), *Auf die Adresse kommt es an ...: Segregierte Stadtteile als Problem- und Möglichkeitsräume begreifen* (S. 18–42). Beltz.
- Europäischer Rat. (2024, 20. Februar). *Air quality: Council and Parliament strike deal to strengthen standards in the EU* [Pressemitteilung]. <https://www.consilium.europa.eu/en/press/press-releases/2024/02/20/air-quality-council-and-parliament-strike-deal-to-strengthen-standards-in-the-eu/>
- Richtlinie 2008/50/EG des Europäischen Parlaments und des Rates vom 21. Mai 2008 über Luftqualität und saubere Luft für Europa (2008). <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/?uri=CELEX%3A32008L0050>
- Richtlinie (EU) 2024/2881 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 23. Oktober 2024 über Luftqualität und saubere Luft für Europa (Neufassung), [https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/PDF/?uri=OJ:L\\_202402881](https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/PDF/?uri=OJ:L_202402881) (2024).
- European Environment Agency. (2018). *Unequal exposure and unequal impacts: social vulnerability to air pollution, noise and extreme temperatures in Europe* (EEA Report Nr. 22). <https://www.eea.europa.eu/publications/unequal-exposure-and-unequal-impacts/>  
<https://doi.org/10.2800/324183>
- European Environment Agency. (2020). *Environmental noise in Europe: 2020*. <https://www.eea.europa.eu/publications/environmental-noise-in-europe>

- European Environment Agency. (2021). *Exposure of Europe's population to environmental noise*. <https://www.eea.europa.eu/en/analysis/indicators/exposure-of-europe-population-to-noise>
- European Environment Agency. (2024). *Transport noise*. <https://www.eea.europa.eu/en/analysis/publications/sustainability-of-europes-mobility-systems/transport-noise#figure-17estimated-number-of-people-exposed-to-transport-noise-levels-above-55-db-during-the-day-evening-night-period-for-2012-2017-and-2022-based-on-end-data-and-future-projections-eu-27>
- Fahrmeir, L., Heumann, C., Künstler, R., Pigeot, I. & Tutz, G. (2023). *Statistik: Der Weg zur Datenanalyse* (9., überarbeitete und ergänzte Auflage). *Lehrbuch*. Springer Spektrum. <https://link.springer.com/978-3-662-67525-0>
- Farwick, A. (2012). Segregation. In F. Eckardt (Hrsg.), *Handbuch Stadtsoziologie* (S. 381–419). Springer VS.
- Fickermann, D., Schräpler, J.-P. & Weishaupt, H. (2022). *Alternativen zum Königssteiner Schlüssel: Verteilung von Bundesmitteln im Rahmen von Bund-Länder-Vereinbarungen im Schulbereich*. Gewerkschaft Erziehung und Wissenschaft. <https://www.gew.de/index.php?eID=dump-File&t=f&f=126856&token=370fafd2051602d118110d1d5984202149c8b0db&sdownload=&n=2022-Gutachten-Koenigsteiner-Schluessel.pdf>
- Friedrichs, J. (2015). Soziale Mischung als Kontext. In A. El-Mafaalani, S. Kurtenbach & K. P. Strohmeier (Hrsg.), *Auf die Adresse kommt es an .... Segregierte Stadtteile als Problem- und Möglichkeitsräume begreifen* (43 - 54). Beltz.
- Fuchs, M. (2021). *Umweltgerechtigkeit in der Stadtregion Ruhr*. <https://eldorado.tu-dortmund.de/bitstream/2003/39996.2/4/Umweltgerechtigkeit%20in%20der%20Stadtregion%20Ruhr.pdf>
- Gautschi, T. (2010). Maximum-Likelihood Schätztheorie. In C. Wolf & H. Best (Hrsg.), *Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse* (S. 205–235). VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- General Secretariat of the Council of the European Union. (2024). *Proposal for a Directive of the European Parliament and of the Council on ambient air quality and cleaner air for Europe (recast)*. <https://data.consilium.europa.eu/doc/document/ST-7335-2024-INIT/en/pdf>
- GEO-NET Umweltconsulting GmbH. (2021). *Methodik der aktuellen FITNAH-Klimamodellierungen im Regionalverbund Ruhr*.
- GEO-NET Umweltconsulting GmbH. (2024). *FITNAH-3D - GEO-NET Umweltconsulting*. <https://www.geo-net.de/de/wind/fitnah-3d.html>
- GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.). (2023). *Klimakarten - Online*. <https://klima.geoportal.ruhr/>
- Graff Zivin, J. & Neidell, M. (2013). Environment, Health, and Human Capital. *Journal of Economic Literature*, 51(3), 689–730. <https://doi.org/10.1257/jel.51.3.689>
- Gronwald, M. & Aleksandrowicz, P. (2023/2024). Wie können sich Städte und Gemeinden bei gesundheitlicher Hitzeanpassung aufstellen? Erkenntnisse aus dem 3. Städtedialog „Kommunale Hitzeanpassung“. *Gesunde Städte nachrichten*, 6–8. <https://gesunde-staedte-netzwerk.de/dokumente/veroeffentlichungen/gsn-nachrichten/>
- Haverkamp, F. (2018). Gesundheitliche Ungleichheit und neue Morbidität. In E.-U. Huster, J. Boeckh & H. Mogge-Grotjahn (Hrsg.), *Springer VS Handbuch. Handbuch Armut und soziale Ausgrenzung* (3., aktualisierte und erweiterte Auflage, S. 479–502). Springer VS Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH.

- Hayes, A. F. & Cai, L. (2007). Using heteroskedasticity-consistent standard error estimators in OLS regression: An introduction and software implementation. *Behavior Research Methods*(39), 709–722.
- Hsu, A., Sheriff, G., Chakraborty, T. & Manya, D. (2021). Disproportionate exposure to urban heat island intensity across major US cities. *nature communications*(12), 2721. <https://www.nature.com/articles/s41467-021-22799-5.pdf>
- Intergovernmental Panel on Climate Change. (2023). *Climate Change 2023: Synthesis Report: Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. IPCC. [https://www.ipcc.ch/report/ar6/syr/downloads/report/IPCC\\_AR6\\_SYR\\_FullVolume.pdf](https://www.ipcc.ch/report/ar6/syr/downloads/report/IPCC_AR6_SYR_FullVolume.pdf) <https://doi.org/10.59327/IPCC/AR6-9789291691647>
- Kahlert, H. (2009). Pierre Bourdieu: Die Theorie sozialer Praxis. In L. Gertenbach, H. Kahlert, S. Kaufmann, H. Rosa & C. Weinbach (Hrsg.), *Basiswissen Soziologie: Bd. 3296. Soziologische Theorien* (S. 274–289). Fink.
- Kemper, T. & Weishaupt, H. (2015). Region und soziale Ungleichheit. In H. Reinders, H. Ditton, C. Gräsel & B. Gniewosz (Hrsg.), *Empirische Bildungsforschung* (S. 245–257). VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Köckler, H. (o.J.). *Mehrfachbelastungen: ein Merkmal umweltbezogener Verteilungsungerechtigkeit: Umweltbezogene Ungerechtigkeiten in der Corona Pandemie? Eine datengestützte Analyse*. Department of Community Health (DoCH). [https://urbanhealth-digispace.de/wp-content/uploads/2021/11/09\\_Folien\\_zum\\_Vortrag\\_Mehrfachbelastungen\\_SUHEI\\_Koeckler.pdf](https://urbanhealth-digispace.de/wp-content/uploads/2021/11/09_Folien_zum_Vortrag_Mehrfachbelastungen_SUHEI_Koeckler.pdf)
- Köckler, H., Simon, D., Agatz, K. & Flacke, J. (2020). Gesundheitsfördernde Stadtentwicklung: Das SUHEI-Modell nutzt hierfür Indikatoren. *Informationen zur Raumentwicklung*, 47(1), 96–109. <https://biblioscout.net/article/99.140005/izr202001009601>
- Kohlhuber, M. & Bolte, G. (2008). Modelle und Indikatoren sozialer Ungleichheit bei umweltbezogener Gesundheit: Erklärungsansätze aus der Umweltepidemiologie. In K.-S. Rehberg (Hrsg.), *Die Natur der Gesellschaft: Verhandlungen des 33. Kongresses der Deutschen Gesellschaft für Soziologie in Kassel 2006* (Teilbd. 1 u. 2, S. 3728–3736). Campus Verlag.
- Kuhlmann, C. (2018). Bildungsarmut und die soziale ‚Vererbung‘ von Ungleichheiten. In E.-U. Huster, J. Boeckh & H. Mogge-Grotjahn (Hrsg.), *Springer VS Handbuch. Handbuch Armut und soziale Ausgrenzung* (3., aktualisierte und erweiterte Auflage, S. 431–456). Springer VS Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH.
- Landesamt für Natur, Umwelt und Verbraucherschutz Nordrhein-Westfalen. (2023a). *20231005\_Auswertung\_LANUV\_Emissionskataster-Bochum: Datensatz*. Landesamt für Natur, Umwelt und Verbraucherschutz Nordrhein-Westfalen (LANUV).
- Landesamt für Natur, Umwelt und Verbraucherschutz Nordrhein-Westfalen. (2023b). *Emissionskataster Luft*. <https://www.lanuv.nrw.de/umwelt/luft/emissionen/emissionskataster-luft>
- Landesamt für Natur, Umwelt und Verbraucherschutz Nordrhein-Westfalen. (2023c). *Messorte der Luftqualitätsüberwachung in NRW*. <https://www.lanuv.nrw.de/umwelt/luft/immissionen/messorte-und-werte>
- Manderscheid, K. (2017). *Sozialwissenschaftliche Datenanalyse mit R: Eine Einführung*. Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-15902-3>
- Mattisek, A. & Sakdapolrak, P. (2016). Gesellschaft und Umwelt. In T. Freytag, H. Gebhardt, U. Gerhard & D. Wastl-Walter (Hrsg.), *Humangeographie kompakt* (S. 13–37). Springer Spektrum.

- microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH. (2022). *microm Geodaten: Geometriedaten, Topologien sowie Sach- oder Attributdaten*. <https://www.microm.de/daten/geodaten>
- microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH. (2023). *microm KNOW-HOW 2023*.
- Mielck, A., Koller, D., Bayerl, B. & Spies, G. (2009). Luftverschmutzung und Lärmbelastung: Soziale Ungleichheiten in einer wohlhabenden Stadt wie München. *Sozialer Fortschritt*, 58(2/3), 43–48. <https://www.jstor.org/stable/24513290>
- Lärmaktionsplanung RdErl. - V-5 - 8820.4.1 v. 7.2.2008 (2024). [https://recht.nrw.de/lmi/owa/br\\_bes\\_text?sg=0&print=1&menu=0&anw\\_nr=1&gld\\_nr=%207&u\\_gl\\_nr=7129&val=11546&ver=7&aufgehoben=N&keyword=&bes\\_id=11546&show\\_pre-view=1&typ=Kopf](https://recht.nrw.de/lmi/owa/br_bes_text?sg=0&print=1&menu=0&anw_nr=1&gld_nr=%207&u_gl_nr=7129&val=11546&ver=7&aufgehoben=N&keyword=&bes_id=11546&show_pre-view=1&typ=Kopf)
- Moser, P. (2002). *Alter, Einkommen und Vermögen: Eine Analyse der Zürcher Staatssteuerstatistik 1999*. [https://www.peter-moser.ch/publikationen/si\\_2002\\_23\\_alter\\_einkommen\\_vermoe-gen.pdf](https://www.peter-moser.ch/publikationen/si_2002_23_alter_einkommen_vermoe-gen.pdf)
- Mücke, H.-G. & Litvinovitch, J. M. Heat Extremes, Public Health Impacts, and Adaptation Policy in Germany. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2020(17), Artikel 7862.
- Nielinger. (o.J.). *FITNAH-Übersicht*. [http://www.staedtebauliche-klimafibel.de/pdf/FITNAH\\_Kurzuebersicht.pdf](http://www.staedtebauliche-klimafibel.de/pdf/FITNAH_Kurzuebersicht.pdf)
- Oeltjen, M. & Windzio, M. (2022). Nachbarschaften als Bildungskontexte und die Dynamiken räumlicher Mobilität von Familien. In H. Kruse & J. Teltemann (Hrsg.), *Research (Wiesbaden, Germany). Differenz im Raum: Sozialstruktur und Grenzziehung in deutschen Städten* (113 - 140). Springer VS Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH.
- Ozzo, D. (2024). Umweltgerechtigkeit. In M. Sonnberger, A. Bleicher & M. Groß (Hrsg.), *Handbuch Umweltsoziologie* (2. Auflage, S. 611-624). Springer VS.
- Paul, M. (2015). Segregierte Räume von ihren Grenzen her denken. In A. El-Mafaalani, S. Kurtenbach & K. P. Strohmeier (Hrsg.), *Auf die Adresse kommt es an ...: Segregierte Stadtteile als Problem- und Möglichkeitsräume begreifen* (S. 55–74). Beltz.
- Pebesma, E. J. & Bivand, R. (2023). *Spatial data science: With applications in R. The R series*. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9780429459016>
- Pickford, R., Kraus, U., Frank, U., Breitner, S., Markevych, I. & Schneider, A. (2020). Kombinierte Effekte verschiedener Umweltfaktoren auf die Gesundheit: Luftschadstoffe, Temperatur, Grünflächen, Pollen und Lärm. *Bundesgesundheitsblatt, Gesundheitsforschung, Gesundheitsschutz*, 63(8), 962–971. <https://link.springer.com/article/10.1007/s00103-020-03186-9>
- Piopiunik, M., Kugler, F. & Wößmann, L. (2017). *Einkommenserträge von Bildungsabschlüssen im Lebensverlauf: Aktuelle Berechnungen für Deutschland* (ifo Schnelldienst). <https://www.ifo.de/DocDL/sd-2017-07-woessmann-et-al-bildungsrenditen-2017-04-13.pdf>
- Plass, D., Vos, T., Hornberg, C., Scheidt-Nave, C., Zeeb, H. & Krämer, A. (2014). Trends in disease burden in Germany: results, implications and limitations of the Global Burden of Disease study. *Deutsches Ärzteblatt international*, 111(38), 629–638. <https://doi.org/10.3238/arztebl.2014.0629>
- Preisendörfer, P. (2014). Umweltgerechtigkeit: Von sozial-räumlicher Ungleichheit hin zu postulierter Ungerechtigkeit lokaler Umweltbelastungen. *Soziale Welt*, 65(1), 25–45. <https://www.jstor.org/stable/24754636>
- Pries, L. (2014). *Soziologie: Schlüsselbegriffe Herangehensweisen Perspektiven*. Beltz Juventa.

- Prüss-Üstün, A., Wolf, J., Corvalán, C., Bos, R. & Neira, M. (2016). *Preventing disease through healthy environments: A global assessment of the burden of disease from environmental risks* (Second edition). World Health Organization.
- Randell, H. (2022). Heat, Mortality, and Health. In L. M. Hunter, C. Gray & J. Véron (Hrsg.), *Springer eBook Collection: Bd. 10. International Handbook of Population and Environment* (S. 283–299). Springer International Publishing; Imprint Springer.
- Rubik, F. (2020). *Gesundheitliche Belastungen durch Umweltverschmutzung und Lärm: Ergebnisse der Umweltbewusstseinsstudien*. Umweltbundesamt. [https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/2378/dokumente/ubs-2018-factsheet-gesundheitliche\\_belastungen\\_laerm\\_barrierefrei.pdf](https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/2378/dokumente/ubs-2018-factsheet-gesundheitliche_belastungen_laerm_barrierefrei.pdf)
- Rüttenauer, T. & Best, H. (2021). Environmental Inequality and Residential Sorting in Germany: A Spatial Time-Series Analysis of the Demographic Consequences of Industrial Sites. *Demography*, 58(6), 2243–2263.
- Rüttenauer, T. & Best, H. (2022). Perceived pollution and selective out-migration: revisiting the role of income for environmental inequality. *Journal of Ethnic and Migration Studies*, 48(15), 3505–3523.
- Schulz, H., Karrasch, S., Bölke, G., Cyrus, J., Hornberg, C., Pickford, R., Schneider, A., Witt, C. & Hoffmann, B. (2018). *Atmen: Luftschadstoffe und Gesundheit*. <https://www.pneumologie.de/storage/app/uploads/public/619/e02/6f1/619e026f17e05942939616.pdf>
- Schutter, L. de, Wieland, H., Gözet, B. & Giljum, S. (2017). *Environmental Inequality in europe: Towards an environmental justice framework for Austria in an EU context* (Informationen zur Umweltpolitik Nr. 194). Kammer für Arbeiter und Angestellte für Wien. [https://www.researchgate.net/publication/323389139\\_Environmental\\_Inequality\\_in\\_Europe\\_-\\_Towards\\_an\\_environmental\\_justice\\_framework\\_for\\_Austria\\_in\\_an\\_EU\\_context/citation/download](https://www.researchgate.net/publication/323389139_Environmental_Inequality_in_Europe_-_Towards_an_environmental_justice_framework_for_Austria_in_an_EU_context/citation/download)
- Spiker, O. (2019). *Resilienzanalyse des Systems Stadtverkehr während einer langfristigen Sperrung einer innerstädtischen Hauptverkehrsachse am Fall der B7-Sperrung in Wuppertal. Schriftenreihe des Fachzentrums Verkehr*. Shaker. <https://orlis.difu.de/items/f236a98c-9e19-4262-9d09-7a38b8c5aebc>
- Stadt Bochum. (2022). 1. Fortschreibung des Lärmaktionsplanes: Für den Ballungsraum Bochum. [https://www.bochum.de/C125830C0042AB74/vwContentByKey/W2C7PET7303BOCMDE/\\$File/Laermaktionsplan.pdf](https://www.bochum.de/C125830C0042AB74/vwContentByKey/W2C7PET7303BOCMDE/$File/Laermaktionsplan.pdf)
- Stadt Bochum. (2023). 4. Stufe Lärmkartierung Ballungsraum Bochum. <https://geoportal.bochum.de/mapapps/resources/apps/laermkartierung/index.html?lang=de>
- Stadt Bochum. (2024). *Die wichtigsten Zahlen zur Bochumer Bevölkerung / Bevölkerung aktuell*. <https://www.bochum.de/Referat-fuer-politische-Gremien-Buergerbeteiligung-und-Kommunikation/Statistik/Die-wichtigsten-Zahlen-zur-Bochumer-Bevoelkerung>
- Stadt Wien. (2022). *So klingt Wien: Zukunftsmusik für eine umweltgerechte Stadt*. Stadt Wien. <https://www.wien.gv.at/umwelt/laerm/pdf/so-klingt-wien-in-zahlen-handbuch.pdf>
- Statistisches Bundesamt. (2019, 25. Januar). *Schätzung für 2018: Bevölkerungszahl auf 83,0 Millionen gestiegen* [Pressemitteilung]. [https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2019/01/PD19\\_029\\_12411.html](https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2019/01/PD19_029_12411.html)
- Statistisches Bundesamt. (2024). *SDG 3 - Gesundheit und Wohlergehen - Deutschlands SDG Indikatoren*. <https://sdg-indikatoren.de/3/>



