Veröffentlichungen der DGK

Ausschuss Geodäsie der Bayerischen Akademie der Wissenschaften

Reihe C | Dissertationen | Heft Nr. 876

Matthias Soot

Immobilienbewertung in Märkten mit geringen Transaktionen – Möglichkeiten statistischer Auswertungen

München 2021

Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften

ISSN 0065-5325 | ISBN 978-3-7696-5288-8

Diese Arbeit ist gleichzeitig veröffentlicht in:
Qucosa – Sächsischer Dokumenten- und Publikationsserver
https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:bsz:14-qucosa2-755576, Dresden 2021

Veröffentlichungen der DGK

Ausschuss Geodäsie der Bayerischen Akademie der Wissenschaften

Reihe C | Dissertationen | Heft Nr. 876

Immobilienbewertung in Märkten mit geringen Transaktionen – Möglichkeiten statistischer Auswertungen

Von der Fakultät für Umweltwissenschaften

der Technischen Universität Dresden

zur Erlangung des Grades

Doktor-Ingenieur (Dr.-Ing.)

genehmigte Dissertation

Vorgelegt von

Matthias Soot (M.Sc.)

Geboren am 03.10.1988 in Stade

Dresden 2021

Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften

ISSN 0065-5325 ISBN 978-3-7696-5288-8

Diese Arbeit ist gleichzeitig veröffentlicht in:
Qucosa – Sächsischer Dokumenten- und Publikationsserver
https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:bsz:14-qucosa2-755576, Dresden 2021

Adresse der DGK:

Ausschuss Geodäsie der Bayerischen Akademie der Wissenschaften (DGK)
Alfons-Goppel-Straße 11 ● D – 80 539 München
Telefon +49 – 331 – 288 1685 ● Telefax +49 – 331 – 288 1759
E-Mail post@dgk.badw.de ● http://www.dgk.badw.de

Prüfungskommission:

Vorsitzender: Prof. Dr. sc. techn. habil. Hans-Gerd Maas

Referent: Prof. Dr.-Ing. Alexandra Weitkamp

Korreferenten: Prof. Dr.-Ing. Hans-Berndt Neuner
Prof. Dr.-Ing. Hans-Joachim Linke

Tag der mündlichen Prüfung: 28.05.2021

© 2021 Bayerische Akademie der Wissenschaften, München

Alle Rechte vorbehalten. Ohne Genehmigung der Herausgeber ist es auch nicht gestattet,
die Veröffentlichung oder Teile daraus auf photomechanischem Wege (Photokopie, Mikrokopie) zu vervielfältigen

ISSN 0065-5325 ISBN 978-3-7696-5288-8

Zusammenfassung

Markttransparenz in Deutschland wird durch die Gutachterausschüsse und auch durch verschiedene private Akteure am Immobilienmarkt realisiert. Insbesondere in Teilmärkten mit geringen Transaktionszahlen stellt die Markttransparenz eine Herausforderung dar, da nicht ausreichend Daten zur Analyse der jeweiligen Märkte zur Verfügung stehen. Aus diesem Grund bedürfen diese Märkte einer tiefergehenden Untersuchung, um auch hier eine ausreichende Markttransparenz zu erreichen. Die Vielfältigkeit der Teilmärkte mit geringen Transaktionszahlen muss dafür differenziert betrachtet werden.

Im Rahmen der Arbeit werden zunächst Unterschiede in den Eigenschaften der Märkte mit geringen Transaktionszahlen untersucht. Hierzu wird mittels einer qualitativen Untersuchung von Leitfadeninterviews sowie der Literatur zum Thema eine Theorie zur Systematisierung der Märkte gebildet. Differenziert für einzelne Märkte kann mit dieser Strukturierung eine passende Auswertestrategie entwickelt werden. Anschließend erfolgt die Untersuchung von verschiedenen Daten, die bereits in den Märkten mit geringer Transaktionszahl genutzt werden. Kauffälle, die unvollständig erfasst sind, werden derzeit bei Auswertungen vollständig ausgeschlossen (Fallweiser Ausschluss). Teilweise fehlt jedoch nur eine Information für eine multivariate Analyse. Im Rahmen der Arbeit wird untersucht, ob und mit welchen Methoden diese Datenlücken geeignet gefüllt werden können, um eine höhere Genauigkeit in den Analysen auch mit wenigen Daten zu erhalten. Als Methoden werden neben dem Fallweisen Ausschluss eine Mittelwertimputation sowie die Auffüllung der Datenlücken mittels Expectation-Maximization und Random-Forest-Regression untersucht. Darüber hinaus wird das Expertenwissen, das in verschiedenen Formen von Expertisen (Befragungen, Angebotspreise, Gutachten) geäußert werden kann, untersucht. Zur Erlangung eines Überblicks, wird zunächst das Expertenwissen im Rahmen einer quantitativen Befragung näher betrachtet, um Handlungsweisen und Unterschiede von Experten aus verschiedenen Gruppen aufzudecken. Anschließend werden intersubjektive Experten- und Laienbefragungen im Kontext der Immobilienbewertung ausgewertet sowie Angebotspreise, die von Maklern und ohne Makler vermarktet werden, im Verhältnis zu den realisierten Kaufpreisen untersucht. Da die untersuchten zusätzlichen Daten wie Angebotsdaten oder Expertenbefragungen in einigen Teilmärkten nicht zur Verfügung stehen oder nur mit hohem Aufwand erzeugt werden können, sind alternative Nutzungsansätze notwendig. Hierzu werden zwei Methoden auf ihre Eignung hinsichtlich räumlich zusammengefasster Auswertungen geprüft. Der Vergleich erfolgt zur in der Praxis etablierten multiplen linearen Regressionsanalyse. Zum einen werden die geographisch gewichtete Regressionsanalyse, die lokale Märkte besser abbilden kann, zum anderen die künstlichen neuronalen Netze, die Nichtlinearitäten besser abbilden können, angewendet.

Im Ergebnis zeigt sich, dass eine Strukturierung der Märkte mit geringer Transaktionszahl möglich ist. Eine sinnvolle Strukturierung erfolgt anhand der Grundgesamtheit des jeweiligen sachlichen/räumlichen Marktes. Ebenso kann eine Differenzierung nach ländlichen und urbanen Räumen erfolgen. Mit Imputationsmethoden können die Ergebnisse von Regressionsanalysen deutlich verbessert werden. Selbst bei einem großen Vorkommen von Datenlücken in unterschiedlichen Parametern kann eine Auswertung noch gute Ergebnisse in der Größenordnung der vollständigen Kauffälle liefern. Auch mit

der simplen Methode der Mittelwertimputation kann ein gutes Ergebnis erzielt werden. Experten im Bereich der Immobilienbewertung haben die unterschiedlichsten beruflichen Herkünfte. In ihrer Arbeitsweise lassen sich jedoch keine wesentlichen Systematiken feststellen. Lediglich bei der Nutzung von Daten können Systematiken aufgedeckt werden. Expertenbefragungen weisen grundsätzlich hohe Streuungsmaße auf. Die Streuungsmaße werden dann reduziert, wenn bei den Befragungen Einschränkungen beispielsweise durch eine vorgegebene Skala oder durch vorgeschlagene Werte erfolgen. Weitere Untersuchungen sind dahingehend notwendig. Auch die Abschläge zwischen Angebotspreisen und Kaufpreisen, aber auch die Anpassung von Angebotspreisen im Vermarktungszeitraum, weisen hohe Streuungsbreiten auf. Einen signifikanten Unterschied zwischen der Vermarktung mit oder ohne Makler kann in der untersuchten Stichprobe nicht nachgewiesen werden. Sowohl die Nutzung der geographisch gewichteten Regressionsanalyse (GWR) als auch die Nutzung von künstlichen neuronalen Netzen (KNN) bieten bei der Auswertung von räumlich zusammengefassten Daten in einer Kreuzvalidierung einen Vorteil. Dies lässt darauf schließen, dass die Märkte sowohl räumlich inhomogen als auch nichtlinear sind. Zielführend erscheint eine Kombination der geographischen Komponente mit nichtparametrischen Ansätzen wie dem Lernverfahren der KNN.

Abstract

In Germany market transparency is realised by expert's committees and due to the publication of market reports and market values and by various private players in the real estate market. In sub-markets with low transaction numbers, market transparency is a challenge because not enough data is available to analyse the respective markets. These markets require a more in-depth investigation to achieve sufficient market transparency. The diversity of sub-markets with low transaction numbers must be considered in a differentiated way.

In the context of this work, differences in the characteristics of markets with a small number of transactions are examined. A theory for the systematisation of these markets is formed, using a qualitative investigation of guideline interviews and literature on the topic. Differentiated for individual markets, a suitable evaluation strategy can be developed using the proposed structuring. Subsequently, the analysis of different data, which is already used in real estate valuation, is carried out to investigate its usability for regions with few transactions. Purchase cases which are recorded incompletely, are today excluded from evaluations (case-wise exclusion). However, most of the time only one or two pieces of information for multivariate analysis are missing per case. It is examined whether and with which methods these data gaps can be filled suitably. Besides the case-by-case rejection (default method today), a mean-value-imputation, as well as the filling of data gaps using Expectation-Maximization and Random-Forest-Regression are investigated. Furthermore, the expert's knowledge, which can be expressed in different forms of expert's opinions (surveys, offer prices, expert reports), is examined. First of all, the expert knowledge, in general, is examined more closely within the framework of a quantitative survey to uncover patterns of action and differences between experts from different groups. Subsequently, intersubjective expert and layman surveys are evaluated in the context of real estate valuation. Additional offer prices, marketed with or without real estate agents, are compared to the realised purchase prices. Since the additional data examined, such as the supply data or the expert surveys, is not available in some sub-markets or can only be generated at great expense, alternative approaches to utilisation are necessary. For this purpose, two methods are tested for their suitability with regard to spatially summarised data. A comparison to the classically used linear regression analysis is made. On one hand, the geographically weighted regression analysis, which represents local markets more accurately, and the artificial neural networks, which are more suited to represent non-linearities, are applied.

The result shows that a systematisation of markets with a low number of transactions is possible. A structuring based on the population of the respective functional/spatial sub-market takes place. It is also possible to differentiate between rural and urban areas. With imputation methods, the results of regression analyses can be improved significantly. Even if there are large numbers of data gaps in different parameters, an evaluation can still provide adequate results in comparison to an analysis with complete purchase cases if the overall sample is big enough. Already the simple method of mean-value-imputation leads to good results. Experts in the field of real estate valuation have a wide variety of professional backgrounds. However, significant systematics cannot be identified in their working methods. Different behaviour can only be identified by

the usage of different data sources. Expert surveys generally show a high degree of dispersion. This degree of dispersion is reduced if the surveys are restricted, e.g. by a given scale or suggested values. Further investigations on these topics are necessary. The discounts between offer prices and purchase prices as well as the adjustment of offer prices within the marketing period are showing a high degree of dispersion. A significant difference between marketing with or without an agent cannot be proven in the examined sample. Both, the use of geographically weighted regression analysis and the use of artificial neural networks (ANN) offer an advantage when evaluating spatially summarised data in cross-validation. This leads to the conclusion that the markets are both geographically inhomogeneous and non-linear. A combination of the geographic component with non-parametric approaches such as the learning procedure of the ANN is appropriate.

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung III

Abstract V

Glossary XI

Formelzeichen XIII

1. Einleitung 1
   1.1. Motivation und Zielsetzung der Arbeit 1
   1.2. Methodik und Aufbau der Arbeit 2
   1.3. Überblick zum Stand der Forschung 3

2. Stand der Forschung 5
   2.1. Geringe Anzahl an Transaktionen 5
      2.1.1. Forschungsbedarf für Märkte mit geringen Transaktionszahlen . . 7
   2.2. Kaufpreissammlungen der Gutachterausschüsse 7
      2.2.1. Datenlücken in der Kaufpreissammlung 8
      2.2.2. Folgen für die Wertermittlung 8
      2.2.3. Allgemeiner Umgang mit Datenlücken 9
      2.2.4. Forschungsbedarf für Datenlücken in Kaufpreissammlungen . . . 11
   2.3. Expertenwissen 11
      2.3.1. Arten von Expertisen 13
      2.3.2. Einflüsse auf das Expertenwissen 16
      2.3.3. Forschungsbedarf für das Expertenwissen 17
   2.4. Statistische Auswertungen im Bereich der Wertermittlung 17
      2.4.1. Grundgesamtheit und Stichproben im Bezug zum Grundstücksmarkt 18
      2.4.2. Vergleichswertermittlung mittels multivariater Analysen 20
      2.4.3. Räumliche Auswertemethoden 21
      2.4.4. Anwendung der geographisch gewichteten Regresssion in der Wertermittlung 23
      2.4.5. Nichtparametrische Auswertemethoden – Nutzung von künstlichen neuronalen Netzen 24
      2.4.6. Forschungsbedarf für statistische Auswertungen in der Wertermittlung 25
   2.5. Zusammengefasster Forschungsbedarf 25

2.6. Methodischer Aufbau 27

3. Märkte mit geringen Transaktionszahlen und verfügbaren Daten 31
3.1. Auswahl und Vorstellung der Methodik 31
3.1.1. Aufbau des Leitfadens für die Expertenbefragung 32
3.1.2. Auswahl der Experten für die Leitfadeninterviews 33
3.2. Durchführung der Befragung 34
3.3. Methoden zur Analyse und Auswertung der erhobenen Daten 35
3.4. Ergebnisse zu Märkten mit geringen Transaktionszahlen 36
3.4.1. Begriffstheoretische Diskussion 36
3.4.2. Theoriebildung 37
3.4.3. Validität der Schlüsse 39
3.4.4. Zusammenfassende Schlussfolgerungen 40
3.4.5. Verwendbare Daten in Märkten mit geringer Transaktionszahl . . . 41
3.5. Fazit und Methodenreflexion 43

4. Nutzung von Kauffällen mit Datenlücken 45
4.1. Voruntersuchung 45
4.1.1. Vorauswahl von Methoden 46
4.1.2. Anwendbarkeitsprüfung durch Simulation 49
4.1.3. Auftreten von Datenlücken 54
4.2. Vergleich der Imputationsmethoden anhand realer Daten 57
4.2.1. Kriterien zur Bewertung der Methoden 57
4.2.2. Auswahl der Teilmärkte für die Beurteilung 59
4.2.3. Aufbau der Analyse 59
4.2.4. Durchführung 61
4.2.5. Ergebnisse zur Imputation von Datenlücken 62
4.2.6. Wertung der Ergebnisse 69
4.2.7. Fazit und Methodenkritik 69

5. Nutzung von Expertenwissen 71
5.1. Untersuchung der Handlungsweisen 71
5.1.1. Aufbau des Fragebogens 72
5.1.2. Durchführung der Befragung 72
5.1.3. Würdigung der Stichprobe und allgemeine Erkenntnisse 73
5.1.4. Auswertung 78
5.1.5. Erkenntnisse zum allgemeinen Expertenwissen 79
5.1.6. Fazit zur Befragung und Methodenkritik 82
5.2. Analysen von Intersubjektiven Befragungen 84
5.2.1. Analysierte Befragungen 84
5.2.2. Ergebnisse zur Auswertung intersubjektiver Befragungen 91
5.2.3. Fazit und Methodenkritik 92
5.3. Untersuchungen zu Angebotsdaten 93
5.3.1. Verwendete Datengrundlage 94
5.3.2. Datenaufbereitung und Zuordnung 95
5.3.3. Angewendete Methoden zur Prüfung der Forschungsfragen 97
5.3.4. Ergebnisse zur Analyse von Angebotsdaten 100
5.3.5. Fazit und Methodenkritik 105

6. Neue statische Methoden für die Wertermittlung 107
6.1. Wahl der Methoden . . . 107
6.1.1. Methodische Grundlagen der geographisch gewichteten Regressionsanalyse . . . 108
6.1.2. Methodische Grundlagen der künstlichen neuronalen Netze . . . 110
6.2. Aufbau der Vergleichsstudie . . . 111
6.3. Sachliche Teilmärkte . . . 113
6.3.1. Liegenschaftszinssätze für Mehrfamilienhäuser in Niedersachsen . 113
6.3.2. Vergleichsfaktoren nach Wohnungsmarktregionen in Niedersachsen 116
6.4. Auswertung . . . 118
6.4.1. Ergebnisse für die geographisch gewichtete Regressionsanalyse . 118
6.4.2. Vergleich der multiplen linearen Regressionsanalyse mit geographisch gewichteter Regressionsanalyse und künstlichen neuronalen Netzen . . . 120
6.5. Ergebnisse . . . 122
6.6. Fazit und Methodenkritik . . . 122

7. Zusammenfassung der Ergebnisse 125

8. Hypothesengenerierende Erkenntnisse 129
8.1. Datenerfassung . . . 129
8.1.1. Schaffung von Schnittstellen . . . 129
8.1.2. Befragung . . . 130
8.1.3. Nutzung von Bilddaten und 3D-Stadtmodelle . . . 130
8.2. Datenfusion . . . 130
8.2.1. Sensoren des Immobilienmarktes . . . 132
8.2.2. Konzepte für Multisensorsysteme . . . 132
8.2.3. Entwicklung eines Konzepts für ein Multisensorsystem in der Immobilienbewertung . . . 134

9. Schlussfolgerungen 139

10. Ausblick 141

11. Literatur 143

Abbildungsverzeichnis 149

Tabellenverzeichnis 165

A. Befragungen 169
A.1. Pre-Test des Fragebogens zur Expertenbefragung . . . 169
A.2. Aufbereitung der Ergebnisdaten . . . 169
A.3. Befragung zum Expertenwissen . . . 171
A.4. Konzeption des Leitfadeninterviews zu kaufpreisarmen Lagen . . . 181
A.4.1. Leitfaden - Entwurf . . . 181
A.4.2. Dokumentation Pre-Test . . . 181
A.4.3. Leitfaden nach Pretest . . . 182
A.4.4. Kodierung am Beispiel . . . 183

B. Daten 185
B.1. Räumliche Verteilung der Datenlücken . . . 185
B.2. Modelle und Verteilungen (Datenlücken) . . . 192
B.2.1. R-Modellausgabe Hannover Einfamilienhaus . . . 193
B.2.2. R-Modellausgabe Hannover Eigentumswohnung . . . 193
B.2.3. R-Modellausgabe Osnabrück Einfamilienhaus . . . 194
B.2.4. R-Modellausgabe Osnabrück Eigentumswohnung . . . 194
B.2.5. R-Modellausgabe Braunschweig Einfamilienhaus . . . 195
B.2.6. R-Modellausgabe Braunschweig Eigentumswohnung . . . 195
B.2.7. R-Modellausgabe Nienburg Einfamilienhaus . . . 196
B.2.8. R-Modellausgabe Nienburg Eigentumswohnung . . . 196
B.2.9. R-Modellausgabe Stade Einfamilienhaus . . . 197
B.2.10. R-Modellausgabe Stade Eigentumswohnung . . . 197
B.3. Darstellung Verteilung der Daten je Teilmarkt sowie der Ergebnisse der Imputationsmethoden nach Teilmarkt . . . 198
B.3.1. Hannover Einfamilienhäuser . . . 198
B.3.2. Hannover Eigentumswohnungen . . . 204
B.3.3. Osnabrück Einfamilienhäuser . . . 210
B.3.4. Osnabrück Eigentumswohnungen . . . 216
B.3.5. Braunschweig Einfamilienhäuser . . . 222
B.3.6. Braunschweig Eigentumswohnungen . . . 228
B.3.7. Nienburg Einfamilienhäuser . . . 234
B.3.8. Nienburg Eigentumswohnungen . . . 240
B.3.9. Stade Einfamilienhäuser . . . 246
B.3.10. Stade Eigentumswohnungen . . . 252

C. Angebotsdaten 259
C.1. Varianten des Selektionsansatzes . . . 259
C.2. Darstellung der Streudiagramme zwischen Einflussgrößen und Ab- und Zuschlägen . . . 261
C.3. Darstellung der Signifikanzen der Regressionen zu Einflüssen auf Zu- und Abschläge . . . 263

D. Ergänzungen zu statistischen Methoden 265
D.1. Weitere Ergebnisse der GWR . . . 265
D.2. Verteilung der Daten für die Anwendung der statistischen Methoden . . . 265
D.2.1. Darstellung der Verteilung der Kauffälle für Mehrfamilienhaus (MFH) (unbereinigt) (Liegenschaftszinssätze) . . . 266
D.2.2. Darstellung der Verteilung der Kauffälle der Einfamilienhaus (EFH) für die Auswertung als Vergleichsfaktoren . . . 269