- Umweltbundesamt. (2024a). *Gesundheitsrisiken durch Hitze*. Umweltbundesamt (UBA). <https://www.umweltbundesamt.de/daten/umwelt-gesundheit/gesundheitsrisiken-durch-hitze#indikatoren-der-lufttemperatur-heisse-tage-und-tropennachte>
- Umweltbundesamt. (2024b). *Staub (PM10)-Emissionen nach Quellkategorien: Nationale Trendtabellen für die deutsche Berichterstattung atmosphärischer Emissionen seit 1990, Emissionsentwicklung 1990 bis 2022 (Stand03/2024)*. [https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/384/bilder/dateien/2\\_abb\\_staub-pm10-emi-quellkat\\_2024-03-27.pdf](https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/384/bilder/dateien/2_abb_staub-pm10-emi-quellkat_2024-03-27.pdf)
- Urban, D. & Mayerl, J. (2018). *Angewandte Regressionsanalyse: Theorie, Technik und Praxis*. Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-01915-0>
- Vittinghoff, M., Simon, D. & Köckler, H. (2023). Screening umweltbezogener Ungerechtigkeit in Städten mit dem SUHEI-Modell: Das Anwendungsbeispiel Duisburg. *Stadtforschung und Statistik : Zeitschrift des Verbandes Deutscher Städtestatistiker*, 36(1), 9–18.
- Ward, M. D. & Gleditsch, K. S [Kristian Skrede]. (2008). *Spatial Regression Models. Quantitative Applications in the Social Sciences*. Sage Publications, Inc.
- Ward, M. D. & Gleditsch, K. S [Kristian Skrede]. (2019). *Spatial regression models* (Second edition). *Quantitative Applications in the Social Sciences: Bd. 155*. Sage.
- Weins, C. (2010). Uni- und bivariate deskriptive Statistik. In C. Wolf & H. Best (Hrsg.), *Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse* (S. 65–89). VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Wolf, C. & Best, H. (2010). Lineare Regressionsanalyse. In C. Wolf & H. Best (Hrsg.), *Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse* (607 - 638). VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- World Health Organization. (2018). *Environmental Noise Guidelines for the European Region*. <https://iris.who.int/bitstream/handle/10665/279952/9789289053563-eng.pdf?sequence=1>
- World Health Organization. (2021). *WHO global air quality guidelines: Particulate matter (PM2.5 and PM10), ozone, nitrogen dioxide, sulfur dioxide and carbon monoxide*. WHO European Centre for Environment and Health. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK574594/>
- World Health Organization, Regional Office for Europe. (2013). *Review of evidence on health aspects of air pollution – REVIHAAP Project: Technical Report*. <https://iris.who.int/bitstream/handle/10665/341712/WHO-EURO-2013-4101-43860-61757-eng.pdf?sequence=1>
- Wothge, J. & Niemann, H. (2020). Gesundheitliche Auswirkungen von Umgebungslärm im urbanen Raum [Adverse health effects due to environmental noise exposure in urban areas]. *Bundesgesundheitsblatt, Gesundheitsforschung, Gesundheitsschutz*, 63(8), 987–996. <https://doi.org/10.1007/s00103-020-03178-9>
- Zimmermann, K. & Lee, D. (2021a). Building Resilience in the Context of Multi-Level Governance: Insights from a Living Lab in the Ruhr. In G. Hutter, M. Neubert & R. Orllepp (Hrsg.), *Studien zur Resilienzforschung. Building Resilience to Natural Hazards in the Context of Climate Change: Knowledge Integration, Implementation and Learning* (S. 209–228). Springer.
- Zimmermann, K. & Lee, D. (2021b). Environmental Justice and Green Infrastructure in the Ruhr: From Distributive to Institutional Conceptions of Justice. *Frontiers in Sustainable Cities*, 3, Artikel 670190, 670190. <https://doi.org/10.3389/frsc.2021.670190>

## Anhang

|           |                                                                                          |            |
|-----------|------------------------------------------------------------------------------------------|------------|
| <b>A.</b> | <b>Übersicht über die Ursprungsdaten</b>                                                 | <b>94</b>  |
| <b>B.</b> | <b>Deskriptive Statistiken</b>                                                           | <b>95</b>  |
| <b>C.</b> | <b>Ausreißer und extreme Ausreißer des Luftverschmutzungsindex</b>                       | <b>96</b>  |
| <b>D.</b> | <b>Bochumer Karten der Hitzeverteilung</b>                                               | <b>98</b>  |
| <b>E.</b> | <b>Karten zur Verteilung der Schulbildungsabschlüsse als Anteil in %</b>                 | <b>101</b> |
| <b>F.</b> | <b>Karten zur Verteilung des Alters als Anteil in %</b>                                  | <b>106</b> |
| <b>G.</b> | <b>Streudiagramme der weiteren Hitzevariablen mit Ø Kaufkraft/Haushalt in €/Jahr</b>     | <b>112</b> |
| <b>H.</b> | <b>Streudiagramme der möglichen Kontrollvariablen mit Ø Kaufkraft/Haushalt in €/Jahr</b> | <b>113</b> |
| <b>I.</b> | <b>Signifikanzniveaus des Pearsons r</b>                                                 | <b>119</b> |
| <b>J.</b> | <b>Grafiken zur Entscheidungsfindung der Nachbarschaftsbestimmung</b>                    | <b>120</b> |
| <b>K.</b> | <b>Weiterer Regressionsvergleich</b>                                                     | <b>121</b> |
| <b>L.</b> | <b>Regressionsmodelle (z-Standardisiert) mit t-/z- &amp; p-Werten</b>                    | <b>123</b> |
| <b>M.</b> | <b>Residuenanalyse des angepassten Modells</b>                                           | <b>125</b> |
| <b>N.</b> | <b>Histogramme der Kontrollvariablen der Equilibrium-Effekte</b>                         | <b>126</b> |

## A. Übersicht über die Ursprungsdaten

| Variable         | Einheit                                                                                                                   | Skalenniveau                      | Räumliche Darstellung       | Erhebungsjahr |
|------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------|---------------|
| Kaufkraft        | durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt in Euro/Jahr                                                                     | metrisch                          | PLZ8-Shapefile              | 2022          |
| NO <sub>x</sub>  | Summe der Emittenten kg/a                                                                                                 | metrisch                          | 1x1km-Grid                  | siehe unten   |
| SO <sub>x</sub>  | Summe der Emittenten kg/a                                                                                                 | metrisch                          | 1x1km-Grid                  | siehe unten   |
| PM <sub>10</sub> | Summe der Emittenten kg/a                                                                                                 | metrisch                          | 1x1km-Grid                  | siehe unten   |
| Lärmbelastung    | Menge der Fläche in m <sup>2</sup> , die jeweils der entsprechenden Lautstärke (dB(A) LDEN) ausgesetzt ist. <sup>18</sup> | Gruppiert über 7 Stufen, metrisch | 1x1km-Grid + PLZ8-Shapefile | 2022          |
| Hitze            | Ergebnis FITNAH Modell: Anzahl Tage/ Nächte und °C                                                                        | metrisch                          | 25x25m .tif-File            | 2020/21       |
| Alter            | Prozentualer Anteil der Einwohner im Alter X-XX Jahre                                                                     | metrisch                          | PLZ8-Shapefile              | 2022          |
| Bildung          | Prozentualer Anteil höchster Schulabschluss                                                                               | metrisch                          | PLZ8-Shapefile              | 2022          |

Quelle:

eigene

Darstellung

Erhebungsjahre für die Luftbelastungswerte (NO<sub>x</sub>, SO<sub>x</sub> & PM<sub>10</sub>):

| Emittent                | Jahr |
|-------------------------|------|
| Industrie               | 2020 |
| Kleinf Feuerungsanlagen | 2019 |
| Kfz                     | 2021 |
| Schiene                 | 2021 |
| Flug                    | 2019 |
| Offroad                 | 2019 |

Quelle: eigene Darstellung

<sup>18</sup> Der L<sub>DEN</sub> beschreibt den Umgebungslärm über 24 Stunden. Dabei gehen L<sub>Evening</sub> (+ 5 dB(A)) und L<sub>Night</sub> (+10 dB(A)) gewichtet in die Berechnung des L<sub>DEN</sub> ein.

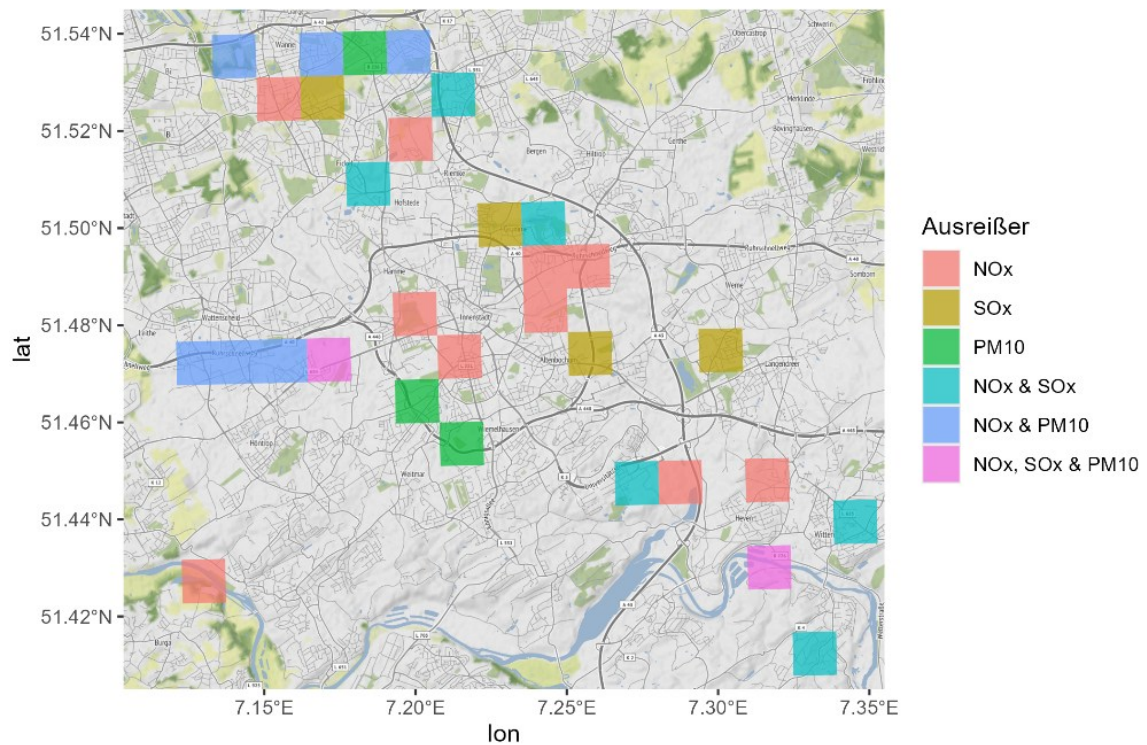
## B. Deskriptive Statistiken

| Deskriptive Statistiken                    |     |          |           |          |          |           |
|--------------------------------------------|-----|----------|-----------|----------|----------|-----------|
| Variablennamen                             | N   | Median   | Mean      | St. Dev. | Min      | Max       |
| Ø Kaufkraft pro Haushalt in € pro Jahr     | 359 | 41343    | 42.084,96 | 7.049,20 | 22.253   | 64.556    |
| Flächenanteil in % >55 dB(A) LDEN          | 359 | 56,57    | 56,82     | 27,69    | 0,74     | 99,46     |
| NOX gesamt in kg/a                         | 359 | 9.975    | 5.434,51  | 1.096,04 | 8.827,57 | 22.985,24 |
| SOX gesamt in kg/a                         | 359 | 91,41    | 31,37     | 18,33    | 89,68    | 198,87    |
| PM10 gesamt in kg/a                        | 359 | 1.332,22 | 726,41    | 174,21   | 1234,25  | 3.570,75  |
| Luftverschmutzungsindex (z-Standardisiert) | 359 | -0,05    | 0,00      | 1,00     | -1,97    | 2,66      |
| Anzahl der heißen Tage (Tmax≥30°C)         | 359 | 13,56    | 14,36     | 2,84     | 10,11    | 23,36     |
| Abitur in %                                | 359 | 19,70    | 22,05     | 7,41     | 13,24    | 44,57     |
| Fachhochschulreife in %                    | 359 | 5,79     | 6,29      | 1,46     | 4,17     | 10,53     |
| Realschulabschluss in %                    | 359 | 29,79    | 29,37     | 2,40     | 22,25    | 34,28     |
| Hautschulabschluss in %                    | 359 | 28,83    | 27,25     | 3,43     | 14,69    | 30,43     |
| kein oder anderer Schulabschluss in %      | 359 | 13,97    | 15,03     | 4,82     | 8,66     | 25,73     |
| Einwohner*innen zwischen 0 und <10 in %    | 359 | 8,45     | 8,57      | 1,06     | 0,00     | 14,81     |
| Einwohner*innen zwischen 10 und <18 in %   | 359 | 6,44     | 6,49      | 0,89     | 4,85     | 10,31     |
| Einwohner*innen zwischen 18 und <35 in %   | 359 | 22,71    | 23,52     | 4,98     | 14,26    | 45,88     |
| Einwohner*innen zwischen 35 und <50 in %   | 359 | 17,60    | 17,65     | 2,08     | 10,68    | 27,27     |
| Einwohner*innen zwischen 50 und <65 in %   | 359 | 21,80    | 21,77     | 2,60     | 12,72    | 28,78     |
| Einwohner*innen 65 und älter in %          | 359 | 22,00    | 22,01     | 4,97     | 9,09     | 36,75     |
| Anzahl der Tropennächte (Tmin≥20°C)        | 359 | 4,40     | 4,54      | 0,59     | 3,43     | 6,22      |
| Temperatur um 4 Uhr                        | 359 | 16,99    | 17,10     | 0,96     | 14,75    | 19,40     |
| PET – thermisches Empfinden                | 359 | 41,52    | 41,25     | 2,35     | 33,00    | 46,09     |

Quelle: eigene Darstellung – Daten: (GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023; LANUV, 2023a; microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022; Stadt Bochum, 2023)

## C. Ausreißer und extreme Ausreißer des Luftverschmutzungsindex

Ausreißer des Luftverschmutzungsindex:



Quelle: eigene Darstellung, Daten: (LANUV, 2023a)

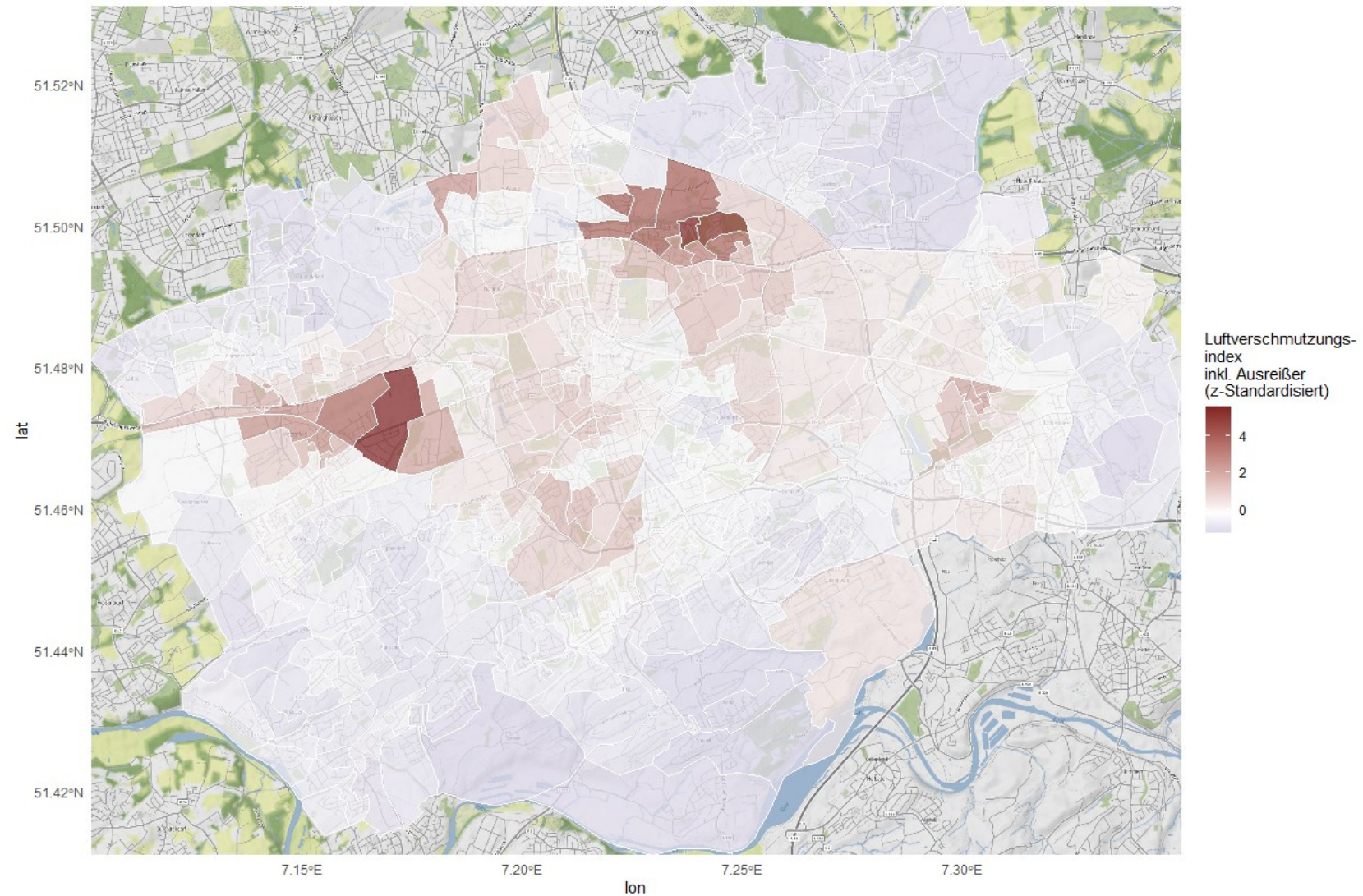
Extreme Ausreißer des Luftverschmutzungsindex:



Quelle: eigene Darstellung, Daten: (LANUV, 2023a)



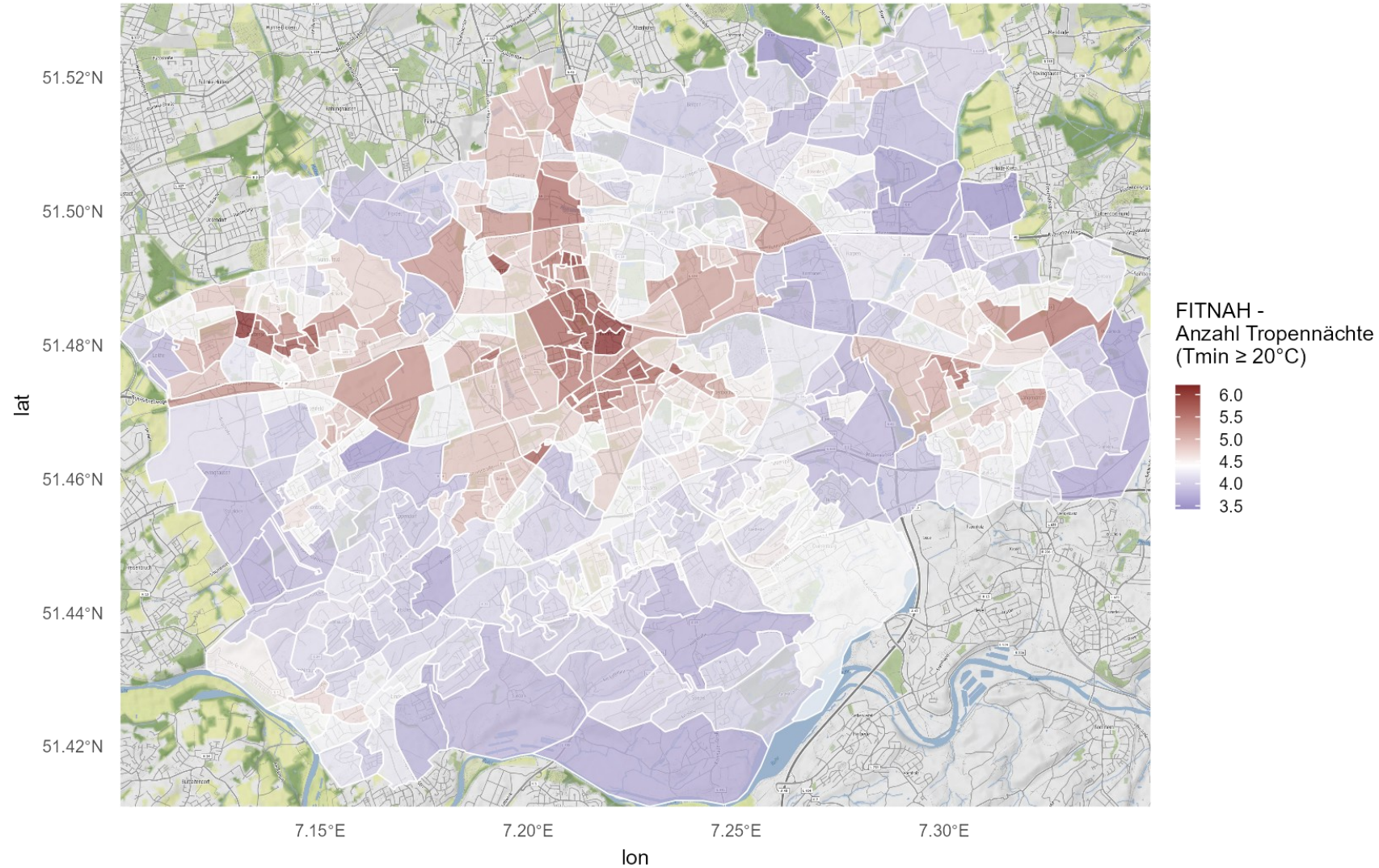
## Luftverschmutzungsindex inklusive Ausreißer (z-standadrisiert):



Quelle: eigene Berechnung & Darstellung, Daten: (LANUV, 2023a); Anmerkung: Weiße Flächen entsprechen dem Median.