Glossar

A adaptive Gewichtungsfunktion

AIC Akaike-Informatitonskriterium

AICc korrigierte Akaike-Informationskriterium

AKS Automatisierte Kaufpreissammlung

arith. arithmetischer

B Bisquarekern

BauGB Baugesetzbuch

BGF Bruttogrundfläche

BGH Bundesgerichtshof

BRW Bodenrichtwert

BVVG Bodenverwertungs und -verwaltungs GmbH

bzw. beziehungsweise

ca. circa

CCD Charged Couple Device

CV Kreuzvalidierung

d. h. das heißt

DACH Deutschland, Östereich, Schweiz

DAkkS Deutsche Akkreditierungsstelle

DIN Deutsches Institut für Normung

EB Error below

EB05 Error below 0,5 % absolut

EB10 Error below 10 % relativ

EB5 Error below 5 % relativ

EFH Einfamilienhaus

EFHs Einfamilienhäuser

EKF Extended-Kalman-Filter

EKF-dq Extended-Kalman-Filter mit Rauschmodell

EM Expectation-Maximization

etc. etcetera

ETW Eigentumswohnungen

F fixierten Gewichtungsfunktion

ff. fortfolgende

FWA Fallweiser Ausschluss

G Gaußkern

GAA Gutachterausschuss für Grundstückswerte

GAAs Gutachterausschüsse für Grundstückswerte

GewO Gewerbeordnung

GHz Gigahertz

GTM Grounded Theory Method

GWR Geographisch gewichtete Regression

HE Hessen

i. d. R. in der Regel

i. V. m. in Verbindung mit

IHK Industrie- und Handelskammer

ImmoWertV Immobilienwert-ermittlungsverordnung

inkl. inklusive

ISO International Organization for Standardization

IVD Immobilienverband Deutschland

KG Kammergericht

KNN Künstliche neuronale Netze

KP Kaufpreis

LK Landkreis

LM Levenberg-Marquardt

MAE Mean Absolut Error

MAPE Mean Absolut Percentage Error

MAR Missing At Random

MCAR Missing Completely At Random

MFH Mehrfamilienhaus

MLR Multiplen linearen Regression

MNAR Missing Not At Random

MRICS/FRICS Mitglieder der Royal Institution of Chartered Surveyors

ms Millisekunden

MW Mittelwertmethode

NA Not Applicable (nicht verfügbar)

NHK Normalherstellungskosten

NI Niedersachsen

NRW Nordrhein-Westfalen

o. g. oben genannte

o. J. ohne Jahr

OGA Oberer Gutachterausschuss

PWA Paarweise Ausschluss

REV Recognized European Valuer

RF Random-Forest-Tree

RICS Royal Institution of Chartered Surveyors

RMSE Root Mean Sqare Error

RP Rheinland-Pfalz

SLM Spatial Lag Model

SN Sachsen

SV Sachverständige

SVR Support-Vektor-Regression

SW-RL Richtlinie zur Ermittlung des Sachwertes - Sachwertrichtlinie

tanh Tangens hyperbolicus

TH Thüringen

TN Teilnehmer

u. a. unter anderem

vgl. vergleiche

VPS Vergleichspreissystem

VW-RL Richtlinie zur Ermittlung des Vergleichswertes - Vergleichswertrichtlinie

WEG Gesetz über das Wohnungseigentum und das Dauerwohnrecht

WF Wohnfläche

z. B. zum Beispiel

Formelzeichen

$\boldsymbol{\beta}$ Vektor der Regressionskoeffizienten

β_1 Regressionskoeffizient der ersten Einflussgröße

β_2 Regressionskoeffizient der zweiten Einflussgröße

$\boldsymbol{\beta}^k_{Methode}$ Vektor der Regressionskoeffizienten im Modell der durch die Methode vervollständigen Daten der k-ten Iteration

$\boldsymbol{\beta}_{(u,v)}$ Vektor der Regressionskoeffizient an der Koordinate (u v)

$\boldsymbol{\varepsilon}$ Vektor der Residuen

ε_k Totaler Fehler der k-ten Iteration

η Informationsstruktur von Multisensoren

λ Stärke des räumlichen Zusammenhangs im Spatial Error Model

μ Mittelwerte der Daten

$\boldsymbol{\Psi}$ Rauschmodell

φ Aktivierungsfunktion

ρ Stärke des räumlichen Zusammenhangs im Spatial Lag Model

Σ Kovarianzen der Daten

θ Parameter der kompletten Daten (Mittelwerte und Kovarianzen)

v Verbleibende Residuen im Spatial Error Model

$\mathbf{a}$ Sensorentscheidung

D^{comp} Vollständige Daten

D^{mis} Fehlende Daten

D^{obs} Beobachtete Daten

$E(\boldsymbol{\beta})$ Erwartungswert der Einflussgrößen

$E(\mathbf{y})$ Erwartungswert der Zielgrößen

$e_k(t)$ Abweichungen zwischen berechneter und tatsächlicher Zielgröße (Iteration k)

$\mathbf{E}_{\mathbf{Cl}}$ Geklusterte Residuen

$\boldsymbol{f}$ Funktion der KNN

$F_t(x)$ Verteilungsfunktion in Abhängigkeit der Zeit

i Einflussgröße i

j Fall j

k Iterationsschritt

l Anzahl Einflussgrößen

m Anzahl der Wiederholungen

M Matrix der fehlenden Werte (Indikator für das Auftreten von Datenlücken)

n Anzahl der Fälle

p Anzahl der Zielgrößen (1) plus Anzahl Einflussgrößen

$\mathbf{p}_\mathbf{i}$ Priori-Information der Umgebung

q Verdeckte Schicht

T Trainingsdatensatz

t Fall der Trainingsdaten

u Koordinatenhochwert u

v Koordinatenrechtswert v

$\mathbf{W}$ Nachbarschaftsmatrix

$\mathbf{w}_0$ Initiale Modellparameter

$\mathbf{w}_k$ Modellparameter der Iteration k

$\mathbf{W}_{(u,v)}$ Gewichtsmatrix für die Auswertung an der Koordinate (u, v)

$\mathbf{X}$ Matrix der Ausprägungen der Einflussgrößen

$x_{i_{obs}}$ Beobachtete Daten in der Einflussgröße i

$x_{i_{mis}}$ Fehlende Daten in der Einflussgröße i

$x_{s_{obs}}$ Beobachtete Daten in der Einflussgröße s

$x_{s_{mis}}$ Fehlende Daten in der Einflussgröße s

$\mathbf{X}^k_{Methode}$ Matrix der mit der Methode vervollständigte Daten in der k-ten Iteration

$\mathbf{x}(t)$ Matrix der Einflussgrößen (Trainingsdaten)

x_1 Einflussgröße 1

x_2 Einflussgröße 2

x_i Einflussgröße i

$\mathbf{y}$ Vektor der Ausprägungen der Zielgrößen

y Zielgröße

y_j Ausprägung der Zielgröße für Fall j

$\hat{y}_k(t)$ Berechnete Zielgröße für Fall j

$y(t)$ Ausprägung der Zielgröße für Fall t

$\hat{y}_k(t)$ Berechnete Zielgröße in der k-ten Iteration

$\hat{\mathbf{y}}_P$ Vektor der mit imputationsbasiertem Modell prädizierte Zielgröße

$\mathbf{y}_s$ Vektor der simulierten Zielgrößen

z Maximale Ausdünnung des Datensatzes

$\mathbf{z}$ Aktion, abgeleitet aus den Sensorentscheidungen

1. Einleitung

1.1. Motivation und Zielsetzung der Arbeit

Auf dem Immobilienmarkt existieren viele Lagen mit geringer Anzahl an Transaktionen[1]. Zu den Aufgaben der Gutachterausschüsse für Grundstückswerte (GAAs) gehört nach § 193 Absatz 5 Nr. 4 Baugesetzbuch (BauGB)[2] die Ableitung von Vergleichsfaktoren. Diese Ableitung scheitert häufig an der fehlenden Datengrundlage für statistische Auswertungen. Auch die Ableitung der anderen sonstigen zur Wertermittlung erforderlichen Daten ist in diesen kaufpreisarmen Lagen mit statistischen Auswertungen in der Regel nicht möglich.
Die Ermittlung von Verkehrswerten erfolgt in kaufpreisarmen Lagen zumeist auf Grundlage subjektiver Einschätzungen des Sachverständigen[3] oder durch Übertragung von Erfahrungswerten aus anderen vergleichbaren Lagen. In Deutschland existieren bereits einige Ansätze für die Untersuchung und Ableitung von Bodenwerten in Regionen mit geringer Anzahl an Kaufpreisen. Eine Übersicht dieser Verfahren bieten Zeißler (2012) oder Hendricks (2017). Neben der Bodenwertermittlung besteht ebenso die Herausforderung der Bewertung von bebauten Grundstücken. Im Rahmen der Arbeit sollen folgende, bis heute offene Fragestellungen beantwortet werden:

- Wie können Immobilienmärkte mit geringer Transaktionszahl systematisiert werden?
- Wie können Kaufpreise mit Datenlücken in Einflussgrößen für die Auswertung nutzbar gemacht werden?
- Welche Eigenschaften hat das Expertenwissen?
- Bieten alternative statistische Auswerteverfahren eine Möglichkeit, überregionale Auswertungen zu verbessern?

1 Schuld- und sachenrechtlicher Vertrag im Sinne des Bürgerlichen Gesetzbuches (BGB) auf dem Immobilienmarkt.
2 Baugesetzbuch in der Fassung der Bekanntmachung vom 3. November 2017 (BGBl. I S. 3634), das zuletzt durch Artikel 2 des Gesetzes vom 8. August 2020 (BGBl. I S. 1728) geändert worden ist.
3 Ausschließlich zum Zweck der besseren Lesbarkeit wird auf die geschlechtsspezifische Schreibweise verzichtet. Alle personenbezogenen Bezeichnungen in dieser Arbeit sind somit geschlechtsneutral zu verstehen.

Im Rahmen der empirischen Analyse wird der Begriff der kaufpreisarmen Lage erweitert. Hierzu wird untersucht, ob eine Systematisierung in verschiedene Unterkategorien möglich ist. Es wird vermutet, dass je nach identifizierter Kategorie unterschiedliche Daten neben den Kaufpreisen zur Verfügung stehen. Diese Daten müssen auf ihre Eignung für die Wertermittlung untersucht werden. Hierzu sollen die Eigenschaften der unterschiedlichen Daten, insbesondere des Expertenwissens, analysiert werden. Abschließend werden zwei naheliegende Methoden (Geographisch gewichtete Regression (GWR) und Künstliche neuronale Netze (KNN)) auf räumlich aggregierte Daten angewendet und untersucht sowie weitere Möglichkeiten der Aggregation von unterschiedlichen Marktdaten diskutiert.
Ziel ist die Systematisierung der Märkte mit geringer Transaktionszahl. Auf dieser Grundlage können zukünftig differenzierte Handlungsempfehlungen für die Ableitung von Marktdaten in unterschiedlichen Kategorien der Märkte mit geringen Transaktionszahlen abgeleitet werden. Es soll eine Methodik entwickelt werden, die die Interpretation von Kauffällen mit Datenlücken erlaubt und das Verständnis zur Integration von Expertenwissen in die Bewertung in Märkten mit geringer Transaktionszahl vertieft. Zudem liegen Kenntnisse zu Daten und Methoden von räumlich aggregierten Märkten vor.

1.2. Methodik und Aufbau der Arbeit

Im ersten Teil der Arbeit erfolgt eine Auseinandersetzung mit dem Begriff der kaufpreisarmen Lage. Der Fokus in diesem Teil liegt auf einer tiefergehenden Strukturierung der Lagen beziehungsweise (bzw.) Märkte mit geringer Transaktionszahl. Es wird eine Theorie zur Strukturierung abgeleitet. Hierzu kommen Leitfadeninterviews in Verbindung mit (i. V. m.) der Grounded Theory Method (GTM) sowie Literaturrecherchen zum Einsatz. Auf Grundlage der Erkenntnisse aus diesem Teil erfolgt im Weiteren eine tiefere Auseinandersetzung mit verschiedenen Daten, die durch die Experten in diesen Lagen verwendet werden. Dabei liegt der Fokus zunächst auf den Daten der Kaufpreissammlung. Hier wird untersucht, ob Datenlücken in den Einflussgrößen der Kaufpreissammlung durch mathematische Methoden zielführend geschlossen werden können, so dass statistische Auswertungen möglich sind. Hierzu werden verschiedene Imputationsmethoden (Mittelwert, Expectation-Maximization-Algorithmus und Random-Forest-Algorithmus) im Bereich der Wertermittlung mit Hilfe simulierter und echter Daten untersucht und nach definierten Kriterien verglichen.
Des Weiteren wird das Expertenwissen, das immer dann zum Einsatz kommt, wenn weniger oder keine Referenzobjekte zur Verfügung stehen, näher analysiert. Hierzu erfolgt eine grundlegende Auseinandersetzung mit Experten im Rahmen einer quantitativen Expertenbefragung. Ziel ist es, die generelle Vorgehensweise der Experten zu analysieren und Systematiken (hinsichtlich ihrer Profession, ihres Alter, ihres räumlichen Arbeitsbereichs) zu identifizieren. Das Expertenwissen lässt sich in verschiedene Kategorien gliedern:

- Expertenbefragung,
- Gutachten und
- Angebotsdaten.

Um eine Abschätzung der Genauigkeit von Expertenbefragungen/-einschätzungen zu Sachverhalten abzuleiten, werden verschiedene intersubjektive (schriftliche) Befragungen ausgewertet (typische Streuung und Unsicherheiten in Abhängigkeit von Fragestellungen). Aus der qualitativen Analyse können Hypothesen abgeleitet werden.
Expertisen in Form von Angebotsdaten werden untersucht, um insbesondere die Preisabschläge zu prüfen und Abhängigkeiten dieser Preisdifferenzen zu ermitteln. Hierzu kommen mehrere univariate Untersuchungen zum Einsatz.
Um in Märkten mit geringen Transaktionszahlen notwendige Daten für eine Wertermittlung zur Verfügung zu stellen, werden räumliche Auswertungsverfahren und nichtparametrische Lernverfahren auf ihre Eignung zur Ableitung von notwendigen Daten in diesen Lagen näher untersucht.
Abschließend wird die Anwendbarkeit eines Multisensorsystems aus den Erkenntnissen zu Wertermittlungsdaten sowie aus den Eigenschaften der Multisensorsysteme diskutiert, das in der Lage sein soll, Daten für alle Märkte ableiten zu können.

1.3. Überblick zum Stand der Forschung

Die Immobilienwertermittlung ist ein wesentlicher Baustein der Markttransparenz, die mit der Einführung des Bundesbaugesetzes (BBauG) im Jahr 1960 und der damit verbundenen Aufhebung des Preisstopps notwendig wurde. Die Ableitung von Verkehrswerten nach § 194 BauGB erfolgt zumeist in normierten Verfahren (Reuter, 1989a). Für diese normierten Wertermittlungsverfahren sind verschiedene Daten notwendig, deren Ableitung durch unterschiedliche Methoden realisiert werden kann. Eine gängige Methode der Immobilienmarktanalyse zur Ableitung der sonstigen zur Wertermittlung erforderlichen Daten sowie auch für das indirekte Vergleichswertverfahren ist die Anwendung der Regressionsanalyse (Ziegenbein, 1977; Pelzer, 1978; Koch, 1987).
Auch Mittelbildungen sind gängige Verfahren in der Wertermittlung (Sprengnetter, 1980). Der Einsatz weiterer mathematischer Methoden wie Kollokation und Expectation-Maximization-Algorithmus (Zaddach und Alkhatib, 2013; Kanngieser, 2016) finden in der Wertermittlung Anwendung. Die Nutzung von Vorwissen in Form eines Bayesischen Ansatzes, bei der vorangegangene Daten genutzt werden, liefert Zaddach (2016). Eine Weiterentwicklung zur Kombination von Expertenwissen mit Kaufpreisdaten für die Immobilienbewertung in Form eines Bayesischen Ansatzes führt auch bei geringer Kaufpreisanzahl zu guten Ergebnissen (Alkhatib und Weitkamp, 2012b,c; Dorndorf et al., 2016). Ebenso wird das Expertenwissen am Immobilienmarkt für Prognosen (Steinbrecher, 2016) sowie für die Ableitung von Einflüssen wie beispielsweise durch Hochwasser (Kropp, 2016)) genutzt.
Grundlage für eine marktgerechte Bewertung ist eine optimale Erfassung der Daten für die Analyse. Diese erfolgt in automatisiert geführten Kaufpreissammlungen, die einer stetigen Weiterentwicklung unterliegen (Ziegenbein, 1986; Mürle, 2006; Soot et al., 2018a). Eine hohe Markttransparenz kann aber erst erreicht werden, wenn die erfassten Daten auch adäquat ausgewertet und veröffentlicht werden (Gudat und Voß, 2009).
In vielen Märkten reicht die Anzahl der Transaktionen nicht aus, um eine adäquate Auswertung durchzuführen. Reuter (2006) leitet im Rahmen einer Befragung von GAAs eine Anzahl an Transaktionen ab, bei der die GAAs Probleme bei der Ableitung von Bodenwerten haben. Zum Umgang mit geringen Transaktionszahlen am Markt der unbebauten Grundstücke existieren bereits umfangreiche Forschungsarbeiten. Einen

umfangreichen Überblick über diese Forschungsarbeiten liefern Zeißler (2012) oder Hendricks (2017). Viele dieser Methoden sind in Innenstadtlagen bei entsprechender Datenlage (bspw. der Verfügbarkeit von Mieten bzw. Referenzobjekten unbebauter Grundstücke zur Kalibrierung der Verfahren) gut geeignet, um für den unbebauten Grundstücksmarkt die Bodenwerte abzuleiten. In vielen Märkten stehen diese Daten jedoch nicht in ausreichender Form zur Verfügung. Daher müssen zukünftig weitere Methoden auf ihre Anwendbarkeit in unterschiedlichen räumlichen Teilmärkten untersucht werden. Aufgrund der Wichtigkeit der Bodenrichtwerte unter anderem (u. a.) für die Markttransparenz und die steuerliche Bewertung im Rahmen der neuen Grundsteuer bedarf es einer differenzierten Auseinandersetzung mit der Bewertung in Märkten mit geringen Transaktionszahlen für unbebaute Grundstücke.
Für die allgemeine Markttransparenz ist diese auch für die Teilmärkte der bebauten Grundstücke mit geringen Transaktionszahlen notwendig. Für die Auswertung mit statistischen Methoden leitet Ziegenbein (2010) eine allgemeine Anzahl an notwendigen Kauffällen in Abhängigkeit von Teilmärkten und deren Variationskoeffizienten ab. In intransparenten Märkten mit hohen Variationskoeffizienten liegen regelmäßig nicht genügend Kauffälle für eine statistisch gerichtete Auswertung vor.

2. Stand der Forschung

Die Herstellung von Markttransparenz am Immobilienmarkt ist die Aufgabe der GAAs. Diese wird durch die Ableitung und Veröffentlichung von Informationen zum Immobilienmarkt sichergestellt. Der gesetzliche Auftrag umfasst insbesondere die Ableitung und Veröffentlichung von Bodenrichtwerten und sonstiger zur Wertermittlung erforderlicher Daten gemäß (§193 und 196 BauGB). Die Aufgabe der Bereitstellung der sonstigen zur Wertermittlung erforderlichen Daten erfüllen viele GAAs nur für bestimmte Teilmärkte. Dies ist auf verschiedene Ursachen zurückzuführen. Eine dieser Ursachen ist die Datenlage für die entsprechenden Märkte.
Im Rahmen dieses Kapitels werden die bisherigen Erkenntnisse zu Märkten mit geringen Transaktionszahlen aus der Literatur diskutiert. Darauf folgend werden die für die Wertermittlung verwendeten Daten, damit einhergehende Probleme sowie Methoden zu deren Analyse und Verbesserung diskutiert, um diese zukünftig besser im Kontext der geringen Transaktionszahlen einzusetzen. Abschließend werden statistische Verfahren, die bereits in der Wertermittlung in Deutschland etabliert sind und darauf aufbauende weiterentwickelte Verfahren für den Einsatz in der Wertermittlung in den Märkten mit geringen Transaktionszahlen diskutiert.
Für die einzelnen Themenkomplexe werden jeweils die Forschungsbedarfe herausgearbeitet, die im Rahmen dieser Arbeit untersucht werden.