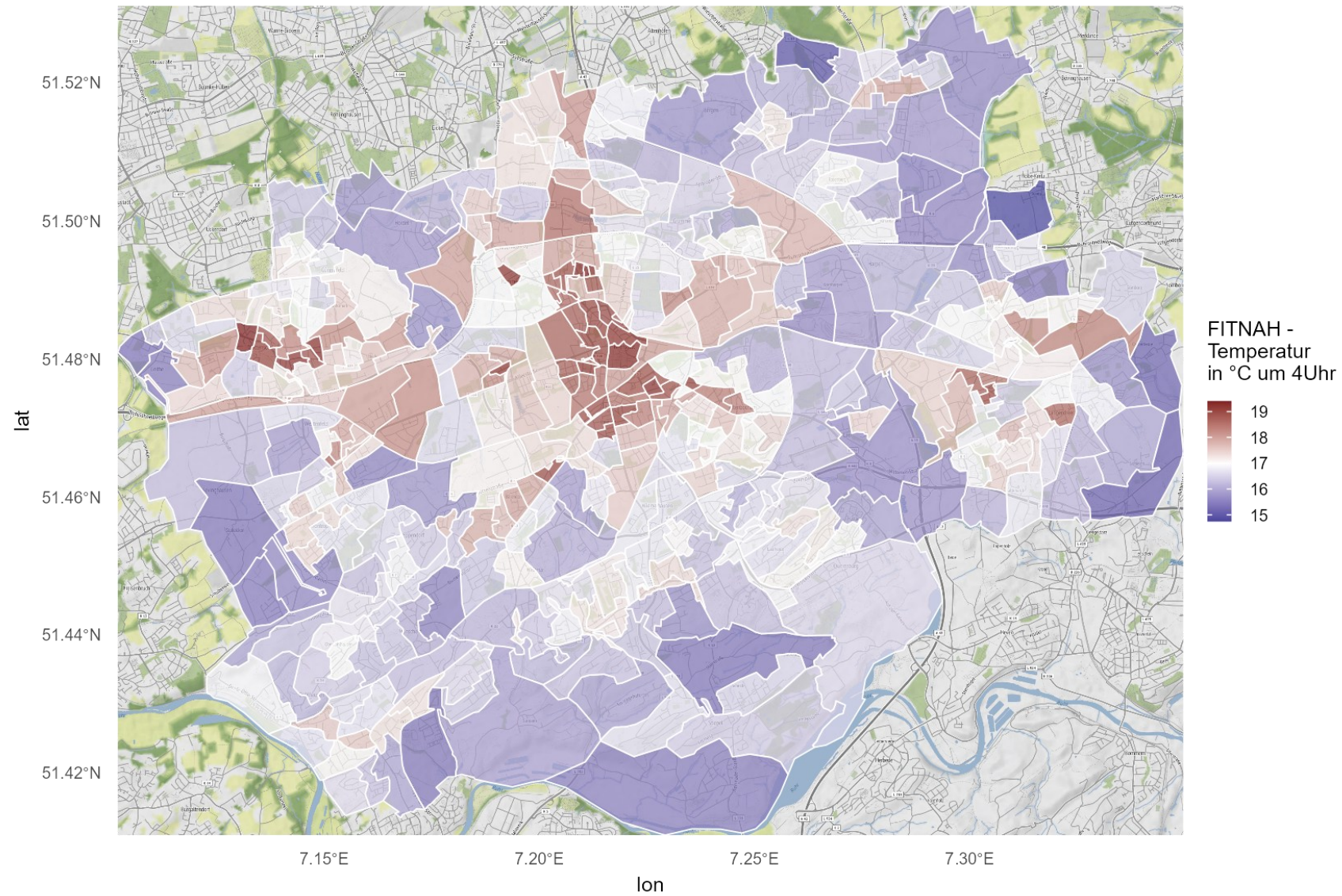


## D. Bochumer Karten der Hitzeverteilung



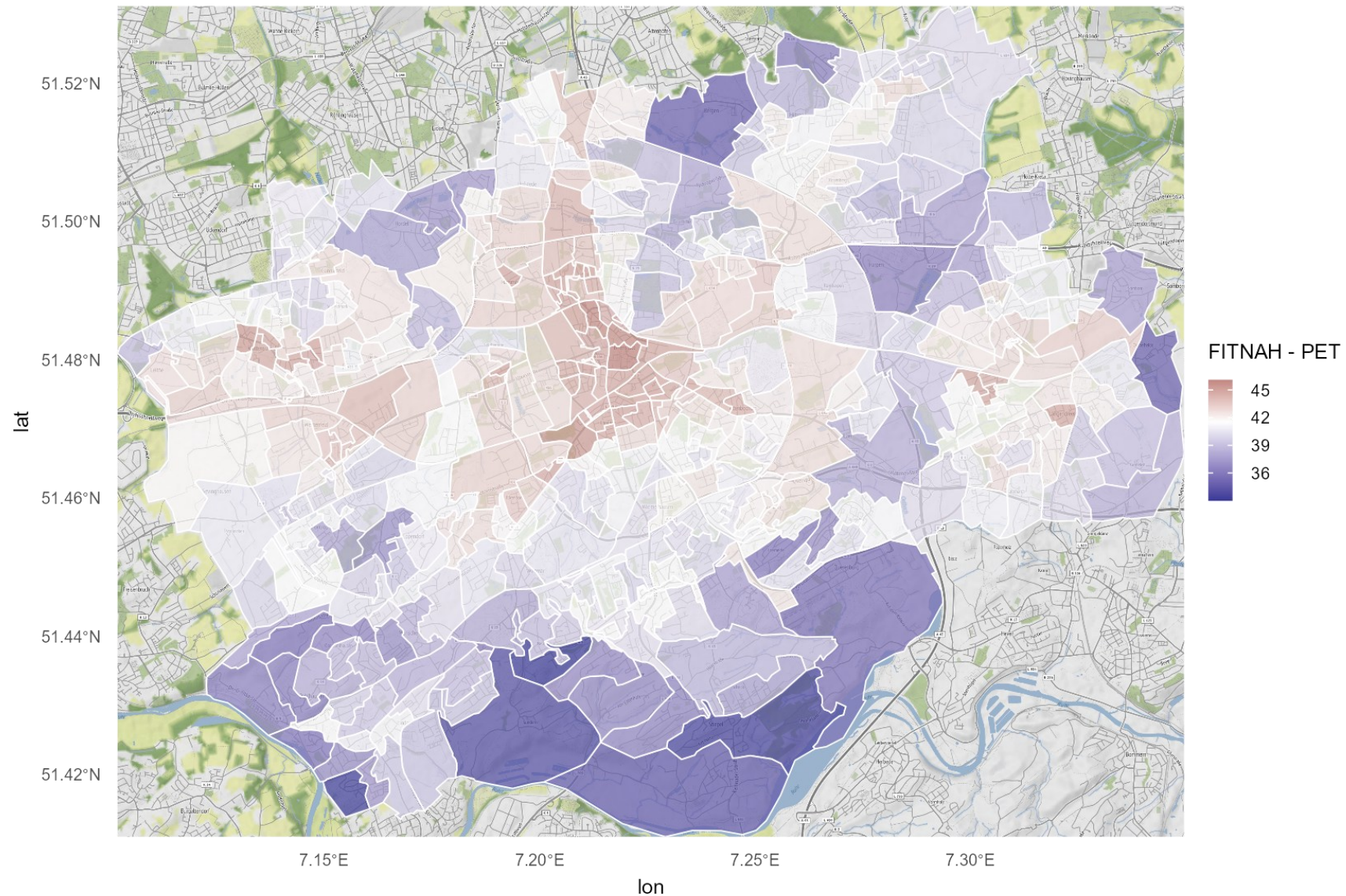
Quelle: eigene Berechnung & Darstellung, Daten: (GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023); Anmerkung: Weiße Flächen entsprechen dem Median.





Quelle: eigene Berechnung & Darstellung, Daten: (GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023); Anmerkung: Weiße Flächen entsprechen dem Median.

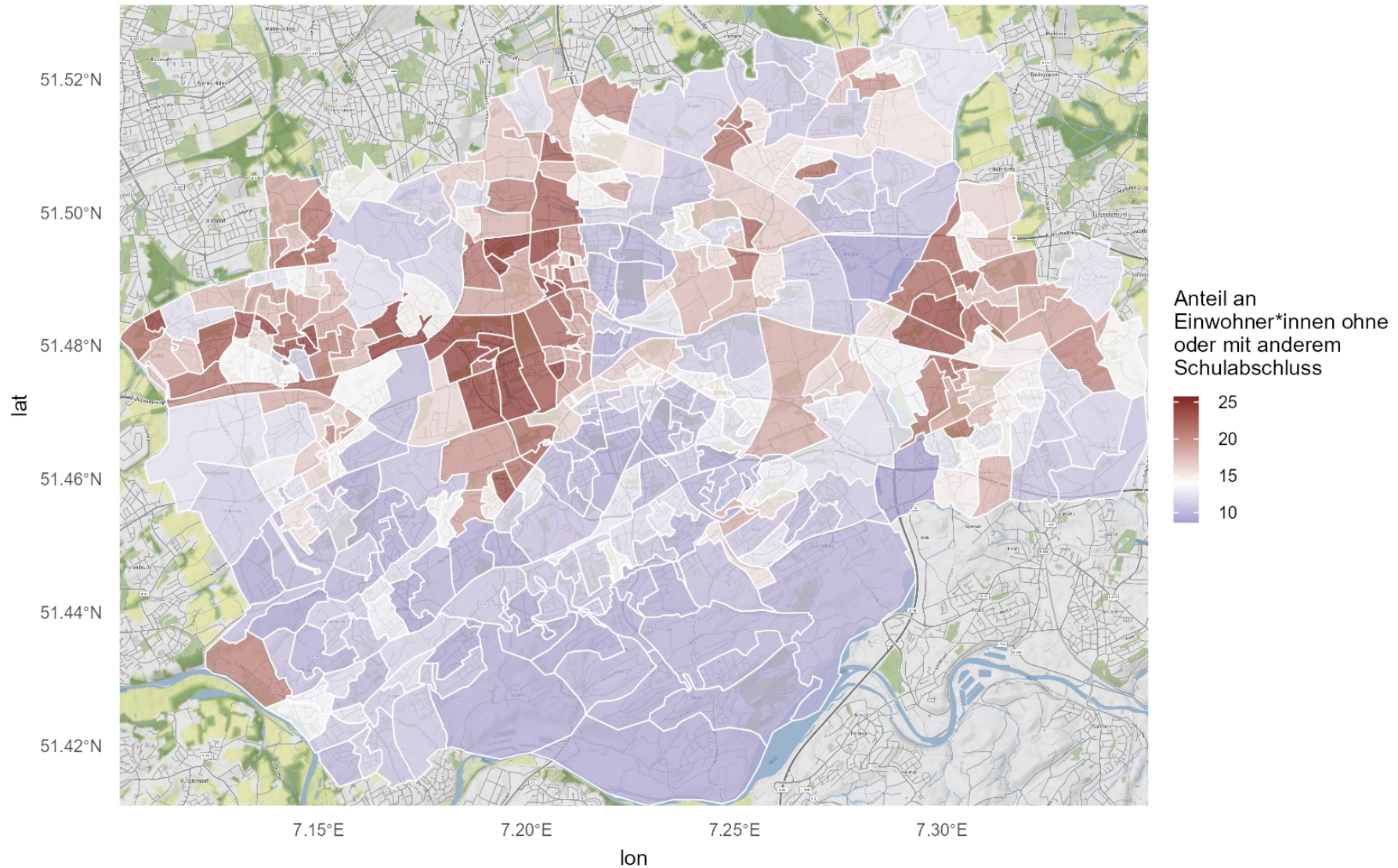




Quelle: eigene Berechnung & Darstellung, Daten: (GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023); Anmerkung: Weiße Flächen entsprechen dem Median.

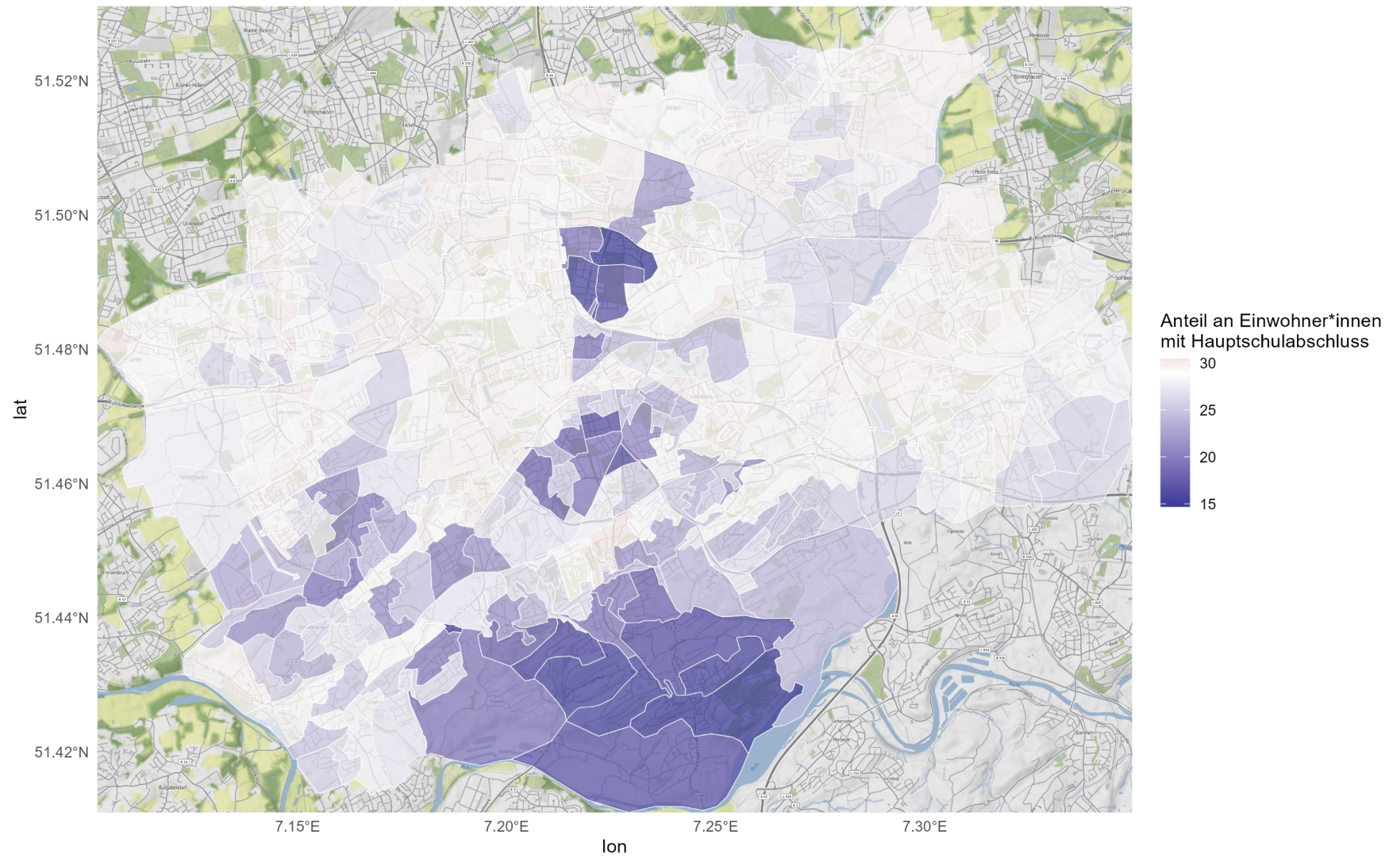


## E. Karten zur Verteilung der Schulbildungsabschlüsse als Anteil in %



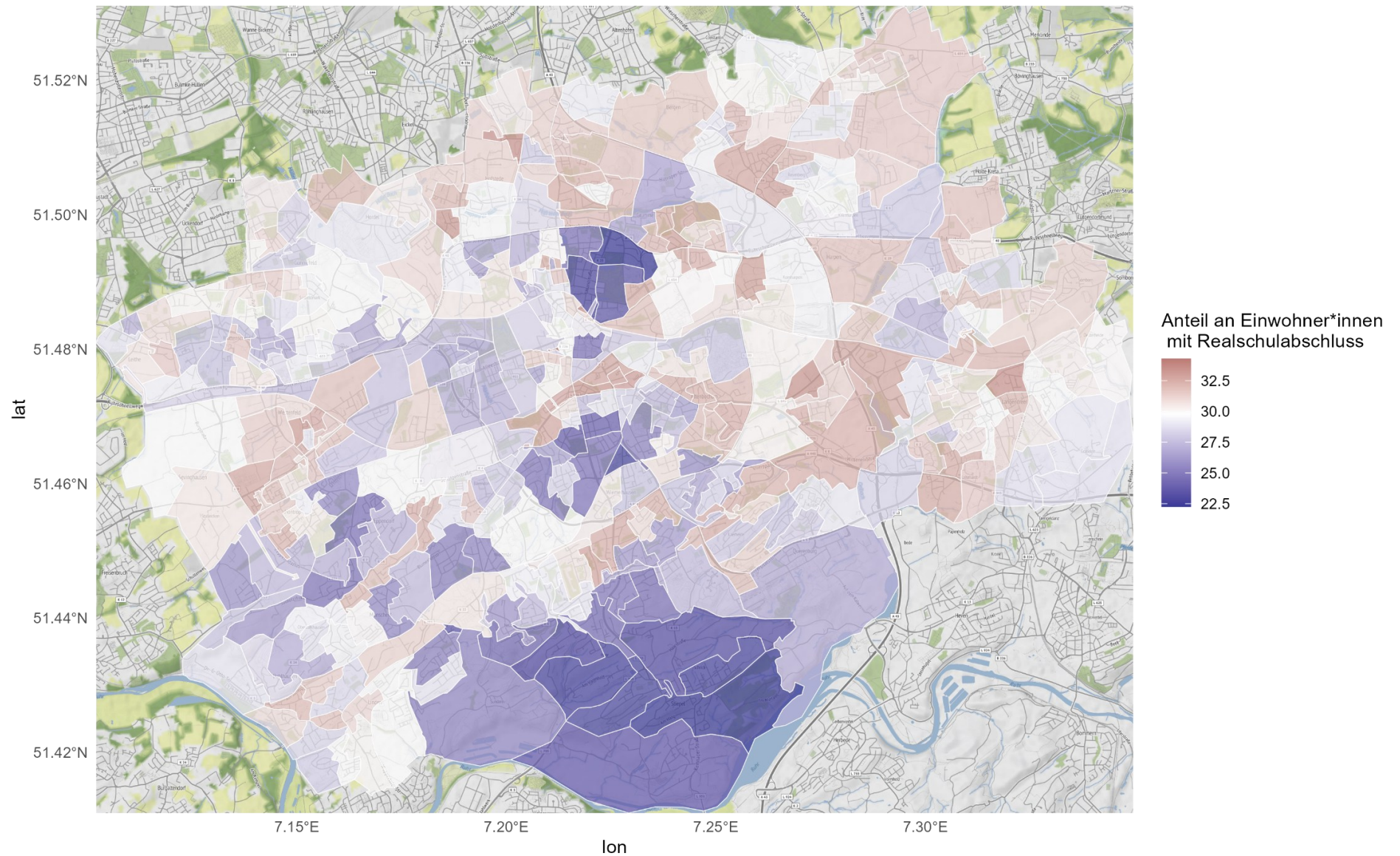
Quelle: eigene Darstellung, Daten: (microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022); Anmerkung: Weiße Flächen entsprechen dem Median.