2.1. Geringe Anzahl an Transaktionen

Eine geringe Anzahl an Transaktionen stellt die Wertermittlung vor eine Herausforderung, valide Daten für den entsprechenden Teilmarkt abzuleiten. Die Literatur fokussiert bisher vermehrt auf den Teilmarkt der unbebauten Grundstücke: Günther (2003) verwendet den Begriff „mangelnde Kaufpreise“ im Zusammenhang mit unbebauten Grundstücken. Derzeit wird der Begriff der „kaufpreisarmen Lage“ in der Literatur am häufigsten verwendet.
Der Begriff der Lage hat im deutschen Sprachgebrauch mehrere Bedeutungen. Im Allgemeinen wird darunter eine Angabe zum Zustand verstanden. Der Begriff an sich hat sehr heterogene Bedeutungen, so dass die eigentliche Bedeutung erst im jeweiligen

Kontext definiert wird[1]. Eine Auseinandersetzung mit dem Begriff der „Räumlichen Lage" aus Sicht verschiedener Professionen im Landmanagementkontext erfolgt in Ortner und Weitkamp (2018). Bei der Untersuchung im internationalen Kontext findet man den Begriff „location" im Kontext der Wertermittlung als Äquivalent zum Begriff der Lage, der einen noch stärkeren Bezug zu einer räumlich definierten Position bzw. einem Ort herstellt.

Im Immobilienmarkt in Deutschland hat sich in den 1990er Jahren der Begriff des lage- und artenspezifischen Grundstücksmarktes[2] etabliert, der u. a. in Seele (1998) geprägt wurde und Reuter (2004) dazu veranlasst hat, den Begriff der Lage in diesem Zusammenhang zu verwenden. In Rechtsnormen ist heute der Begriff des regionalen bzw. räumlichen und sachlichen Teilmarkts (z. B. Richtlinie zur Ermittlung des Vergleichswertes - Vergleichswertrichtlinie (VW-RL)[3]) etabliert.

Erstmals wurde der Begriff „kaufpreisarme Lagen" in Fachvorträgen verwendet (Reuter, 2004). Unter dem Begriff kaufpreisarme Lagen werden in Deutschland im Allgemeinen Gebiete verstanden, in denen wenige Transaktionen in einem bestimmten Zeitraum[4] getätigt werden. Reuter (2006) definiert den Begriff mit einer Umfrage aus dem Jahr 2003 aus der Wertermittlungspraxis über die Anzahl der Kauffälle innerhalb eines Zeitraumes. In dieser Umfrage im Jahr 2003 wird getrennt nach einer Anzahl für bodenpreisarme Lagen und kaufpreisarme Lagen gefragt. Es hat sich hierbei gezeigt, dass die bodenpreisarmen Lagen aus der Praxis definiert werden, wenn weniger als 3-5 Kauffälle vorliegen und kaufpreisarme Lagen, wenn 4-7 Kauffälle vorliegen (Reuter, 2004). Eine Trennung nach bodenpreisarmer- und kaufpreisarmer Lage wurde jedoch aufgegeben, da diese in der Wertermittlungspraxis nicht abgegrenzt werden konnte. Den Begriff der bodenpreisarmen Lage findet sich dennoch auch bei Mürle (2006, S. 83) oder Zeißler (2012, S. 100).

Die Problematik, die in diesen kaufpreisarmen Lagen auftritt, ist, dass eine empirische Ableitung von Marktdaten (insbesondere Bodenrichtwerten) nahezu unmöglich wird. Reuter (2006) schlägt hier für die Ermittlung von Bodenwerten deduktive und intersubjektive Verfahren vor. Diese wurden für die Innenstadt von Dresden beispielsweise durch Fieder (2006) durchgeführt. Liegt nur eine geringe Anzahl an Kaufpreisen vor, so sollte zunächst untersucht werden, ob es eine Ursache für die geringe Anzahl an Transaktionen gibt. Je nach Grund lassen sich die verbleibenden Preise besser würdigen und verschiedene zusätzliche Marktdaten/-indikatoren nutzen, um Marktinformationen abzuleiten. Auch für den bebauten Teilmarkt gibt es bereits Ausführungen zur Problematik mit geringer Anzahl an Kaufpreisen: „Bewertungsobjekte können von selten gehandelter Qualität oder in ihrer Art einmalig sein. Singuläre Qualitätsmerkmale (exklusive Geschäftslage, atypische bauliche Nutzung) und besondere rechtliche Gegebenheiten (Bestandsschutz,

1 Der Duden (Dudenredaktion (ohne Jahr (o. J.)): „Lage" auf Duden online. `http://www.duden.de/rechtschreibung/Lage` (letzter Zugriff 19.01.2017)) nennt u. a. folgende Bedeutungen: Bestehende Situation (zum Beispiel (z. B.) Wirtschaftslage, Sicherheitslage, rechtliche Lage, verzweifelte Lage); Eigenschaften (sonnige, ruhige, verkehrsgünstige Lage); in der Lage (imstande, etwas zu tun); Räumliche Lage (z. B. schiefe Lage oder höhere Lage).

2 „Die Ermittlung des Verkehrswertes (Wertermittlung) zielt darauf ab, den Kaufpreis (Grundstückspreis) zu bestimmen, der auf dem örtlichen lage- und artenspezifischen Grundstücksmarkt bei freihändigem Angebot und zwangloser Nachfrage in einer den Marktgepflogenheiten angemessenen Verhandlungsdauer für das Grundstück am wahrscheinlichsten zu erzielen wäre." (Seele, 1998, S. 394).

3 Richtlinie zur Ermittlung des Vergleichswertes - Vergleichswertrichtlinie in der Fassung vom 20.03.2014.

4 In der Regel der bei der Bodenrichtwertermittlung genutzten Maximalperiode von 2 Jahren gemäß § 196 BauGB.

Denkmalschutz) erschweren oftmals die Wertermittlung." (Reuter, 1989a, S. 13)
Allgemein kann festgestellt werden, dass Veröffentlichungen zur Thematik überwiegend im Wissenschaftsfeld Landmanagement (Geodäsie) zu finden sind. Im Bereich der Wirtschaftswissenschaften, die sich ebenfalls mit der Immobilienbewertung beschäftigen, wird die Problematik der geringen Transaktionszahlen im Immobilienmarkt nicht wesentlich behandelt. Ebenso kann festgestellt werden, dass im internationalen Kontext nur wenige Veröffentlichungen in jüngerer Zeit zu finden sind, die sich mit der Problematik der geringen Transaktionszahlen und der damit einhergehenden Intransparenz von Märkten beschäftigen. Überwiegend findet sich die Diskussion der Problematik im Kontext der Indexableitung (Schwann, 1998; Francke, 2010) oder im Zusammenhang mit der steuerlichen Bewertung (McMillen und Weber, 2008). Die hier genutzten Methoden sind jedoch nur bedingt auf den deutschen Markt übertragbar und werden daher nicht näher diskutiert.

2.1.1. Forschungsbedarf für Märkte mit geringen Transaktionszahlen

Die Begrifflichkeiten im Kontext zur Problematik der geringen Transaktionszahlen werden in der Literatur und Praxis nicht eindeutig verwendet. Es bedarf hier einer näheren Analyse und Systematisierung der Verwendung der Begrifflichkeiten und der einheitlicheren Bezeichnung. Zudem fehlen Erkenntnisse, ob und wie sich eine Unterteilung von Märkten mit geringer Transaktionszahl durchführen lässt. Daraus ergibt sich folgende Forschungsfrage:
Wie können Immobilienmärkte mit geringer Transaktionszahl systematisiert werden?
In Kapitel 3 wird eine weitergehende Systematisierung empirisch abgeleitet und eine Untergliederung der Lagen durchgeführt, um Handlungsempfehlungen für die verschiedenen Kategorien zu geben. Das geschaffene Verständnis für die Märkte mit geringen Transaktionszahlen sowie die Systematisierung kann dann genutzt werden, um verfügbare Daten zu identifizieren und diese Daten näher auf ihre Eignung hin zu untersuchen.

2.2. Kaufpreissammlungen der Gutachterausschüsse

Jede Transaktion, die auf dem Immobilienmarkt durchgeführt wird, wird durch einen Vertrag notariell beurkundet. Eine Abschrift der notariell beurkundeten Verträge wird den GAAs gemäß § 195 Abs. 1 Satz 1 BauGB von den beurkundenen Stellen übermittelt. Die GAAs erfassen die Kaufpreise in der Kaufpreissammlung[1]. Den Kaufpreis entnehmen die Sachbearbeiter der Gutachterausschüsse aus dem Kaufvertrag. Gegebenenfalls werden die genannten Kaufpreise noch um Besonderheiten bereinigt. Die weiteren (wert- und preisbeeinflussenden[2]) Indikatoren zur Beschreibung der dem Kauffall zugeordneten Immobilie finden sich nur teilweise im Kaufvertrag. Zur Ergänzung der Informationen

1 Auf eine ausführliche Diskussion zum generellen Aufbau der Kaufpreissammlungen sei auf Ziegenbein (1986), Mürle (2006) oder (Kleiber und Werling, 2017, S. 316 fortfolgende (ff.)) verwiesen.

2 Es wird unterschieden zwischen wertbeeinflussenden Merkmalen, die einen objektiven Einfluss auf den gezahlten Kaufpreis zulassen und preisbeeinflussenden Merkmalen, die aufgrund der spezifischen Situation beim Kauf den Preis beeinflusst haben (vergleiche (vgl.) (Gerardy et al., 2017, Teil 1.2.4/8)). Zur Auswertung sind die Kaufpreise im Hinblick auf preisbeeinflussende Merkmale zu bereinigen und wertbeeinflussende Merkmale hinsichtlich ihrer Auswirkungen auf den Wert zu untersuchen, um sie im Weiteren für einen Vergleich heranzuziehen.

stehen den GAAs verschiedene andere Datenquellen zur Verfügung. Im Wesentlichen sind zu nennen:

- Befragung von Sachverständigen oder Personen[1] die Angaben machen können (§ 197 Abs. 1 BauGB), in der Regel schriftliche Befragung der Käufer
- Ortsbegehung (gemäß § 195 Abs. 1 Satz 3 BauGB, in der Regel durch einen Mitarbeiter der Geschäfsstelle des Gutachterausschusses)
- Bauakten oder Steuerakten (Amtshilfe der Baubehörden bzw. der Finanzämter gemäß § 197 Abs. 2 BauGB)

Zur ausführlichen Diskussion der genannten Datenquellen und den Befugnissen zum Zugang zu diesen Quellen sei auf (Kleiber und Werling, 2017, S. 421 ff.) verwiesen. Trotz der vielfältigen rechtlichen Befugnisse der GAAs, sind in den Kaufpreissammlungen Datenlücken vorhanden.