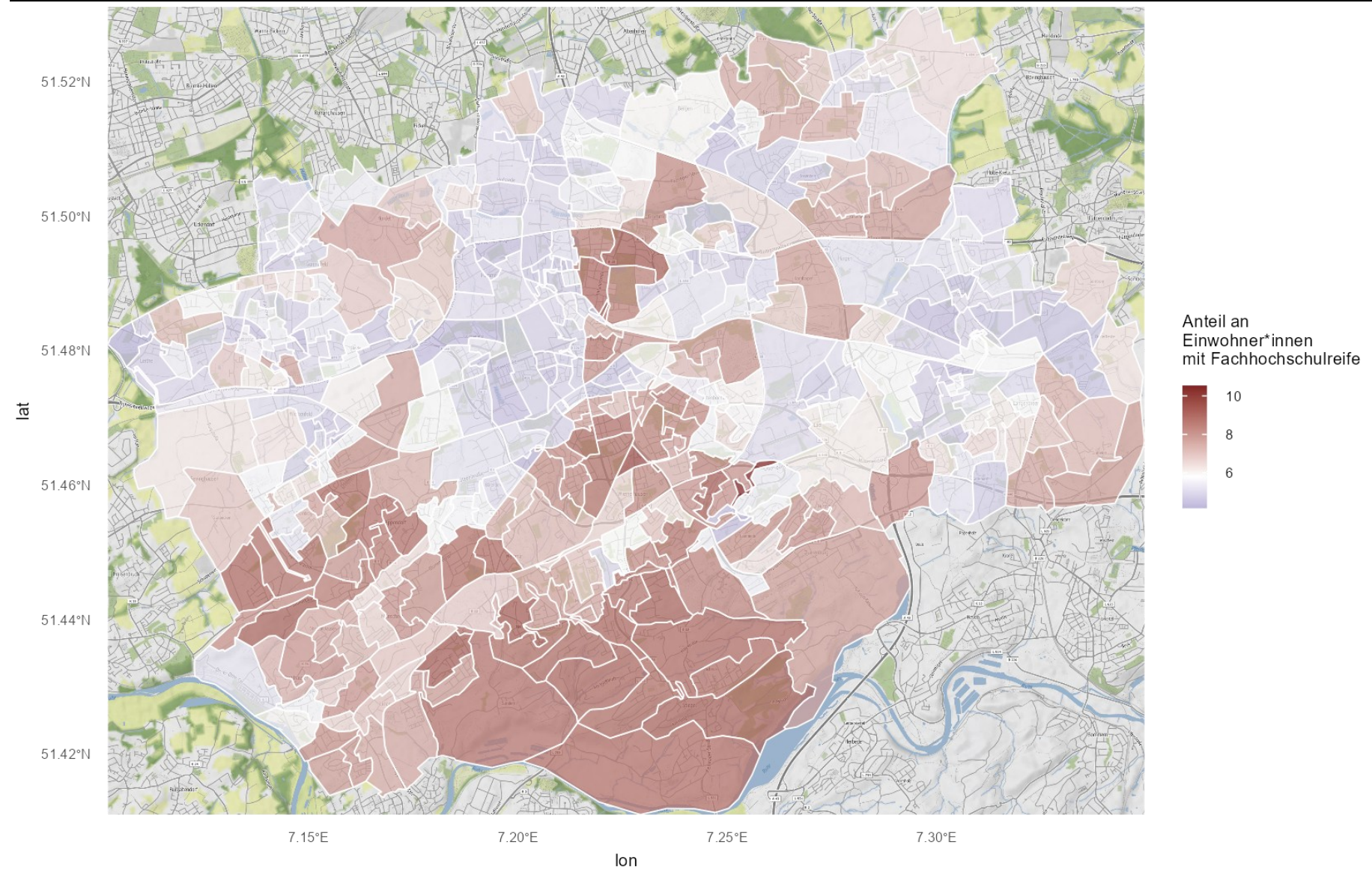
Quelle: eigene Darstellung, Daten: (microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022); Anmerkung: Weiße Flächen entsprechen dem Median.





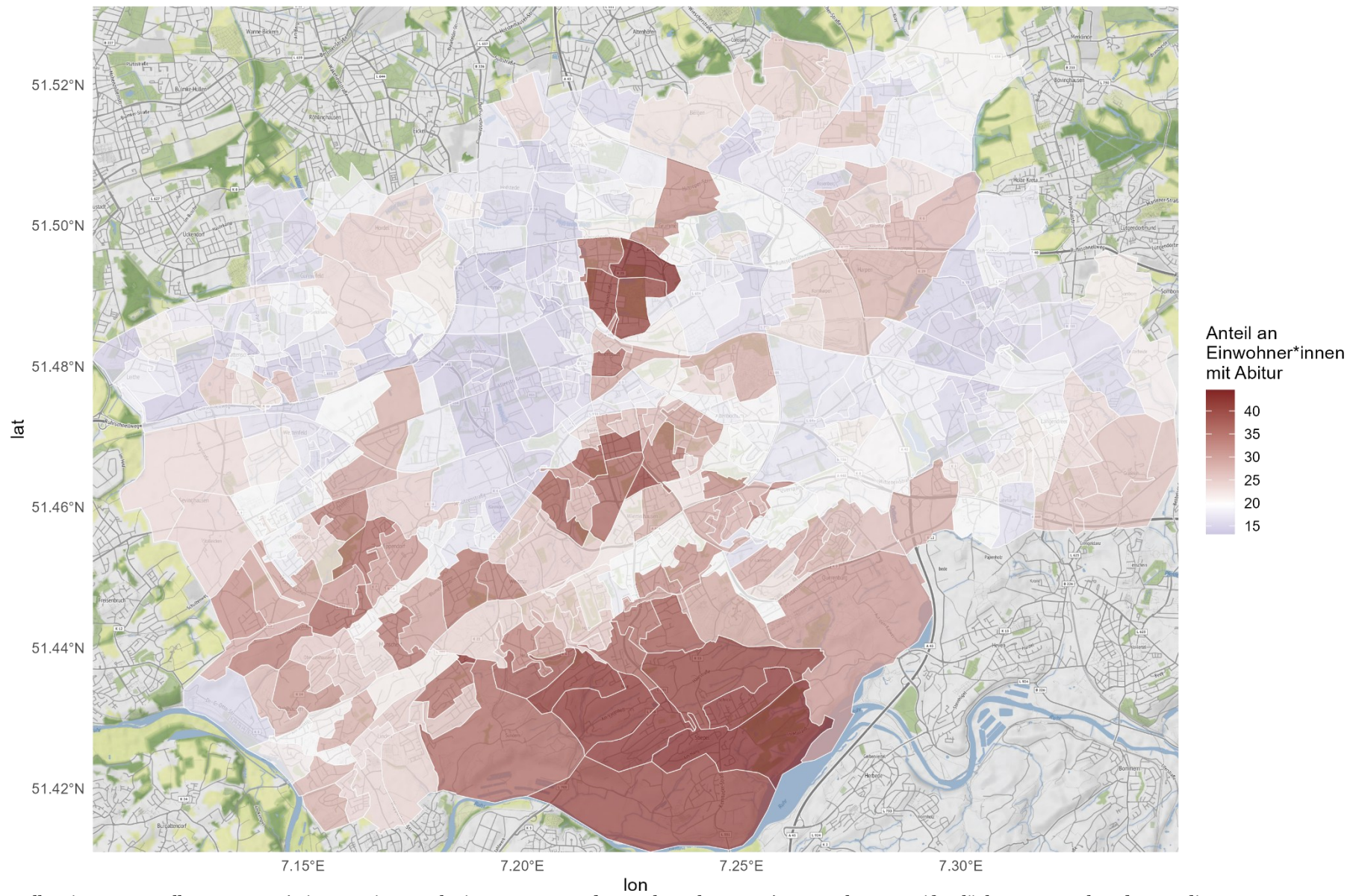
Quelle: eigene Darstellung, Daten: (microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022); Anmerkung: Weiße Flächen entsprechen dem Median.





Quelle: eigene Darstellung, Daten: (microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022); Anmerkung: Weiße Flächen entsprechen dem Median.

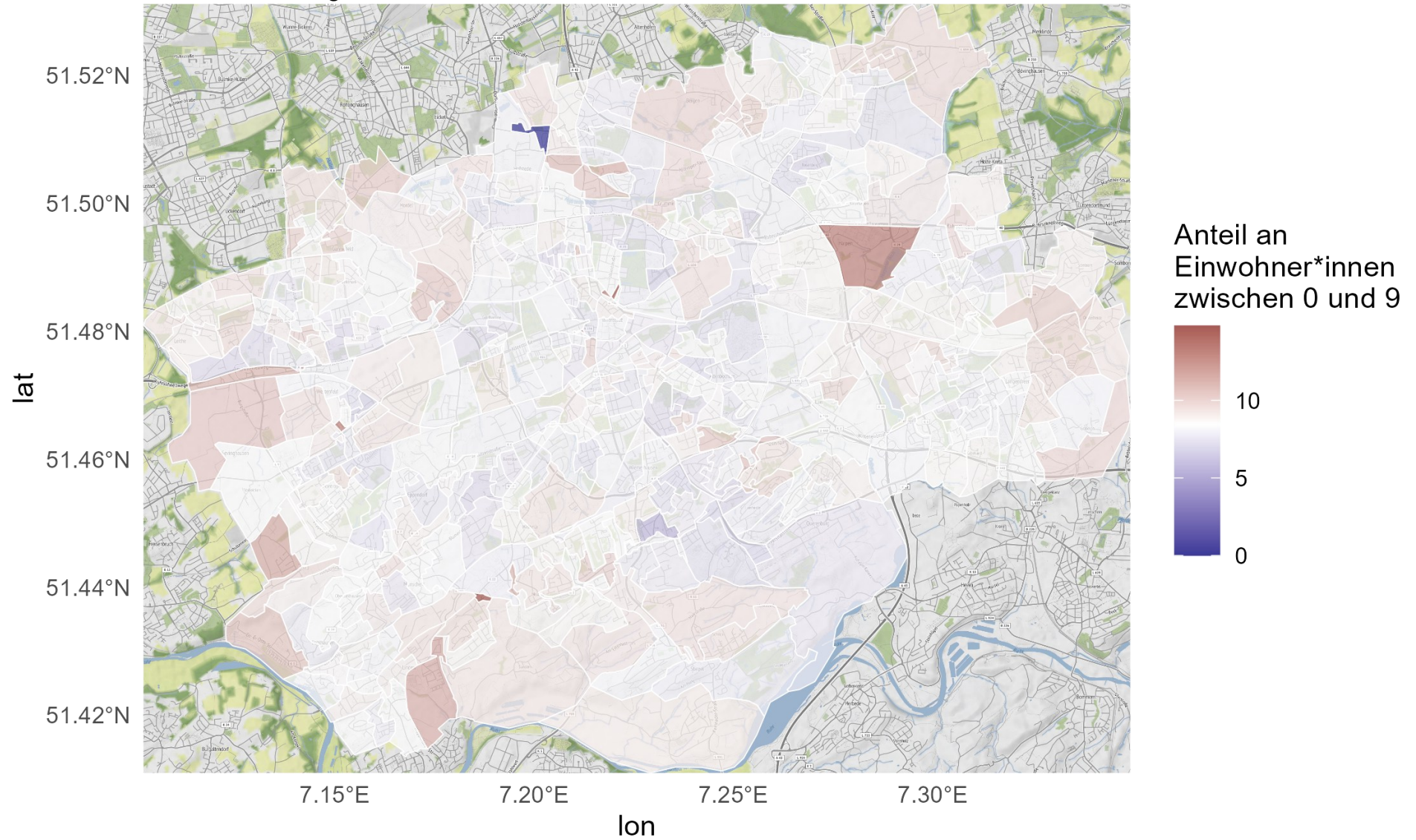




Quelle: eigene Darstellung, Daten: (microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022); Anmerkung: Weiße Flächen entsprechen dem Median.

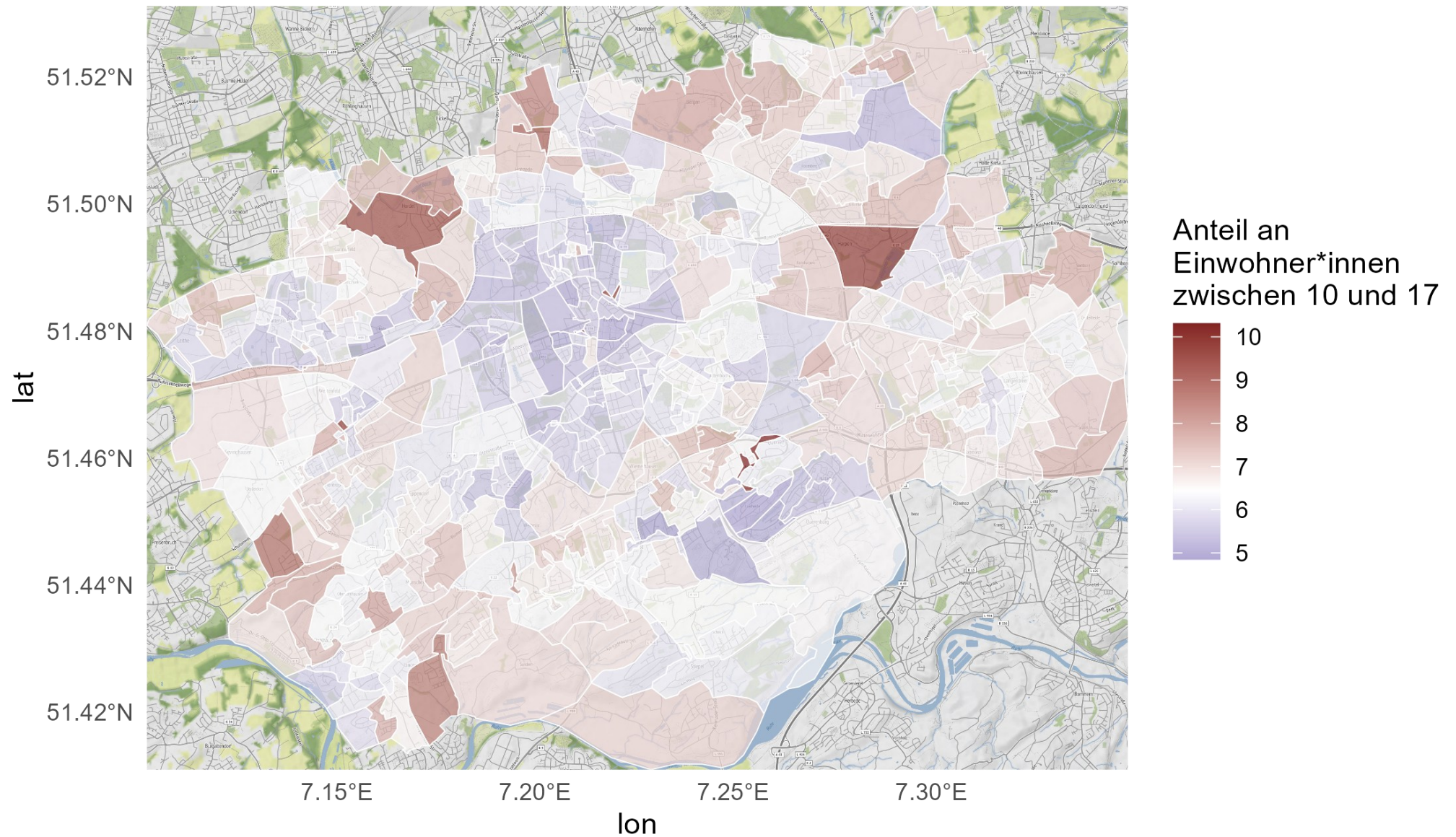


## F. Karten zur Verteilung des Alters als Anteil in %



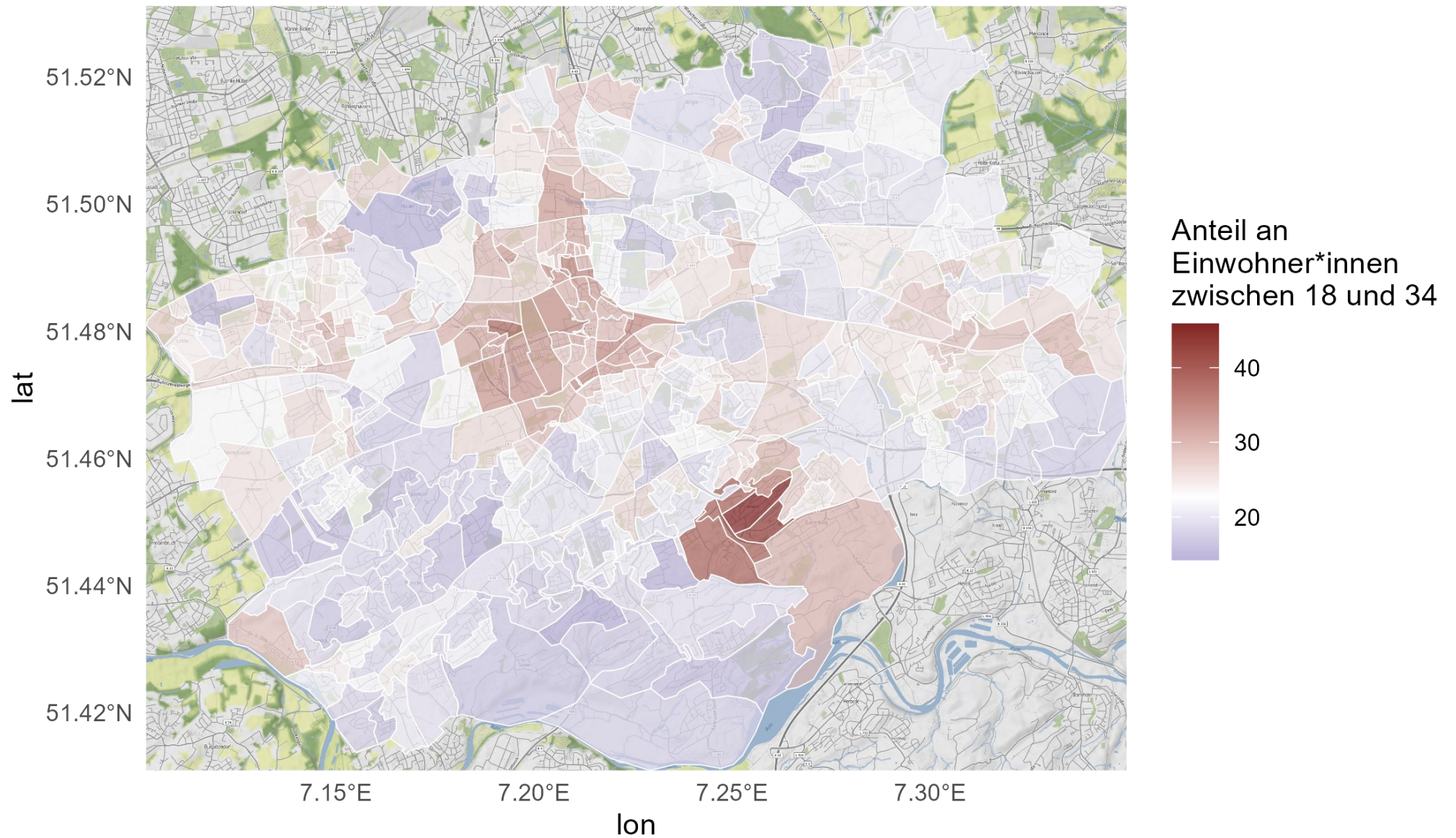
Quelle: eigene Darstellung, Daten: (microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022); Anmerkung: Weiße Flächen entsprechen dem Median.