2.2.1. Datenlücken in der Kaufpreissammlung

Die Eintragungen der aus den Kaufverträgen verfügbaren Informationen in die Kaufpreissammlungen stellt in der Regel nur einen Teil der für die Analyse notwendigen Daten dar. Während der Kaufpreis und der Zeitpunkt der Immobilientransaktion stets im Kaufvertrag ausgewiesen ist und damit lückenlos in die Kaufpreissammlung eingetragen werden kann, treten in allen anderen Merkmalen zum Kauf und zur Immobilie regelmäßig Datenlücken auf. Die Ursachen für das Fehlen von Informationen, sind neben fehlenden Angaben im Kaufvertrag, im Wesentlichen

- mangelnde Personalressourcen bei den GAAs,
- Kostengründe (Porto bzw. Telefonkosten) und
- Nicht-Durchsetzung der gesetzlich zugesicherten Auskunftsrechte.

Generell kann mit einer optimierten Nutzbarmachung bereits vorhandener Informationen aus anderen Quellen (Schaffung von Schnittstellen sowie automatisierte Auswertung von vorhandenem Material), sowie durch optimierte Prozessstrukturen die Anzahl der Datenlücken minimiert werden. Eine allgemeine Aussage zur Verteilung der Lücken in den Kaufpreissammlungen, differenziert nach verschiedenen Immobilieneigenschaften, fehlt bisher.

2.2.2. Folgen für die Wertermittlung

Die Datenlücken, die in nahezu allen Parametern auftreten können, erschweren die Analyse der Kauffalldaten aus den Kaufpreissammlungen. Regelmäßig gibt es zu einem eingetragenen Kaufpreis in der Kaufpreissammlung unvollständige oder in einem oder mehr Eigenschaften unplausible Einträge (Zahlendreher oder fehlende Ziffer). Diese werden normalerweise von den gängigen automatisierten Kaufpreissammlungen aufgedeckt und der Sachbearbeiter darauf hingewiesen (Plausibilitätsprüfung).

1 Dies kann beispielsweise der Käufer oder Verkäufer oder auch der Bauherr sein.

In der klassischen Anwendung der Regressionanalyse wird das Fehlen von einzelnen Daten durch den Ausschluss der gesamten, nur teilweise erfassten, Kauffälle berücksichtigt (Fallweiser Ausschluss). Dies führt in vielen Anwendungen zu einer Nichtauswertbarkeit, da die Anzahl der fehlenden Daten hoch sein kann. In Zaddach (2016, S. 88) wird die These aufgestellt, dass Datenlücken aufgrund von Individualitäten der Objekte nicht geschlossen werden können. Dennoch kann angenommen werden, dass durch Objekte, für die einige Eigenschaften bekannt sind, ein Informationsgewinn bei einer Auswertung erreicht werden kann. Grundsätzlich wird beispielsweise durch die Hinzunahme eines weiteren Falles, in dem vier Eigenschaften bekannt sind und eine Eigenschaft fehlt, das Verhältnis der unbekannten Größen zu den bekannten Größen verbessert.

2.2.3. Allgemeiner Umgang mit Datenlücken

Aus der Problematik, dass in einigen Märkten die Auswertung auf Grund der Datenlücken nicht möglich ist, ergibt sich der Bedarf für Methoden zur Schließung der Datenlücken. Datenlücken treten in vielen anderen Professionen auf. So wird beispielsweise in den Sozial- oder Politikwissenschaften die Problematik der Datenlücken bereits ausführlich diskutiert. Die Gesamtdaten werden im Folgenden in Anlehnung an Lüdtke et al. (2007) als D^{comp} bezeichnet. Diese setzten sich zusammen aus den fehlenden Daten D^{mis} und den beobachteten Daten D^{obs} ($D^{comp}= D^{mis}$, D^{obs}).
Eine grundlegende Kategorisierung der Art der Datenlücke liefert Rubin (1976). Er teilt die Art der Datenlücke in drei Kategorien ein. Die Einteilung erfolgt nach dem Indikator M für das Auftreten der Datenlücke.
:

- Missing Completely At Random (MCAR)
  Die vollständigen Daten (D^{comp}) werden hier nicht durch die Ausprägung der fehlenden Daten (D^{mis}) oder der beobachteten Daten (D^{obs}) beeinflusst:

  $$p(M \mid D^{comp}) = p(M). \tag{2.1}$$

  Die vollständigen Daten stellen eine Zufallsstichprobe dar, die keine Abhängigkeit aufweist. Die Wahrscheinlichkeit für den Indikator M unter der Bedingung D^{comp} ist gleich der Wahrscheinlichkeit für den Indikator M.

- Missing At Random (MAR)
  Im Unterschied zu MCAR besteht bei MAR eine Abhängigkeit vom Auftreten der Datenlücken von der Ausprägung der beobachteten Daten.
  Beispiel: Fragebögen von Objekten in guten Lagen mit hohen Bodenrichtwerten (bekannte Daten) werden häufiger nicht zurückgeschickt. Daher sind Aussagen über die Qualität (Datenlücke) der Objekte oft nicht möglich. Es hängt aber nicht davon ab, ob diese Objekte eine besonders gute oder schlechte Qualität haben:

  $$p(M \mid D^{comp}) = p(M \mid D^{obs}). \tag{2.2}$$

  Der Indikator M für das Auftreten einer Datenlücke ist hier abhängig von den beobachteten Daten D^{obs}. Die Stichprobe der vollständigen Daten ist daher durch die Ausprägungen der beobachteten Daten beeinflusst.

- Missing Not At Random (MNAR)
  Das Auftreten der Datenlücke hängt direkt mit der Ausprägung dieser Datenlücke zusammen.
  Beispiel: Käufer, die ein besonders schlechtes Objekt erworben haben (schlechte Qualität), geben in der Befragung keine Auskunft über die Qualität der Immobilie:

$$p(M \mid D^{comp}) = p(M \mid D^{obs}, D^{mis}). \tag{2.3}$$

  Der Indikator M für das Auftreten einer Datenlücke hängt hier zusätzlich von den nicht beobachteten, fehlenden Daten D^{mis} ab. Die Stichprobe der vollständigen Daten D^{comp} ist daher durch die Ausprägungen der beobachteten und nicht beobachteten Daten beeinflusst.

Im Wertermittlungskontext kann datenbasiert grundsätzlich nur geprüft werden, ob die Daten in die Kategorie MAR fallen (Abhängigkeit von der Ausprägung der beobachteten Daten).
Datenlücken treten bei der Datenerfassung in allen Bereichen auf. Der Umgang mit diesen fehlenden Werten ist sehr unterschiedlich. In den Sozial- und Politikwissenschaften kommen verschiedene Imputationsansätze zum Einsatz. Diese Ansätze sind sowohl für das Auftreten einer Datenlücke pro Fall, als auch für mehrere Datenlücken pro Fall einsetzbar. Lüdtke et al. (2007) gibt einen Überblick über die verwendeten Methoden. Grundsätzlich wird in drei unterschiedliche Vorgehensweisen differenziert:

- Klassische Verfahren,
- Imputationsbasierte Verfahren und
- Modellbasierte Verfahren.

Zu den klassischen Verfahren zählen insbesondere der Fallweise Ausschluss oder der Paarweise Ausschluss (PWA) (die nicht fehlenden Daten eines Falles können beispielsweise bei der Berechnung von Kovarianzen herangezogen werden). Daneben wird in der Kategorie der imputationsbasierten Verfahren die Datenlücke aus den vollständigen Daten abgeleitet (beispielsweise Mittelwertimputation). Bei modellbasierten Verfahren werden auch die unvollständigen Fälle zur Füllung der Datenlücken mit herangezogen. Eine weitere Unterscheidung wird darüber hinaus in einfacher Imputation (für die Datenlücke wird einmalig ein Wert geschätzt) und multipler Imputation (für die fehlenden Werte werden mehrere Ausprägungen geschätzt) durchgeführt. Göthlich (2009) bietet einen Überblick von Untersuchungen zu Imputationsmethoden sowie Software zur Füllung der Datenlücken.
Allgemein kann festgestellt werden, dass die Ergebnisse durch die Imputation von Werten gegenüber dem Fallweisen Ausschluss verbessert werden. Himmelspach (2009) untersucht die Anwendung von Imputationsverfahren bei der Clusteranalyse. Hier werden durch die Imputation von fehlenden Werten deutlich bessere Ergebnisse gegenüber dem Ausschluss der lückenhaften Fälle (Fallweiser Ausschluss (FWA)) erzielt.
In der praktischen Anwendung werden die Imputationsmethoden überwiegend zur Einsetzung fehlender Werte in Befragungen genutzt (z. B. Köller et al. (2006); Alda und Rohrbach-Schmidt (2011); Böwing-Schmalenbrock und Jurczok (2011)).
Auch im Kontext der Wertermittlung werden Imputationsverfahren eingesetzt:
Michl (2018) untersucht beispielsweise das Vorkommen von Datenlücken für den Wohnungseigentumsmarkt in der Stadt Karlsruhe und füllt die Datenlücken mit Mittelwert,

Modalwert oder Median in lokalen Abgrenzungen. So wird beispielsweise das Baujahr aus dem Median der Baujahre in der jeweiligen Bodenrichtwertzone abgeleitet. Diese Vorgehensweise erweist sich nur dann als zielführend, wenn eine hohe Anzahl an Transaktionen am Markt stattfindt und so beispielsweise in der gleichen Bodenrichtwertzone eine ausreichende Anzahl weiterer Transaktionen stattgefunden hat.

2.2.4. Forschungsbedarf für Datenlücken in Kaufpreissammlungen

Bisher sind kaum Kenntnisse vorhanden, welche Anteile der Kauffalldaten in den Kaufpreissammlungen Datenlücken aufweisen und ob eine Systematik nachzuweisen ist. Darüber hinaus wird in der amtlichen Wertermittlung bisher nur der Fallweise Ausschluss der Daten im Rahmen statistischer Analysen genutzt. In Auswertungen zum Immobilienmarkt werden teilweise Methoden zur Schließung von Datenlücken genutzt. Diese beschränken sich auf Anwendungen mit hohem Aufwand bei der Schließung der Datenlücken. Ebenso fehlen dabei Auswertungen zur Genauigkeit der angewendeten Methoden.
Im Rahmen dieser Arbeit werden Kauffallstichproben hinsichtlich der Problematik der Datenlücken untersucht und geprüft, ob und welche Methoden zur Schließung von Datenlücken einen Informationsgewinn aufweisen. Eine geeignete Methode kann insbesondere in kaufpreisarmen Lagen einen Mehrwert bieten, da dort die wenigen verbliebenen Kaufpreise besser ausgewertet werden können. Als Forschungsfrage wird formuliert:
Wie können Kaufpreise mit Datenlücken in Einflussgrößen für die Auswertung nutzbar gemacht werden?
Mit der im Abschnitt 4 ermittelten Methode können mehr Kaufpreise nutzbar gemacht werden. Dennoch kann es in einigen Bereichen auf Grund der allgemein geringen Transaktionszahl notwendig sein, weitere Daten abzuleiten. Aus diesem Grund werden im Folgenden weitere mögliche Daten, die in Untersuchungen einbezogen werden können, untersucht.