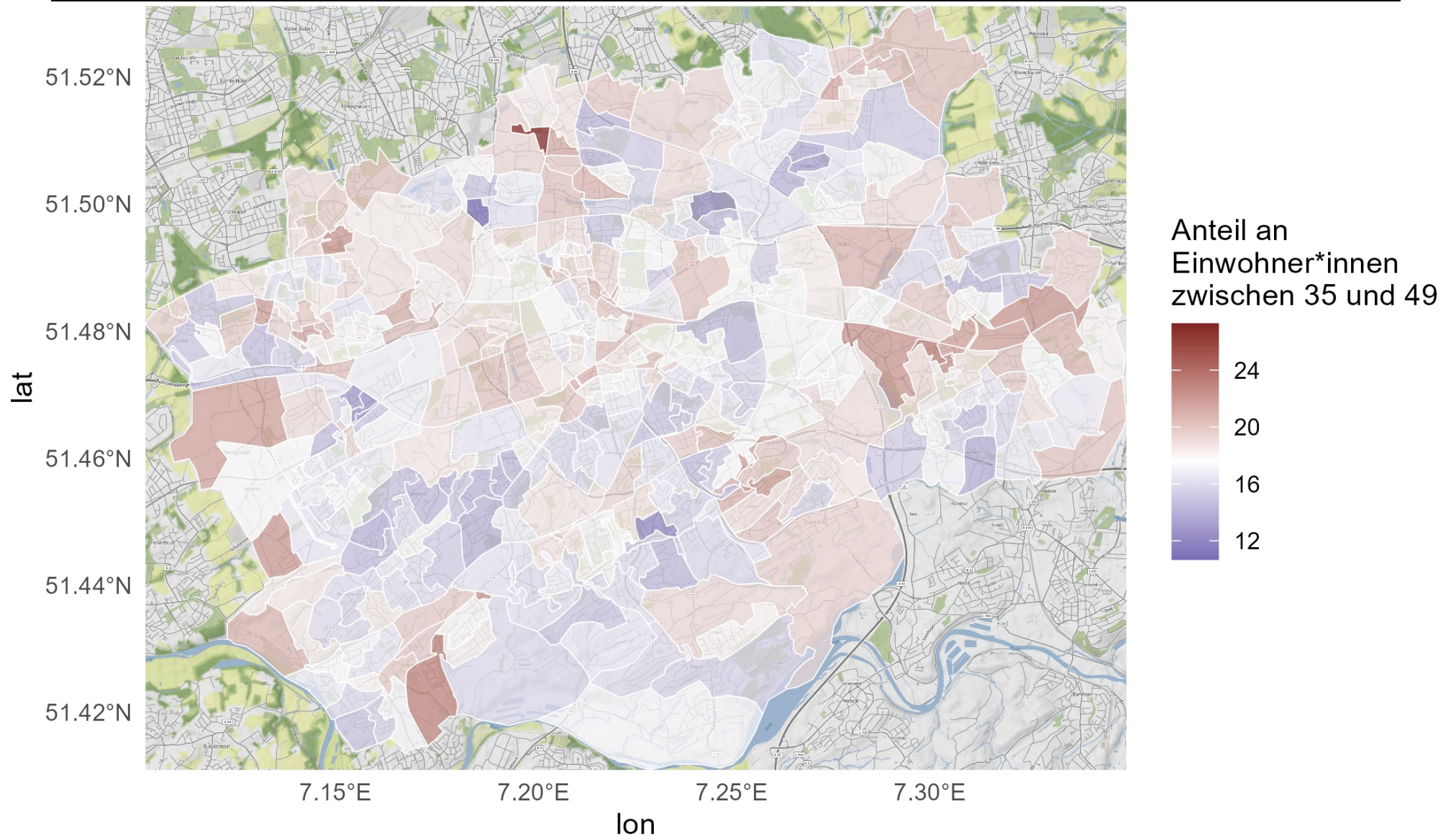
Quelle: eigene Darstellung, Daten: (microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022); Anmerkung: Weiße Flächen entsprechen dem Median.





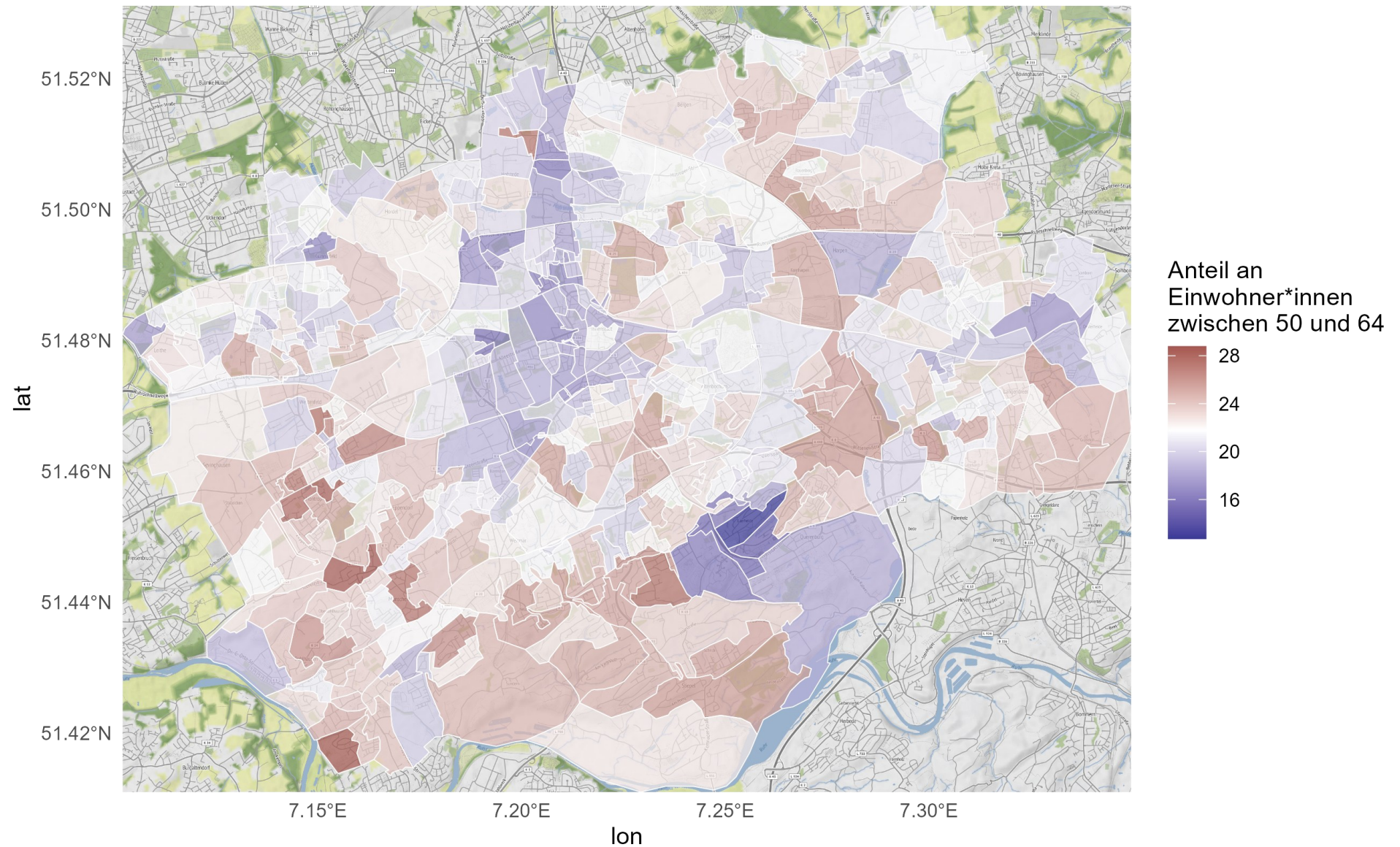
Quelle: eigene Darstellung, Daten: (microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022); Anmerkung: Weiße Flächen entsprechen dem Median.



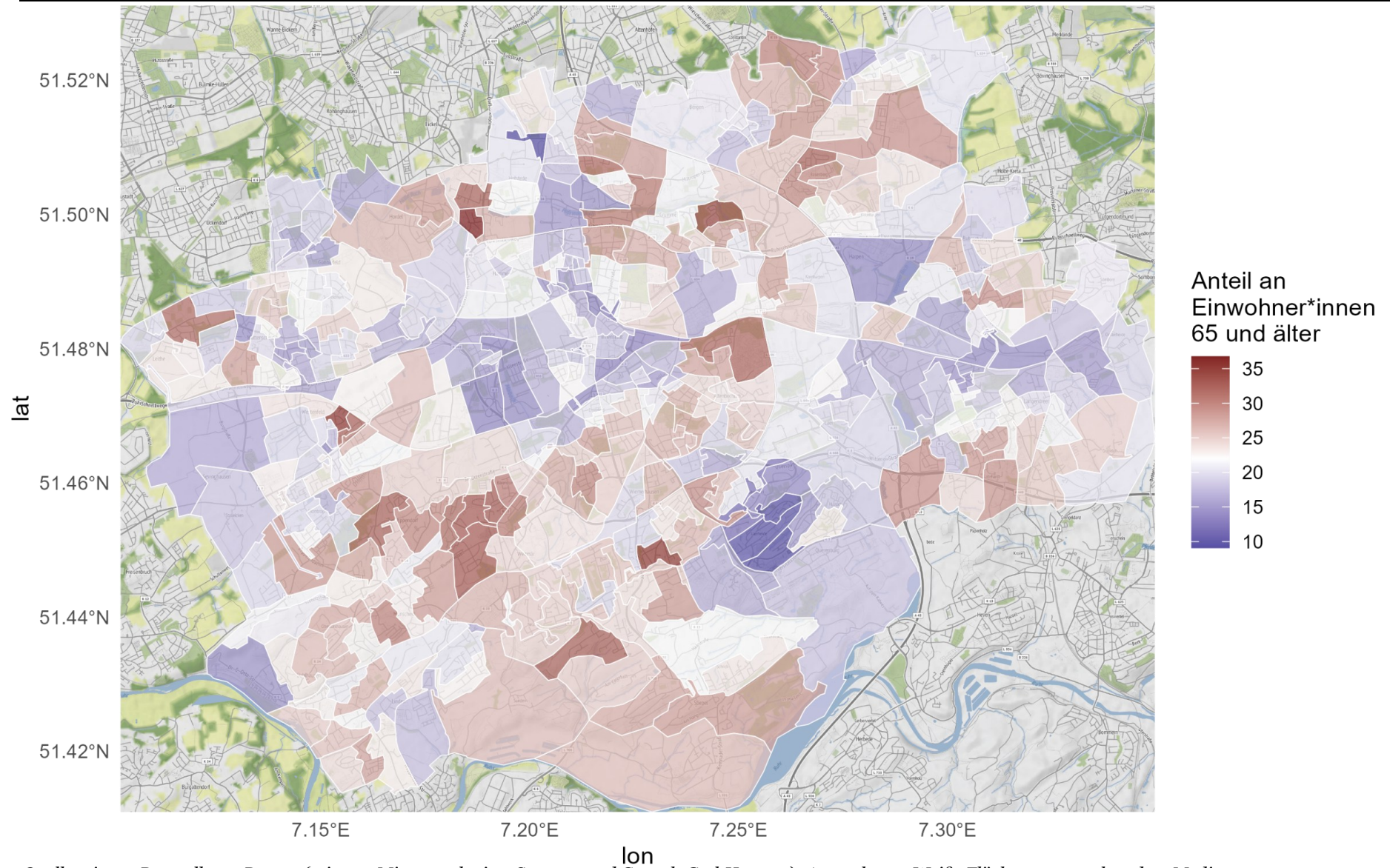


Quelle: eigene Darstellung, Daten: (microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022); Anmerkung: Weiße Flächen entsprechen dem Median.





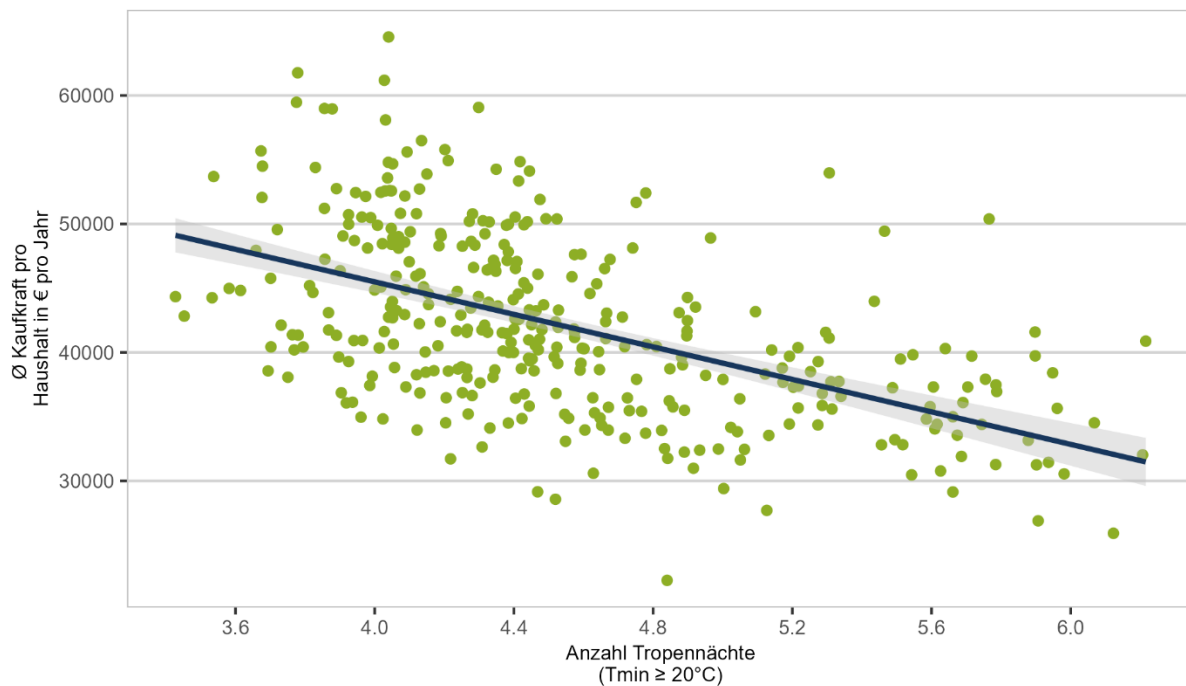




## G. Streudiagramme der weiteren Hitzevariablen mit Ø Kaufkraft/Haushalt

in €/Jahr

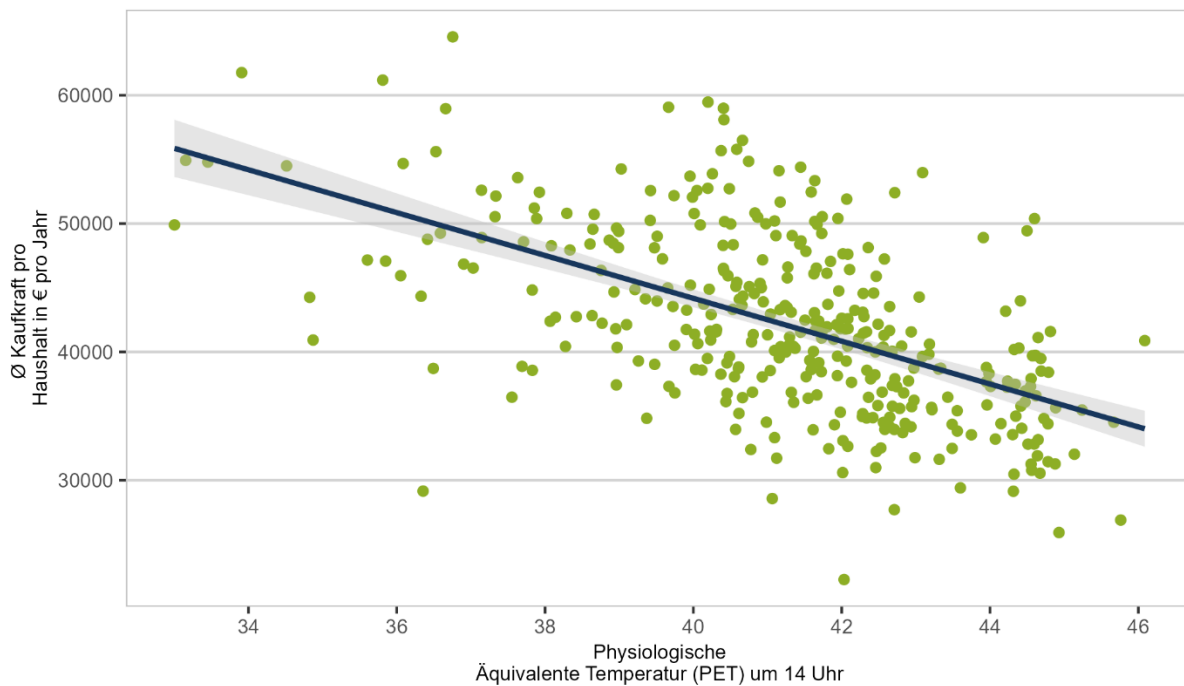
Streudiagramm: Ø Kaufkraft pro Haushalt in € pro Jahr und Anzahl Tropennächte  
( $T_{min} \geq 20^\circ\text{C}$ )



Anmerkungen: N = 359

Quelle: eigene Berechnung & Darstellung – Daten: GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023 & microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)

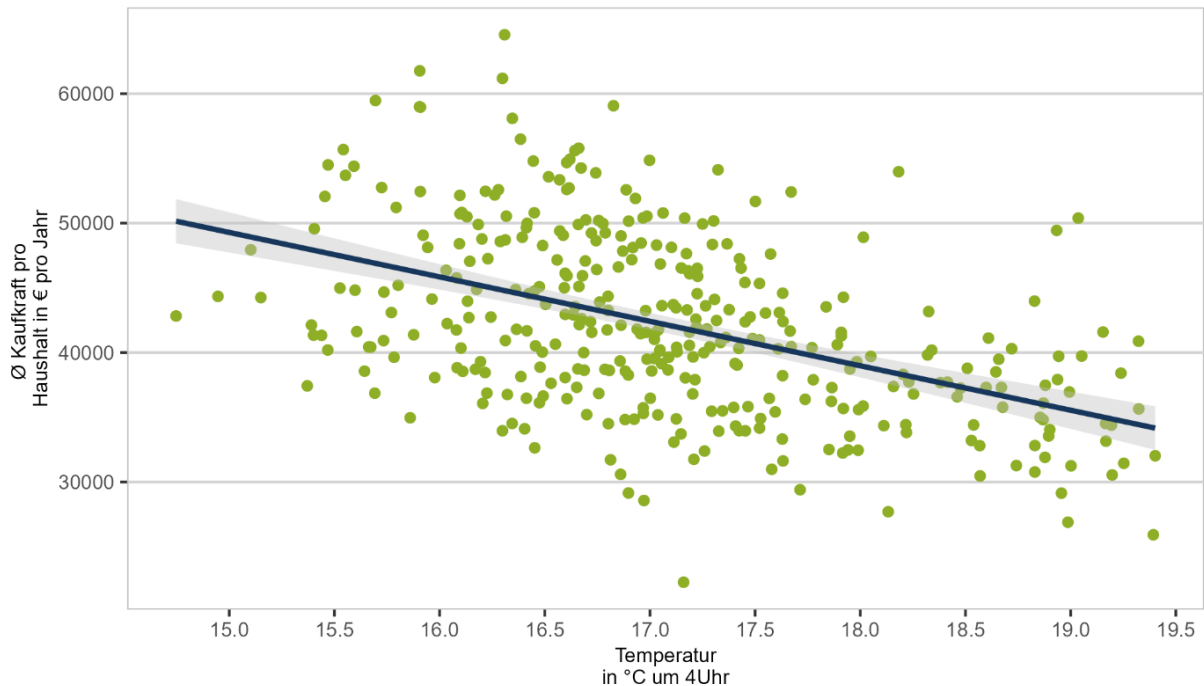
Streudiagramm: Ø Kaufkraft pro Haushalt in € pro Jahr und Physiologische Äquivalente Temperatur (PET) um 14 Uhr



Anmerkungen: N = 359

Quelle: eigene Berechnung & Darstellung – Daten: GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023 & microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)

Streudiagramm: Ø Kaufkraft pro Haushalt in € pro Jahr und Temperatur in °C um 4Uhr



Anmerkungen: N = 359

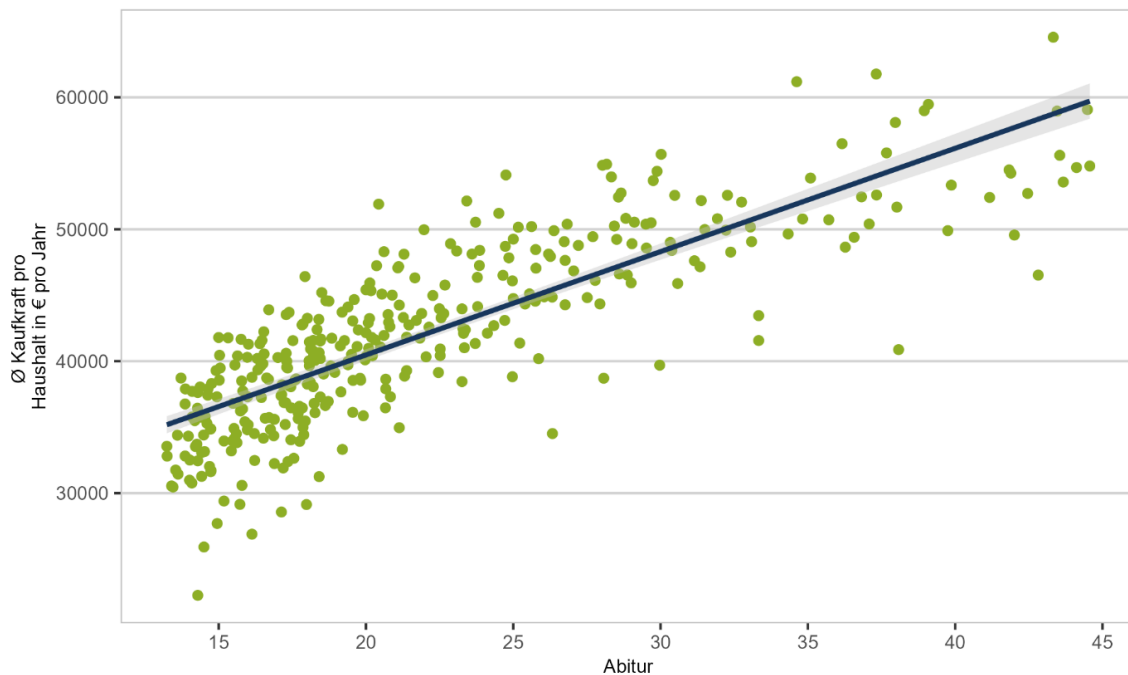
Quelle: eigene Berechnung & Darstellung – Daten: GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023 & microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)

## H. Streudiagramme der möglichen Kontrollvariablen mit

Ø Kaufkraft/Haushalt in €/Jahr

Bildung:

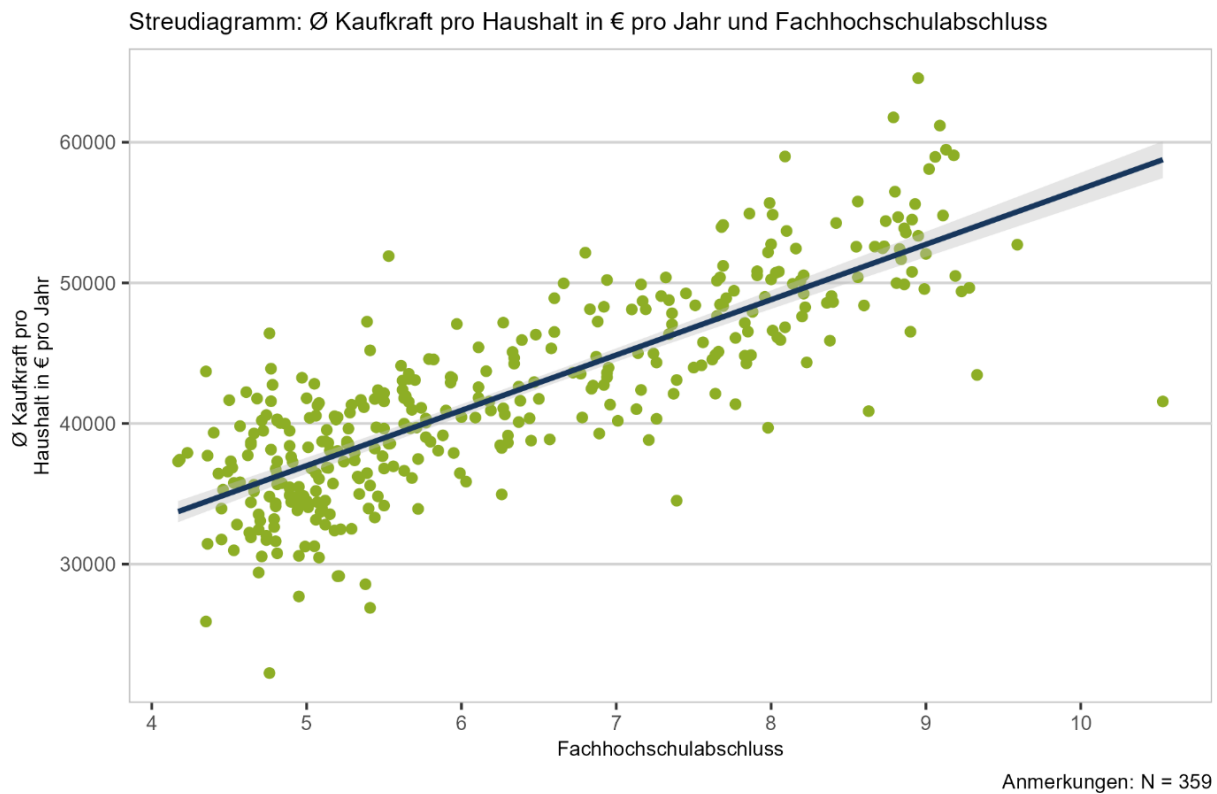
Streudiagramm: Ø Kaufkraft pro Haushalt in € pro Jahr und Abitur



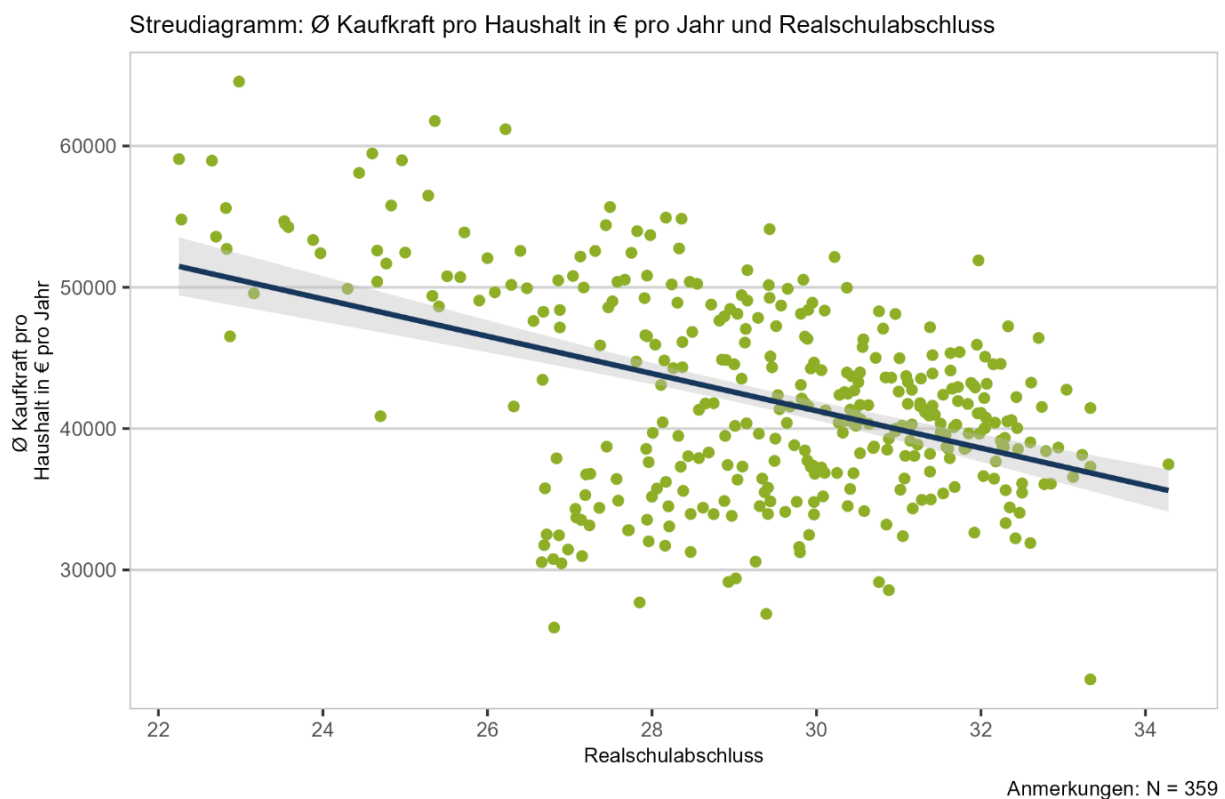
Anmerkungen: N = 359

Quelle: eigene Berechnung & Darstellung – Daten: microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)



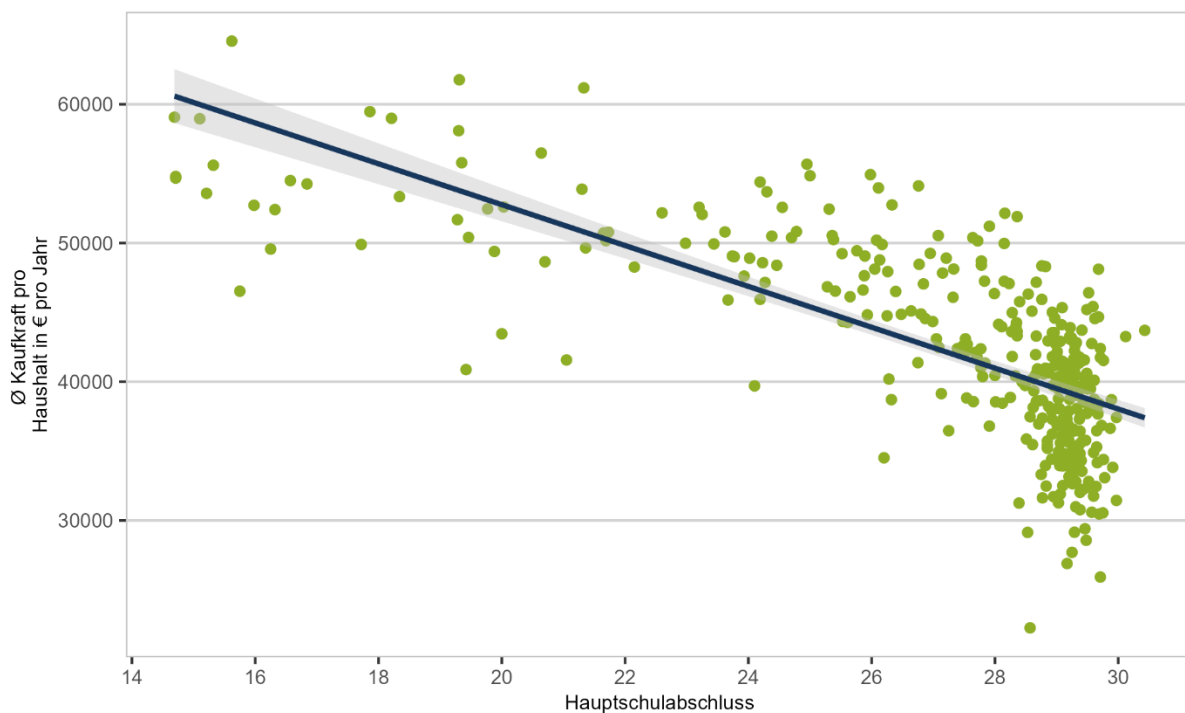


Quelle: eigene Berechnung & Darstellung – Daten: microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)



Quelle: eigene Berechnung & Darstellung – Daten: microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)

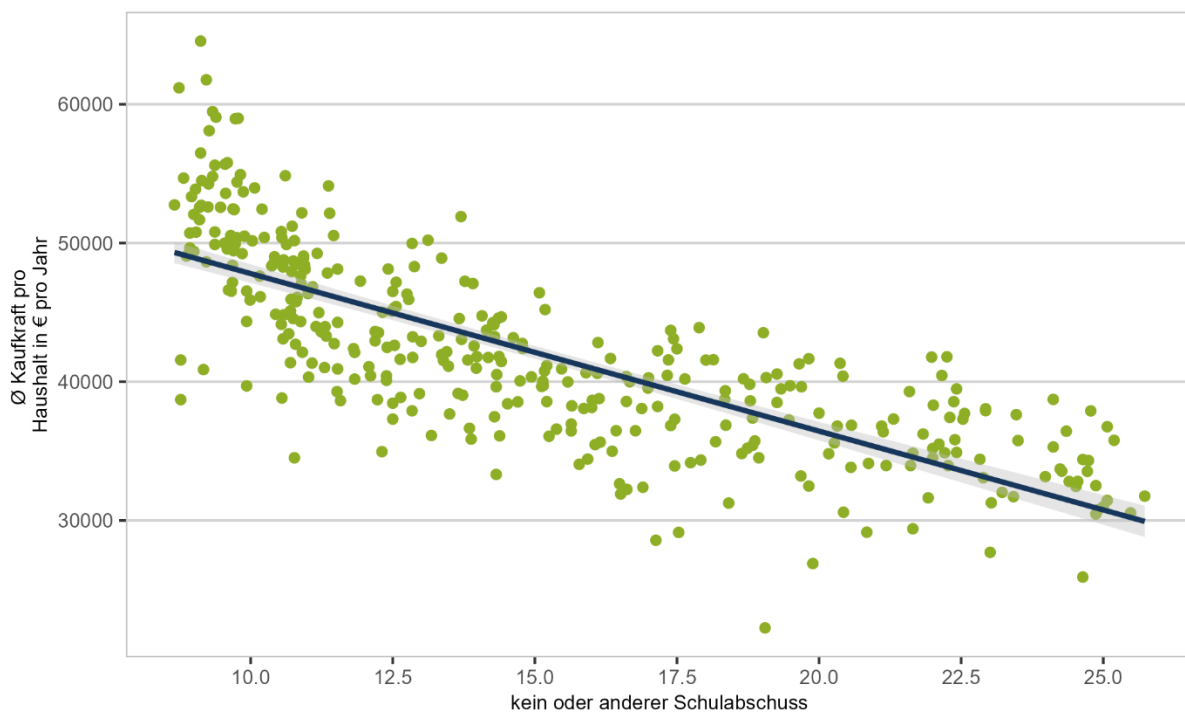
Streudiagramm: Ø Kaufkraft pro Haushalt in € pro Jahr und Hauptschulabschluss



Anmerkungen: N = 359

Quelle: eigene Berechnung & Darstellung – Daten: microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)

Streudiagramm: Ø Kaufkraft pro Haushalt in € pro Jahr und kein oder anderer Schulabschluss

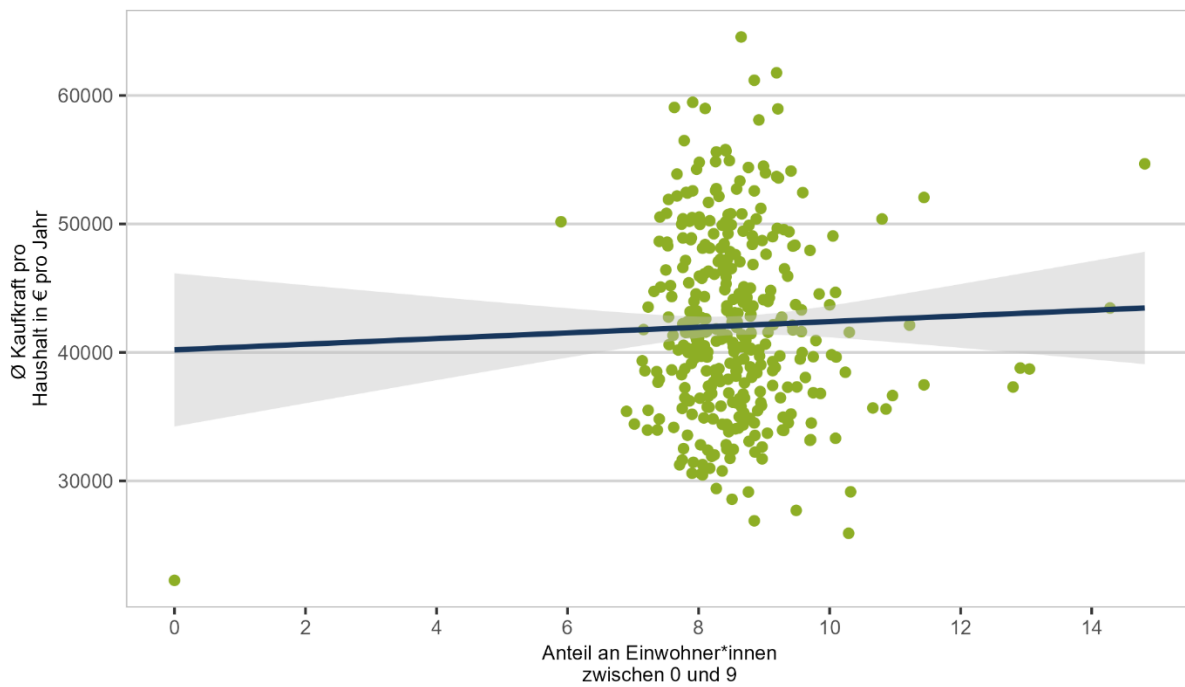


Anmerkungen: N = 359

Quelle: eigene Berechnung & Darstellung – Daten: microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)

**Alter:**

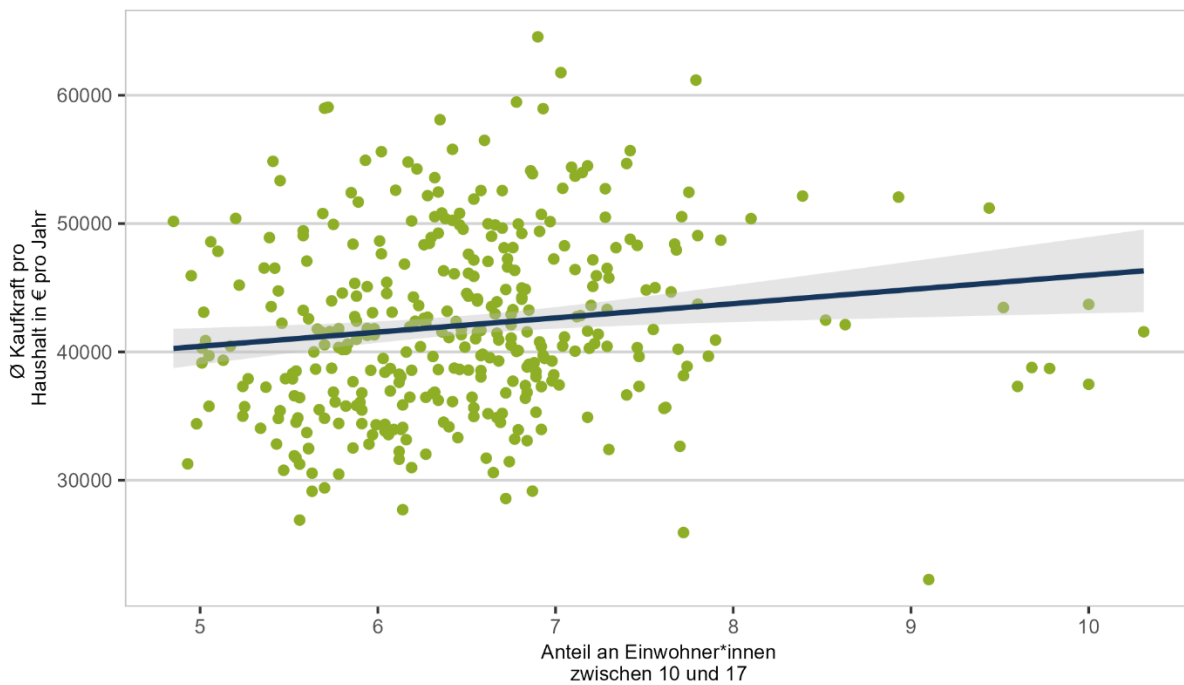
Streudiagramm: Ø Kaufkraft pro Haushalt in € pro Jahr und Anteil an Einwohner\*innen zwischen 0 und 9