2.3. Expertenwissen

In Deutschland steht mit der Kaufpreissammlung der GAAs ein einzigartiges Instrument zur Erfassung von Immobilienpreisen zur Verfügung. Die erfassten Daten der Kaufpreissammlung sind jedoch ohne die Würdigung durch Experten auf dem Gebiet der Immobilienbewertung nicht nutzbar. Für die Nutzbarmachung bedarf es der Kenntnis des Immobilienmarktes, um zu entscheiden, wie die Daten zu erfassen und auszuwerten sind.

Im Rahmen dieses Abschnittes werden die Eigenschaften von Experten im Bereich der Immobilienbewertung, sowie die bereits bekannten Eigenschaften des Expertenwissens im Bereich der Immobilienbewertung aus der nationalen und internationalen Perspektive diskutiert. Ebenso werden die verschiedenen Formen der Äußerung in Expertisen dargestellt.

Unter Expertenwissen wird im Allgemeinen das Wissen einer Person über ein abgrenzbares Fachgebiet verstanden, das sich diese Experten durch ein Studium, den Besuch von Lehrgängen und Seminare und Literaturstudium angeeignet haben (spezifisches

Fachwissen) und das durch die praktische Erfahrung in diesem Fachgebiet geprägt wird (Praxis). „Es zeichnet sich durch eine besondere Art der kognitiven Gliederung aus: Das Fachwissen wird dabei nicht mehr nur nach dem taxonomischen Aufbau gegliedert, sondern auch nach anderen Kriterien, die durch erworbene Erfahrungen Bedeutung gewonnen haben." (Spectrum, 2003). Allgemein gibt es in der psychologischen Expertenforschung unterschiedliche Angaben zu Spannen der Erfahrung bzw. Übung auf dem entsprechenden Gebiet, um als Experte zu gelten. Die Spanne der genannten notwendigen Übung reicht von zeitlichen Angaben zur Befassung mit einem Themenfeld mit einem Umfang von mehr als 10.000 Stunden (Bromme und Jucks, 2014) und allgemeinen zeitlichen Angaben von bis zu 10 Jahren (Ericsson et al., 1993) (Niederberger und Renn, 2018, S. 46).
Das Expertenwissen ist geprägt durch eine bestimmte Sprache (Hitzler, 1994, S. 14). Diese ist im Kontext der Immobilienbewertung durch das Fachvokabular aus dem Bereich der Bautechnik und Wirtschaft sowie den Gebrauch von Rechtsnormen geprägt. Diskussionen unter Experten werden in der Regel (i. d. R.) in einer Fachsprache geführt, um einen Sachverhalt schnell zu erörtern. Für einen Laien, demgegenüber der Experte einen Immobilienwert vermittelt, sollte aus Gründen der Transparenz eine Übersetzung (Erläuterung zum Fachbegriff) erfolgen. Die genutzte Sprache ist in erster Linie auf die durchgeführte Ausbildung zurückzuführen.
Zu genauen Ausbildungswegen (bspw. zur Vorbildung vor der Spezialisierung auf das Feld der Immobilienbewertung) von Experten im Bereich Immobilienwertermittlung, gibt es bisher keine allgemeinen Untersuchungen. In Deutschland gibt es verschiedene Möglichkeiten, Expertenwissen auf dem Gebiet der Immobilienbewertung nachzuweisen, die mit jeweils unterschiedlichen Qualifizierungen und Ausbildungen zusammenhängen. Insbesondere differenziert man folgende Gruppen:

- Freie Sachverständige
- Öffentliche Bestellung und Vereidigung von Sachverständigen für Immobilienbewertung
- Personenzertifizierung nach DIN EN ISO/IEC 17024[1]
- Mitglieder der Royal Institution of Chartered Surveyors (MRICS/FRICS)
- Recognized European Valuer (REV)

Im Rahmen dieser Arbeit wird keine Untersuchung der Vor- und Nachteile der einzelnen Qualifizierungswege vorgenommen. Zur weiterführenden Diskussion der Unterschiede sei auf die einschlägige Literatur verwiesen (vgl. u.a. Bleutge (1997); Floter (2007); Ziegenbein et al. (2015)).
Das Expertenwissen wird in verschiedenen Formen genutzt. Die Form wird anlassbezogen gewählt.

1 Konformitätsbewertung - Allgemeine Anforderungen an Stellen, die Personen zertifizieren (ISO/IEC 17024:2012).

2.3.1. Arten von Expertisen

Das Expertenwissen kann in vielfältiger Form in die Immobilienbewertung einfließen. Neben der aktiven Erzeugung von Expertisen[1] durch Befragungen kann auf vorhandene Expertisen in Form von Gutachten und Angebotsdaten (Expertenwissen der Makler oder Marktteilnehmer (Anbieter)) zurückgegriffen werden. Die Expertisen sind in der Regel durch das subjektive Empfinden der Experten geprägt. Das Vertrauen in Experten und deren Wissen über den Immobilienmarkt ist in der Rechtsprechung schon ausführlich behandelt worden. Im Folgenden werden die verschiedenen Arten der Expertisen im Zusammenhang mit der Rechtsprechung betrachtet. Zunächst gilt generell nach § 287 Zivilprozessordnung (Schadensermittlung; Höhe der Forderung): Das Gericht kann „unter Würdigung aller Umstände nach freier Überzeugung" entscheiden, ob und in welcher Höhe ein Schaden entstanden ist. Hier wird dem oder den Richtern die Expertise zuerkannt, nach Würdigung der Fakten eine Entscheidung zu treffen, die rechtskräftig ist. Dieses Vorgehen nach Zivilprozessordnung kann auch auf die Nutzung von Expertenwissen in der Immobilienwertermittlung übertragen werden (vgl. BGH, Beschluss vom 11. März 1993 – III ZR 24/92). Allerdings kann die Forderung nach Nachvollziehbarkeit und Schlüssigkeit der Entscheidung in vielen Fällen bei Einzelexperten nicht erfüllt werden. In einem neueren Urteil vom Bundesgerichtshof (BGH) (VII ZR 84/10 KG vom 6.12.2012) zur Bewertung eines merkantilen Minderwertes[2] wird dieses erneut bestätigt. Es ist herauszustellen, dass, im Gegensatz zu einer tatrichterlichen Entscheidung die Entscheidung der Experten auf Grundlage einer Expertise in diesem Fachgebiet entstanden ist, während Richter bei der Abwägung fachlich in der Regel nicht in der Materie der zu bewertenden Schäden stecken.
Die Nutzung des Expertenwissens auf dem Gebiet der Immobilienbewertung ist allgemein anerkannt. Im Weiteren werden die einzelnen Arten der Äußerungsformen von Expertisen dargestellt und diskutiert.

2.3.1.1. Verkehrswertgutachten

Immobiliengutachten werden anlassbezogen durch einen qualifizierten Sachverständigen angefertigt (Gerardy et al., 2017, Teil 1.1.1/2). Es handelt sich hierbei um eine gesonderte Form von Expertenwissen in Form einer Zusammenstellung von vielen Einzelexpertisen. Der Prozess gliedert sich in Anlehnung an die Immobilienwertermittlungsverordnung (ImmoWertV)[3] wie folgt:

1. Einschätzung der Qualitätsmerkmale (Lage, Nutzbarkeit[4] und Beschaffenheit[5]) des Bewertungsobjektes (§§ 4-6 ImmoWertV)

2. Wahl eines oder mehrerer geeigneter Wertermittlungsverfahren (§ 8 Absatz 1 Satz 1 u. 2 ImmoWertV)

1 Die Aussage eines Experten zu einem konkreten Sacherhalt, die er aus seinem Expertenwissen bildet. Dies kann beispielsweise ein konkreter Preis als Verkehrswert für eine Immobilie sein oder auch eine Prognose.
2 Wertminderung einer Sache durch einen bereits beseitigten Schaden/Einfluss.
3 Immobilienwertermittlungsverordnung vom 19. Mai 2010 (BGBl. I S. 639), die durch Artikel 16 des Gesetzes vom 26. November 2019 (BGBl. I S. 1794) geändert worden ist.
4 Unterstellte Folgenutzung.
5 Ableitung der erforderlichen Größen (z. B. Wohnfläche (WF) oder Bruttogrundfläche (BGF)) nach den maßgeblichen Vorschriften.

3. Auswahl und Würdigung geeigneter Marktdaten (§§ 9-23 ImmoWertV)
4. Würdigung der Verfahrensergebnisse und Ableitung des Verkehrswertes (§ 8 Absatz 1 Satz 3)

Verkehrswertgutachten enthalten in der Regel objektivierte Werte, da die Grundlage ein Bewertungsmodell und Marktdaten sind. Bei der Wahl der Modelle und der Marktdaten sind den Experten jedoch Spielräume im Rahmen der Unsicherheiten der Größen gegeben. Diese Unsicherheiten spiegeln den subjektiven Spielraum von Verkehrswerten wider. Die vom Gutachterausschuss für Grundstückswerte (GAA) durch ein Gremium mehrerer Experten erstellten Gutachten sind bei guter Qualifikation der beteiligten Experten[1] sowie methodisch sauberem Vorgehen bei der Gruppenentscheidung der Mitglieder des GAA[2] am objektivsten, da mehrere Experten zu dem gleichen Ergebnis kommen müssen.
Auch die Verwendung von Gutachten als Grundlage einer Immobilienwertermittlung (im Vergleichswertverfahren) ist durch die Rechtsprechung gedeckt (vgl. Kleiber in Ernst et al. (2014) im Kapitel zu § 15 ImmoWertV Rn. 48). Hiernach kann auf Gutachten von „zuverlässigen Sachverständigen" zurückgegriffen werden. Die hier referenzierten Urteile (BGH VIII ZR81/58 sowie BGH VIII ZR 121/57) beziehen sich jedoch auf Mieterhöhungen. Eine Übertragung der Verwendbarkeit eines Mietwertgutachtens – das durch die Rechtsprechung anerkannt wurde – auf die Verwendbarkeit von Verkehrswertgutachten als Vergleichsgrundlage wird von Kleiber vorausgesetzt.
Ein Gutachten ist die mit dem Immobilienexperten direkt assoziierte Form der Äußerung des Expertenwissens. Daneben gibt es jedoch weitere Formen in denen das Expertenwissen zum Ausdruck gebracht werden kann. Diese umfassen beispielsweise Befragungen oder Immobilienangebote sein.