Anmerkungen: N = 359

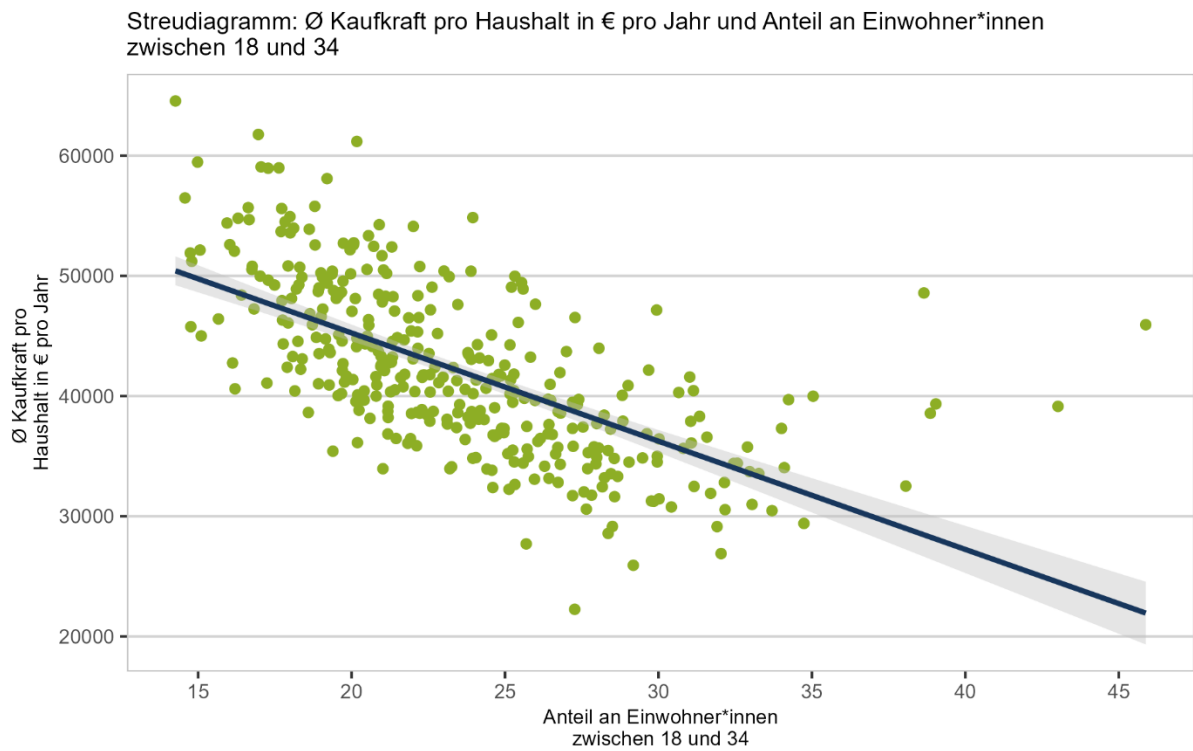
Quelle: eigene Berechnung & Darstellung – Daten: microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)

Streudiagramm: Ø Kaufkraft pro Haushalt in € pro Jahr und Anteil an Einwohner\*innen zwischen 10 und 17



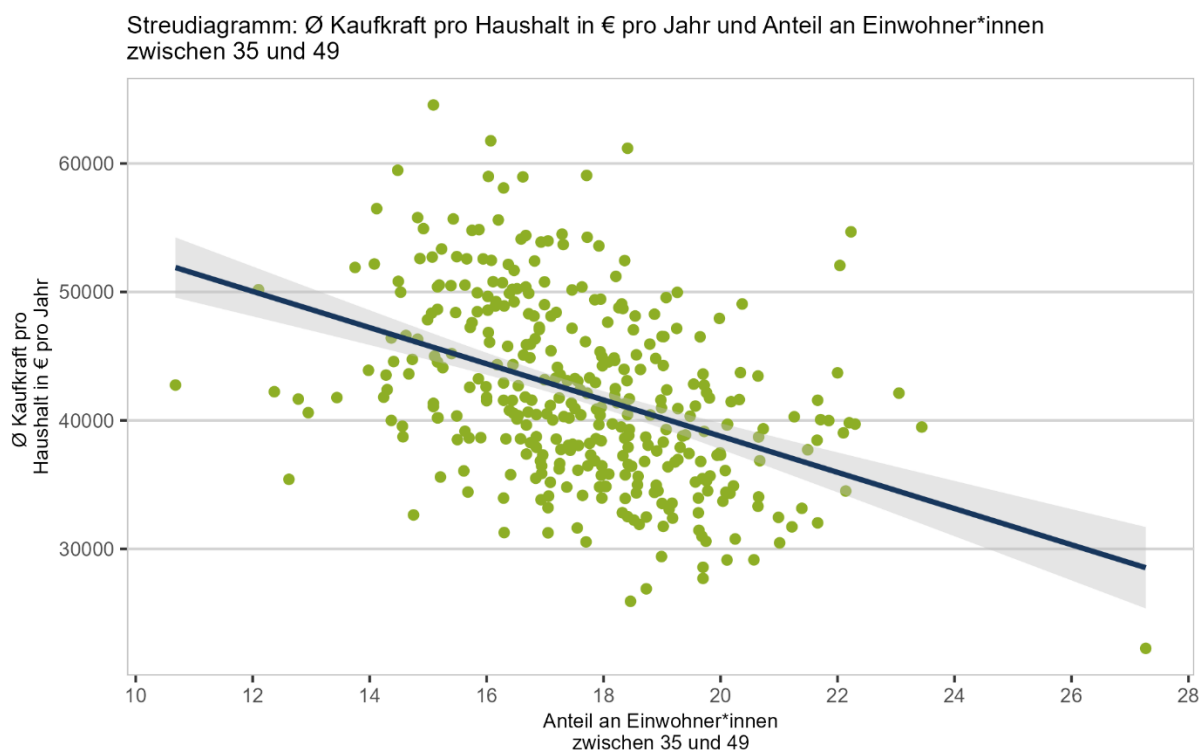
Anmerkungen: N = 359

Quelle: eigene Berechnung & Darstellung – Daten: microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)



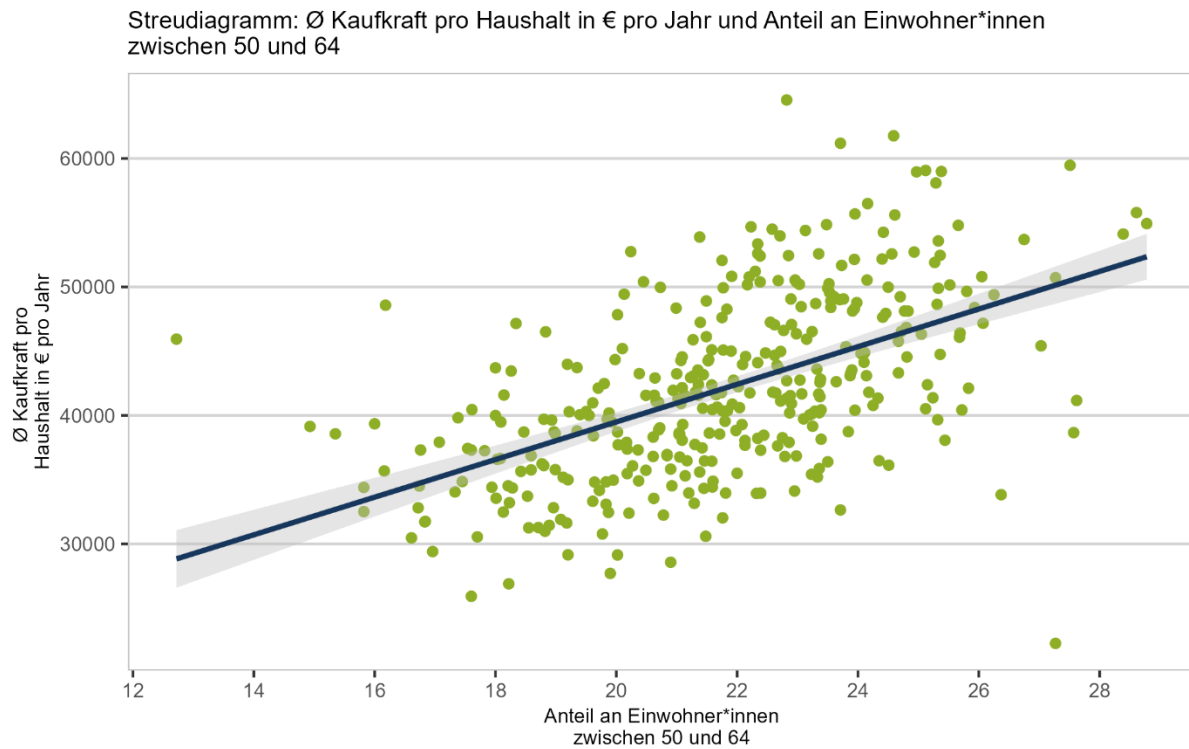
Anmerkungen: N = 359

Quelle: eigene Berechnung & Darstellung – Daten: microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)



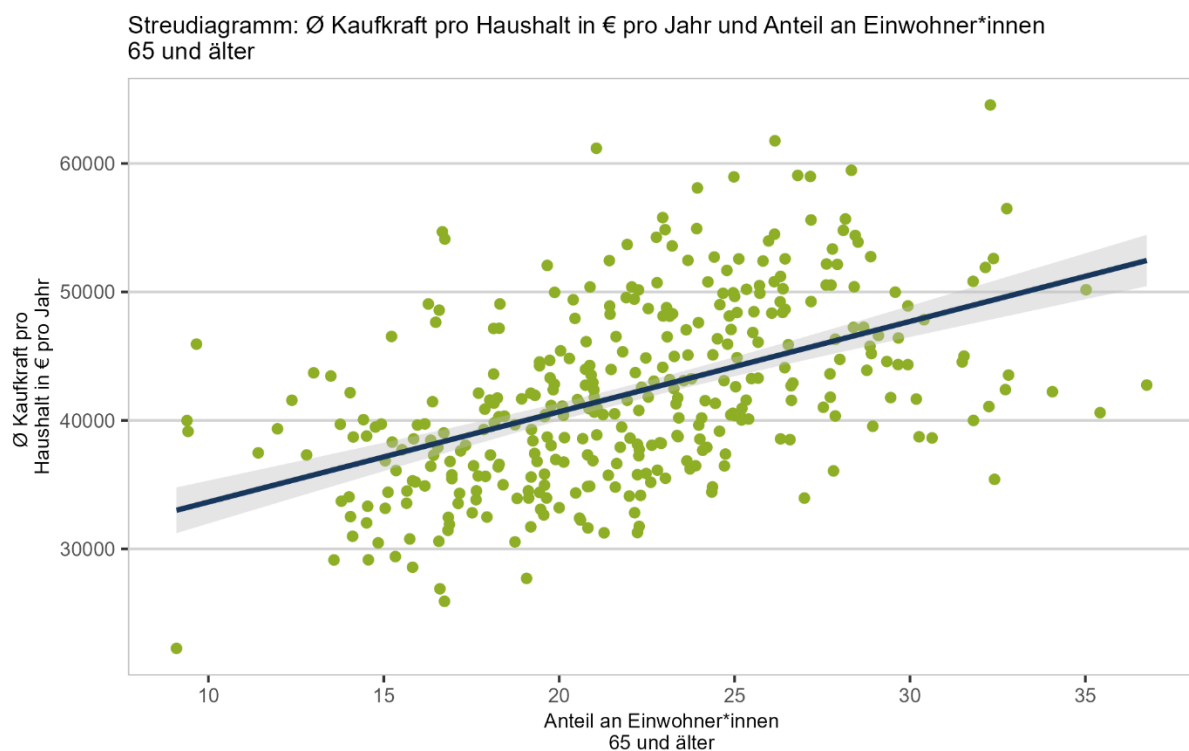
Anmerkungen: N = 359

Quelle: eigene Berechnung & Darstellung – Daten: microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)



Anmerkungen: N = 359

Quelle: eigene Berechnung & Darstellung – Daten: microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)

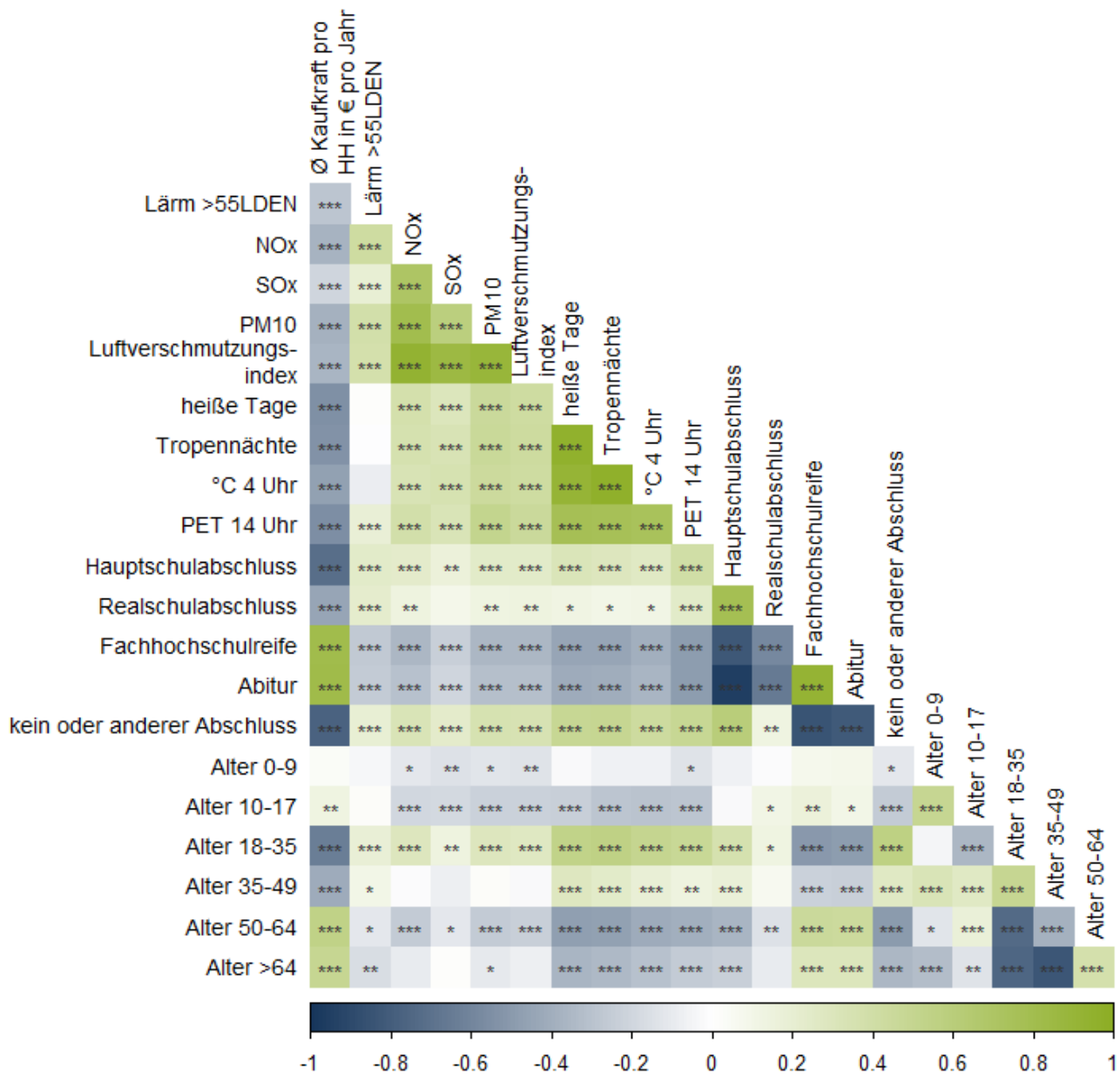


Anmerkungen: N = 359

Quelle: eigene Berechnung & Darstellung – Daten: microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH (2022)



## I. Signifikanzniveaus des Pearsons r



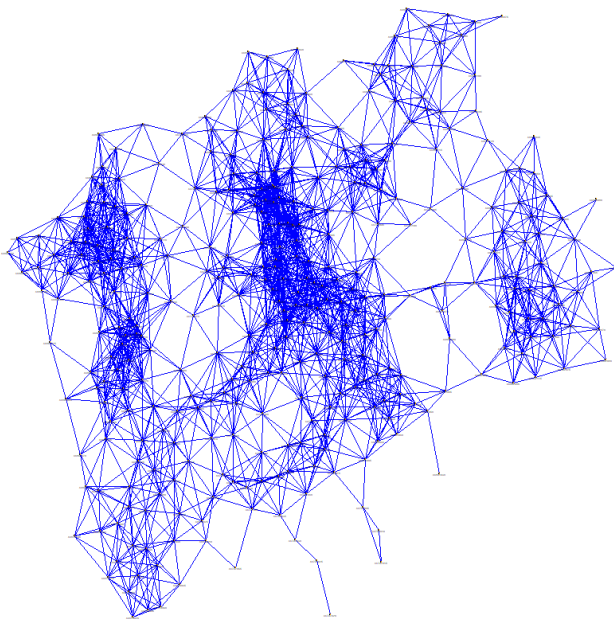
Anmerkung: \*  $p \leq 0,05$ ; \*\*  $p \leq 0,01$ ; \*\*\*  $p \leq 0,001$ ; Quelle: eigene Berechnung & Darstellung – Daten: (GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023; LANUV, 2023a; microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022; Stadt Bochum, 2023)

## J. Grafiken zur Entscheidungsfindung der Nachbarschaftsbestimmung

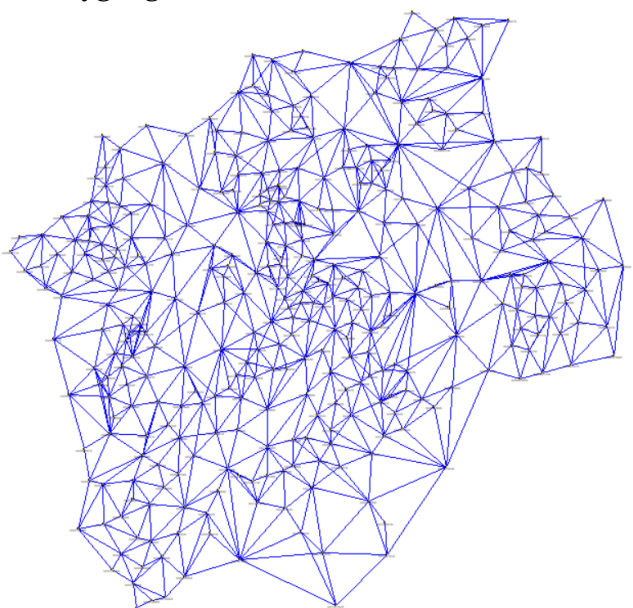


Quelle: eigene Berechnung & Darstellung; Anmerkung: Grüne Punkte = Zentroide der PLZ8-Polygone

Nachbarschaften über Entfernungen zu  
Zentroiden:



Nachbarschaften über sich berührende  
Polygongrenzen:



Quelle: eigene Berechnung & Darstellung

## K. Weiterer Regressionsvergleich

| Weiterer Regressionsvergleich (z-Standardisiert)                    |                                                  |                                                                 |                                                   |
|---------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------|
| Dependent variable:<br>Ø Kaufkraft pro Haushalt in<br>Euro pro Jahr | angepasstes OLS-<br>Modell (OLS 5)               | OLS-Modell mit he-<br>teroskedastizitätsro-<br>busten Schätzern | volles Modell aller Kon-<br>trollvariablen        |
| Flächenanteil in % >55 L <sub>DEN</sub>                             | -384,89 (203,63)<br>t = -1,89<br>p = 0,06        | -384,89 (216,04)<br>t = -1,78<br>p = 0,08                       | -383,50 (197,19)<br>t = -1,94<br>p = 0,06         |
| Luftverschmutzungsindex                                             | -323,20 (219,60)<br>t = -1,47<br>p = 0,15        | -323,20 (216,50)<br>t = -1,49<br>p = 0,14                       | -189,31 (215,27)<br>t = -0,88<br>p = 0,38         |
| Anzahl heißer Tage<br>(T <sub>max</sub> ≥ 30°C)                     | -1 253,68 (226,97)<br>t = -5,52<br>p = 0,0000*** | -1 253,68 (269,66)<br>t = -4,65<br>p = 0,0000***                | -859,47 (230,42)<br>t = -3,73<br>p = 0,0003***    |
| Anteil des Abiturs in %                                             | 4.614,58 (205,51)<br>t = 22,45<br>p = 0,00***    | 4.614,58 (242,03)<br>t = 19,07<br>p = 0,00***                   | -145.290,30 (177.484,20)<br>t = -0,82<br>p = 0,42 |
| Anteil der Fachhochschulreife<br>in %                               |                                                  |                                                                 | -28.885,60 (34.858,58)<br>t = -0,83<br>p = 0,41   |
| Anteil der Realschulab-<br>schlüsse in %                            |                                                  |                                                                 | -49.087,56 (57.399,14)<br>t = -0,86<br>p = 0,40   |
| Anteil der Hautschulab-<br>schlüsse in %                            |                                                  |                                                                 | -67.756,33 (82.248,05)<br>t = -0,82<br>p = 0,42   |
| Anteil kein oder anderer<br>Schulabschluss in %                     |                                                  |                                                                 | -98.363,76 (115.441,40)<br>t = -0,85<br>p = 0,40  |
| Anteil der Einwohner*innen<br>zwischen 0 und <10 in %               |                                                  |                                                                 | -8.532,75 (13.966,42)<br>t = -0,61<br>p = 0,55    |
| Anteil der Einwohner*innen<br>zwischen 10 und <18 in %              |                                                  |                                                                 | -7.096,35 (11.639,81)<br>t = -0,61<br>p = 0,55    |
| Anteil der Einwohner*innen<br>zwischen 18 und <35 in %              |                                                  |                                                                 | -40.795,79 (65.349,57)<br>t = -0,62<br>p = 0,54   |
| Anteil der Einwohner*innen<br>zwischen 35 und <50 in %              |                                                  |                                                                 | -17.613,77 (27.234,59)<br>t = -0,65<br>p = 0,52   |
| Anteil der Einwohner*innen<br>zwischen 50 und <65 in %              |                                                  |                                                                 | -20.823,20 (34.135,77)<br>t = -0,61<br>p = 0,55   |
| Anteil der Einwohner*innen<br>65 und älter in %                     | 1.539,88 (199,17)<br>t = 7,73<br>p = 0,00***     | 1.539,88 (212,13)<br>t = 7,26<br>p = 0,00***                    | -39.775,36 (65.227,16)<br>t = -0,61<br>p = 0,55   |
| Konstante                                                           | 42.084,96 (177,13)<br>t = 237,59<br>p = 0,00***  | 42.084,96 (179,07)<br>t = 235,02<br>p = 0,00***                 | 42.084,96 (169,77)<br>t = 247,90<br>p = 0,00***   |

| Weiterer Regressionsvergleich (z-Standardisiert) |                         |                         |
|--------------------------------------------------|-------------------------|-------------------------|
| Beobachtungen                                    | 359                     | 359                     |
| R <sup>2</sup>                                   | 0,78                    | 0,80                    |
| Adjustiertes R <sup>2</sup>                      | 0,77                    | 0,79                    |
| Standardfehler der Residuen                      | 3.356,22 (df = 353)     | 3.216,60 (df = 344)     |
| F Statistik                                      | 245,26*** (df = 5; 353) | 98,24*** (df = 14; 344) |

Hinweis: \*p<0,05; \*\*p<0,01; \*\*\*p<0,001; () zu den Koeffizienten enthalten Standardfehler.

Quelle: eigene Berechnung & Darstellung – Daten: (GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023; LANUV, 2023a; microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022; Stadt Bochum, 2023)

## L. Regressionsmodelle (z-Standardisiert) mit t-/z- &amp; p-Werten

| Abhängige Variable: Ø Kaufkraft<br>pro Haushalt in € pro Jahr | OLS 0                                              | OLS 1                                               | OLS 2                                              | OLS 3                                              | OLS 4                                               | OLS 5                                               | Spatial Lag-<br>ged ML                            |
|---------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------|-----------------------------------------------------|----------------------------------------------------|----------------------------------------------------|-----------------------------------------------------|-----------------------------------------------------|---------------------------------------------------|
| Flächenanteil in % >55 LDEN                                   |                                                    | -1 974,43<br>(358,15)<br>t = -5,51<br>p = 0,0000*** |                                                    |                                                    | -1 801,63<br>(324,07)<br>t = -5,56<br>p = 0,0000*** | -384,89<br>(203,63)<br>t = -1,89<br>p = 0,06        | -189,71<br>(205,08)<br>z = -0,93<br>p = 0,3550    |
| Luftverschmutzungsindex                                       |                                                    |                                                     | -2 546,36<br>(347,89)<br>t = -7,32<br>p = 0,00***  |                                                    | -283,81<br>(358,50)<br>t = -0,79<br>p = 0,43        | -323,20<br>(219,60)<br>t = -1,47<br>p = 0,15        | -288,08<br>(215,11)<br>z = -1,34<br>p = 0,1805    |
| Anzahl heißer Tage (Tmax≥30°C)                                |                                                    |                                                     |                                                    | -3 860,72<br>(312,15)<br>t = -12,37<br>p = 0,00*** | -3 707,08<br>(332,33)<br>t = -11,15<br>p = 0,00***  | -1 253,68<br>(226,97)<br>t = -5,52<br>p = 0,0000*** | -942,20<br>(232,35)<br>z = -4,06<br>p = 0,00***   |
| Anteil des Abiturs in %                                       | 5223,61***<br>(198,90)<br>t = 26,26<br>p = 0,00*** |                                                     |                                                    |                                                    |                                                     | 4 614,58<br>(205,51)<br>t = 22,45<br>p = 0,00***    | 4269,46<br>(240,98)<br>z = 17,72<br>p = 0,00***   |
| Anteil der Einwohner*innen<br>mit 65 und älter in %           | 1 893,16<br>(198,90)<br>t = 9,52<br>p = 0,00***    |                                                     |                                                    |                                                    |                                                     | 1539,9 (199,2)<br>t = 7,73<br>p = 0,00***           | 1513,30<br>(195,32)<br>z = 7,75<br>p = 0,00***    |
| Konstante                                                     | 42 084,96<br>(189,07)<br>t = 222,59<br>p = 0,00*** | 42 084,96<br>(357,65)<br>t = 117,67<br>p = 0,00***  | 42 084,96<br>(347,41)<br>t = 121,14<br>p = 0,00*** | 42 084,96<br>(311,72)<br>t = 135,01<br>p = 0,00*** | 42 084,96<br>(295,57)<br>t = 142,39<br>p = 0,00***  | 42 084,96<br>(177,13)<br>t = 237,59<br>p = 0,00***  | 35377,61<br>(2142,33)<br>z = 16,51<br>p = 0,00*** |
| $\rho$                                                        |                                                    |                                                     |                                                    |                                                    |                                                     |                                                     | 0,16** (0,05)<br>z = 3,15<br>p = 0,0016**         |
| Beobachtungen                                                 | 359                                                | 359                                                 | 359                                                | 359                                                | 359                                                 | 359                                                 | 359                                               |
| R <sup>2</sup>                                                | 0,74                                               | 0,08                                                | 0,13                                               | 0,30                                               | 0,37                                                | 0,78                                                |                                                   |

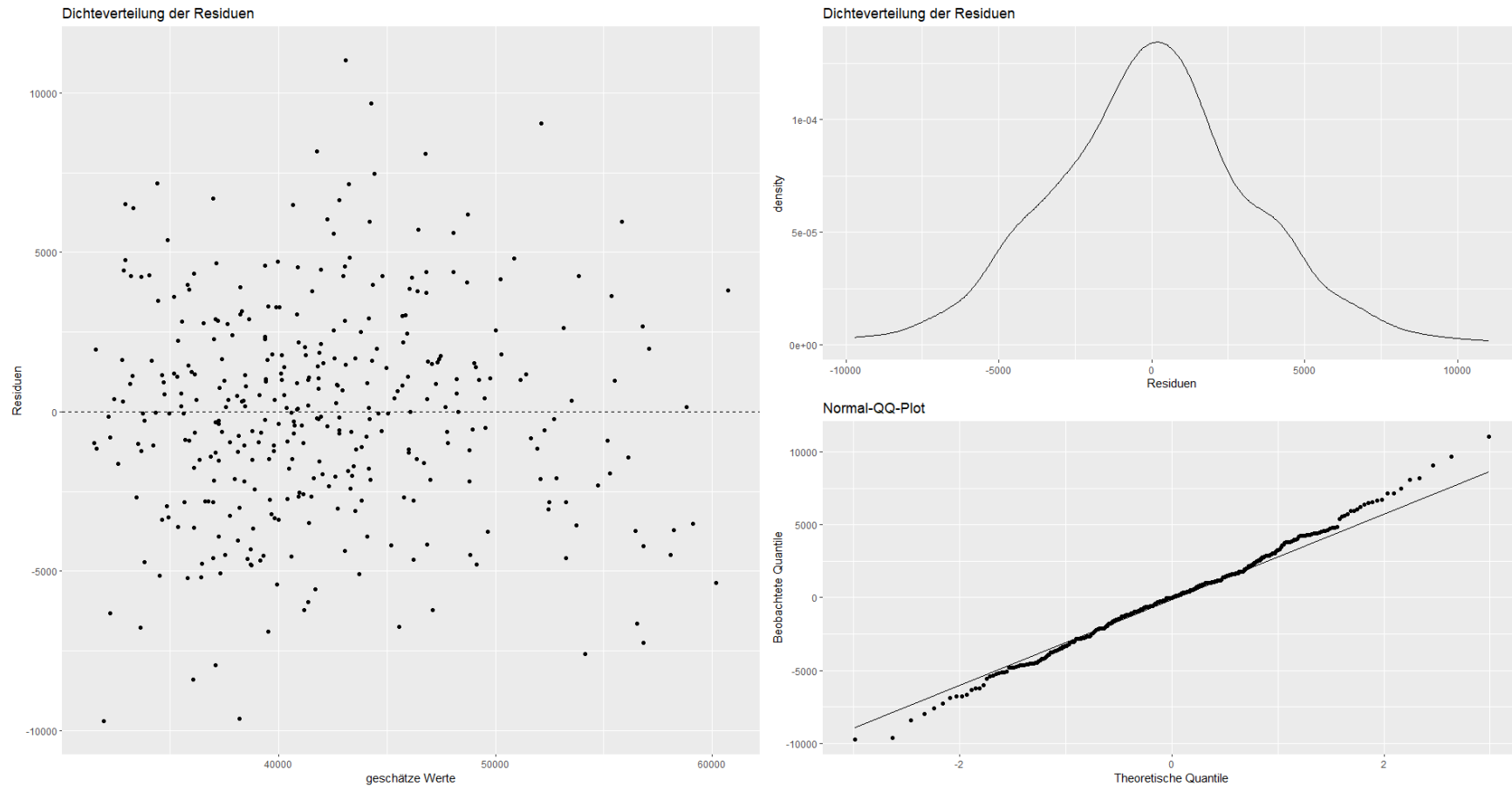


| Abhängige Variable: Ø Kaufkraft<br>pro Haushalt in € pro Jahr                                    | OLS 0                      | OLS 1                     | OLS 2                     | OLS 3                      | OLS 4                     | OLS 5                      | Spatial Lag-<br>ged ML |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------|---------------------------|---------------------------|----------------------------|---------------------------|----------------------------|------------------------|
| Adjusted R <sup>2</sup>                                                                          | 0,74                       | 0,08                      | 0,13                      | 0,30                       | 0,37                      | 0,77                       |                        |
| Standardfehler der Residuen                                                                      | 3582,28<br>(df = 356)      | 6 776,52<br>(df = 357)    | 6 582,43<br>(df = 357)    | 5 906,23<br>(df = 357)     | 5 600,20<br>(df = 355)    | 3 356,22<br>(df = 353)     |                        |
| F Statistik                                                                                      | 515,13***<br>(df = 2, 356) | 30,39***<br>(df = 1; 357) | 53,57***<br>(df = 1; 357) | 152,97***<br>(df = 1; 357) | 70,74***<br>(df = 3; 355) | 245,26***<br>(df = 5; 353) |                        |
| Morans I (E = -0,003)                                                                            | 0,290                      | 0,441                     | 0,436                     | 0,323                      | 0,264                     | 0,155                      | 0,099                  |
| Log Likelihood                                                                                   |                            |                           |                           |                            |                           |                            | -3416,05               |
| AIC (lineares Modell)                                                                            |                            |                           |                           |                            |                           |                            | 6855,88                |
| AIC (räumliches Modell)                                                                          |                            |                           |                           |                            |                           |                            | 6848,10                |
| LR-Teststatistik                                                                                 |                            |                           |                           |                            |                           |                            | 9,78                   |
| LR-Test: p-Wert                                                                                  |                            |                           |                           |                            |                           |                            | 0,00                   |
| <i>Hinweis:</i> *p<0,05; **p<0,01; ***p<0,001; () zu den Koeffizienten enthalten Standardfehler. |                            |                           |                           |                            |                           |                            |                        |

Quelle: eigene Berechnung & Darstellung – Daten: (GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023; LANUV, 2023a; microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022; Stadt Bochum, 2023)

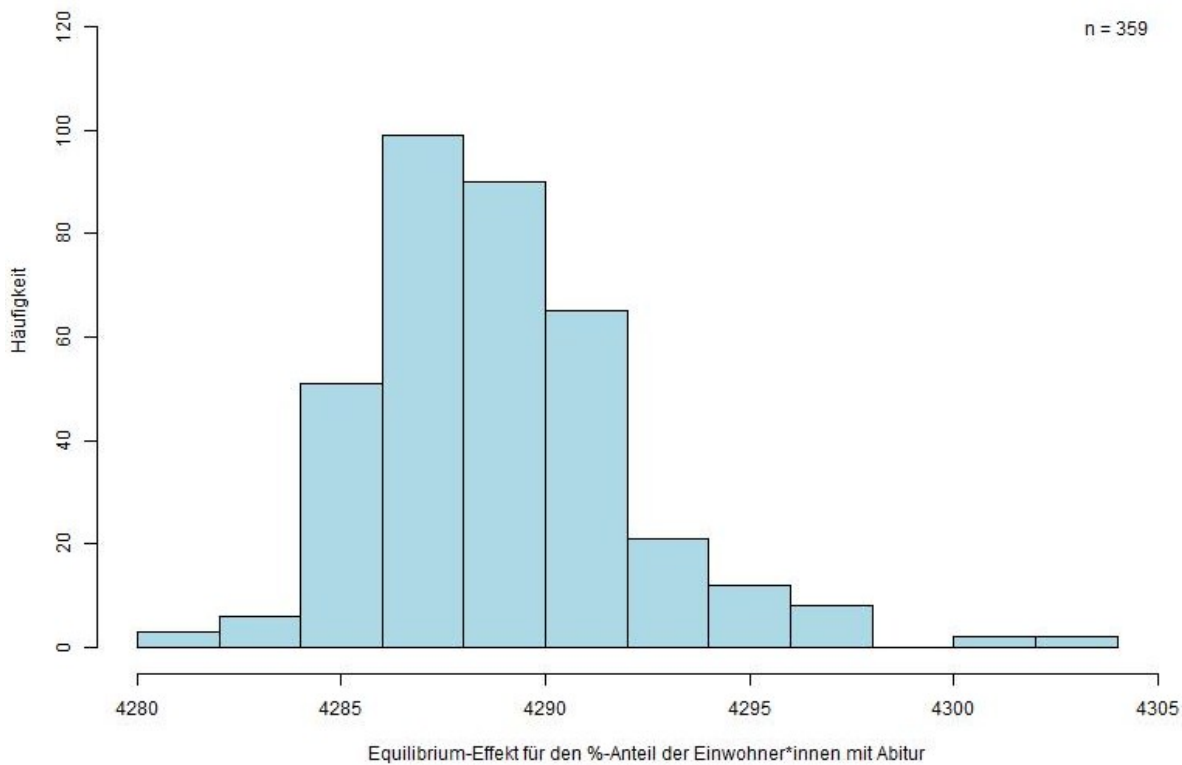
## M. Residuenanalyse des angepassten Modells

Das Modell enthält folgende Variablen: Lärmbelastung, Luftverschmutzung, Hitze, %-Anteil an Einwohner\*innen mit Abitur & %-Anteil an Einwohner\*innen mit 65 und älter auf Ø Kaufkraft pro Haushalt in € pro Jahr.

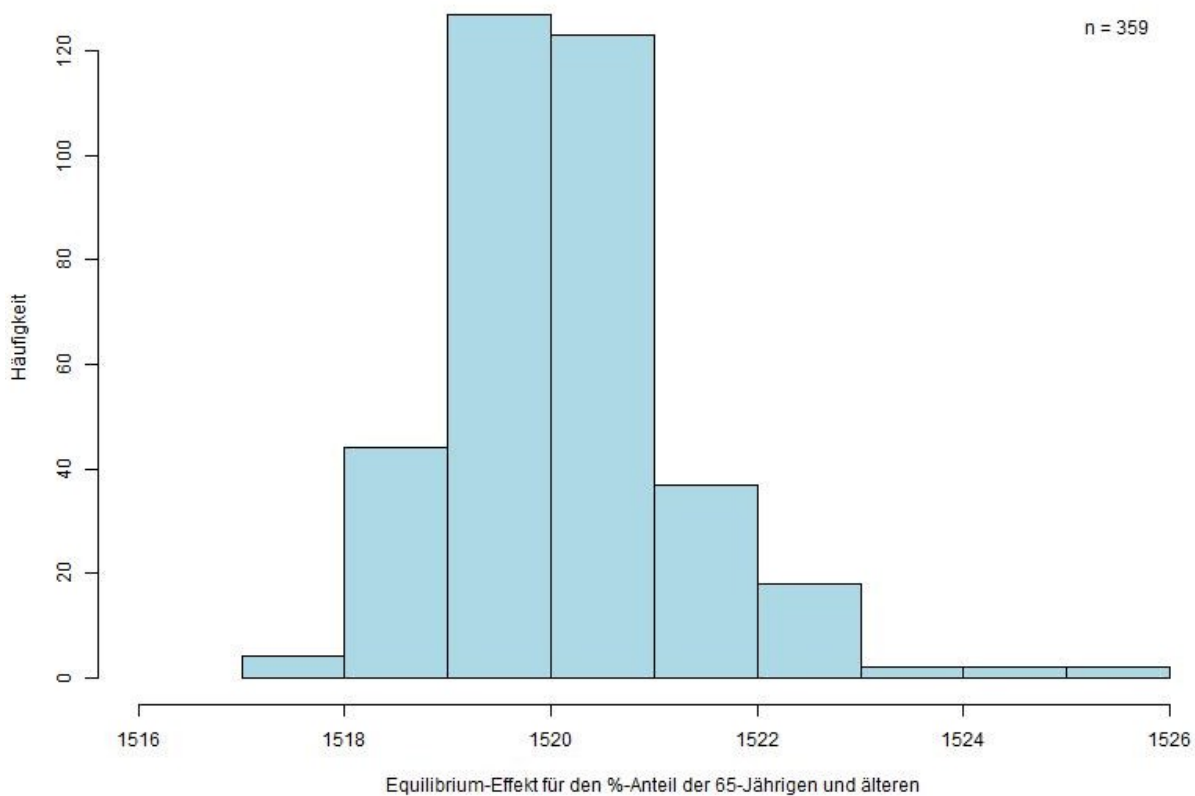


Quelle: eigene Darstellung – Daten: (GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023; LANUV, 2023a; microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022; Stadt Bochum, 2023)

## N. Histogramme der Kontrollvariablen der Equilibrium-Effekte



Quelle: eigene Darstellung – Daten: (GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023; LANUV, 2023a; microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022; Stadt Bochum, 2023)



Quelle: eigene Darstellung – Daten: (GEO-NET Umweltconsulting GmbH & Regionalverband Ruhr (Hrsg.), 2023; LANUV, 2023a; microm Micromarketing-Systeme und Consult GmbH, 2022; Stadt Bochum, 2023)