2.3.1.2. Befragungen

Der Einsatz von Befragungen ist vielfältig. Sehr häufig wird die Expertenbefragung von Sachverständigen und GAAs durchgeführt, wenn keine Informationen über den entsprechenden Sachverhalt vorliegen, um eine marktgerechte Berücksichtigung durchzuführen. Diese kann in einzelfallbezogenen Fragestellungen (Einschätzung der Werteinflüsse durch äußere Einflüsse oder die Höhe eines Schadens) bis hin zu komplexeren Fragestellungen wie den Verkehrswert eines fiktiven Objektes (Weitkamp und Alkhatib, 2012; Soot et al., 2016) gehen. Bei den Expertenbefragungen werden verschiedene Varianten durchgeführt:

- Online (E-Mail mit (PDF-) Formular oder Link zu einem Online-Fragebogen)
- Offline
  - Schriftliche Befragung (Post)
  - Mündliche Befragung (Telefon oder persönlich)

Die Befragungen erfolgen teilweise in Leitfadeninterviews. Überwiegend wird aus Kosten und Zeitgründen eine standartisierte Befragung in Form von Formularen durchgeführt,

1 Vergleichbar mit der Qualifikation und Weiterbildung eines privaten (qualifizierten) Sachverständigen.
2 Keine Dominanz der Entscheidung des Gremiums durch einzelne Experten sowie zunächst unabhängige Werteinschätzung der Experten.

welche per E-Mail verschickt werden. Zudem kann differenziert werden, ob vor Ort oder aus der Ferne befragt wird. Aus der wissenschaftlichen Perspektive gibt es verschiedene Untersuchungen zum Einsatz von Expertenwissen in Form von Befragungen.
Steinbrecher (2016) untersuchte die Nutzung von Expertenwissen für Prognosen von Immobilienmärkten. Aufgrund der Durchführung der Experteninterviews in der Finanzkrise im Jahr 2008 konnte hierbei gezeigt werden, dass die Einflüsse der Krise auf den deutschen Immobilienmarkt überschätzt wurden. Dies ist u. a. auf die starke Fokussierung auf das Thema bei den Experten zum Zeitpunkt der Befragung zurückzuführen. Weitkamp und Alkhatib (2012) und Dorndorf et al. (2016) führen eine expertenbasierte Ableitung von Verkehrswerten in einem intersubjektiven Verfahren durch. Hierbei wird festgestellt, dass die Expertisen gut zu den sonstigen Daten am Grundstücksmarkt passen.
Um das Expertenwissen zu objektivieren wird es oftmals in Form von intersubjektiven Befragungen erfasst. Unter intersubjektiven Befragungen versteht man allgemein eine objektivierte Form der Befragung mehrerer Personen, die durch eine Reflexion (Hinterfragen der Einzelmeinung) und Diskussion in Gruppen geprägt ist. Dabei werden Expertisen mehrerer Befragten systematisch erfasst, aufbereitet und zusammengefasst. Hierbei ist eine gute Nachvollziehbarkeit notwendig (Seele, 1982; Reuter, 1989b). Eine systematisierte Nutzung von Expertenwissen erfolgt beispielsweise in Zielbaummethoden (Jeschke, 2011; Strotkamp, 2012) und anderen Lagewertverfahren (Hildebrandt, 1976; Hagedorn, 1984). Diese haben den Vorteil, dass sie nachvollziehbarer[1] erfasst werden können. Jeschke et al. (2014) sprechen davon, dass Menschen bei einer freien Schätzung einen Ankerpunkt benutzen, der mehr oder weniger zufällig ist. Diese Erkenntnis wurde auch bereits in internationalen Untersuchungen bestätigt (u. a. Kahneman (1984); Diaz III und Hansz (2010)). In der deutschen Wertermittlungsliteratur (wie z. B. Gerardy et al. (2017); Kleiber und Werling (2017); Sprengnetter (2014)) gibt es bisher nur sehr wenige Untersuchungen zu allgemeinen Streuungsmaßen, Ankereffekten und äußeren Einflüssen auf Expertisen in der Wertermittlung.

2.3.1.3. Angebotsdaten

Neben den aktiv durch Expertenbefragungen für verschiedenste Anlässe erzeugte Einschätzungen auf dem Immobilienmarkt kann es besondere Anlässe geben, zu denen eine Einschätzung notwendig ist. Steht der Verkauf einer Immobilie an, wird durch den Anbieter ein Angebotspreis für die Vermarktung festgelegt. Bei Angebotsdaten handelt es sich um eine besondere Form der Expertise. Hier wird das Wissen über den Immobilienmarkt durch langjährige Erfahrung durch Makler in Form eines Preises zu einer Immobilie geäußert. Die Nutzung von Angebotsdaten ist in der Forschung mangels Zugriff auf reale Transaktionsdaten weit verbreitet. Viele nationale und internationale Untersuchungen im Bereich der Immobilienmarktbeobachtung stützen sich auf die Auswertung von Angebotsdaten. Beispielsweise gibt es hedonische Immobilienpreisindizes auf Basis von Immobilienangeboten (an de Meulen und Micheli, 2013) oder Untersuchungen zum Zusammenhang von der Nuklearkatastrophe von Fukushima und den Veränderungen von Angebotspreisen von Immobilien im Umkreis deutscher Atomkraftwerke (Bauer et al., 2017).

1 Nach spezieller Marktkenntnis und Erfahrung sowie unter Würdigung aller Umstände in freier Überzeugung vorgenommene Wertung mit nachvollziehbarer Begründung (Reuter, 1989b).

Untersuchungen zum Verhältnis der Angebotsdaten zu Kaufpreisen (sogenannter Kontrahierungsabschlag) erfolgte bereits in verschiedenen Publikationen (vgl. u. a. Sprengnetter und Kurpjuhn (1998), Sprengnetter und Bünger (2001), Dinkel und Kurzrock (2012) und Henger (2014)).
Eine kritische Auseinandersetzung mit der Thematik der Verwendbarkeit von Angebotsdaten unter rechtlichen Aspekten findet sich in Sprengnetter (2010) und Ernst et al. (2014, Abschnitt § 15 ImmoWertV).
Bei der Anwendung von Angebotsdaten zur Immobilienbewertung kann nach Kleiber in Ernst et al. (2014) aus einer bloßen Preisforderung nicht auf den Verkehrswert geschlossen werden. Dieser Auffassung ist auch Sprengnetter (2010), der dabei auf das BGH Urteil III ZR 74/72 verweist.
Das Kammergericht (KG) Berlin hat die Heranziehung von 224 Zeitungsanzeigen als Wertermittlungsgrundlage für Gaststätten anerkannt (vgl. KG Berlin, Urt. vom 16.7.1985 – U 6 417/83 –, unveröffentlicht). In den Ausführungen von Sprengnetter (2010) wird insbesondere die Problematik herausgestellt, dass der Objektzustand in vielen Fällen nicht objektiv beschrieben wird. Es wird angeführt, dass Mängel im Exposé nicht angegeben oder auch falsche Angaben beispielsweise zur Wohnfläche gemacht werden.
Bedingt durch neuere Rechtsgrundlagen, wie beispielsweise dem Erfordernis der Angabe des Energieverbrauchs (EnEV 2014 [1] bzw. GEG[2]), erhöht sich die Objektivität der Objektbeschreibung. Zudem wird erwartet, dass durch die Möglichkeit der Evaluation der Maklerbüros über die Online-Vermarktungsplattformen das Verschweigen großer besonderer objektspezifischer Grundstücksmerkmale, wie beispielsweise wesentliche Bauschäden, in den Exposés geringer wird. Dies würde zumindest die Angebote, die von professionellen Anbietern erfolgen, etwas objektivieren.
Im Kontext der Angebotsdaten wird im Rahmen dieser Arbeit neben den Streuungsmaßen der Abschläge untersucht, ob im Zusammenhang der Vermarktung der Immobilien signifikante Unterschiede zwischen dem Expertenwissen von Maklern und anderen Anbietern am Immobilienmarkt bestehen.

2.3.2. Einflüsse auf das Expertenwissen

Die Äußerung des Expertenwissens in den verschiedenen Formen birgt jeweils Risiken der Subjektivität. Diese sind je nach Form der Äußerung unterschiedlich stark ausgeprägt.
Allgemein wird im internationalen Kontext festgestellt, dass das Expertenwissen äußeren Einflüssen unterliegt. Diese Effekte leiten sich aus der Verhaltensforschung ab (Kahneman, 1984). Einen umfangreichen Überblick über internationale Forschung zu äußeren Einflüssen findet sich in Diaz III und Hansz (2007). In den Untersuchungen werden u. a. verschiedene externe Einflüsse auf die Schätzung der Verkehrswerte abgeleitet. Diaz III (1997) und Diaz III und Hansz (1997) setzen sich beispielsweise mit den Auswirkungen von Gutachten Dritter auf die eigene Einschätzung auseinander. Hierbei stellen sie fest, dass Gutachter sich von Gutachten Dritter immer dann beeinflussen lassen, wenn sie sich im zu bewertenden Markt nicht gut auskennen. Darüber hinaus wird u. a. festgestellt, dass vorangegangene Gutachten mit nachfolgendem Kaufpreis (höher/niedriger als

1 Verordnung über energiesparenden Wärmeschutz und energiesparende Anlagentechnik bei Gebäuden - Energieeinsparverordnung (EnEV) in der Fassung vom 18.11.2013.
2 Gesetz zur Einsparung von Energie und zur Nutzung erneuerbarer Energien zur Wärme- und Kälteerzeugung in Gebäuden (Gebäudeenergiegesetz - GEG) in der Fassung vom 08.08.2020.

im Gutachten) bei Kenntnis der Kaufpreise auf das nächste Gutachten der Bewerter wirken (Diaz III und Wolverton, 1998). Ebenso kann ein Einfluss durch die Auftraggeber (Parteiengutachten) festgestellt werden (Diaz III und Hansz, 2010). Aufgrund von Themen und Daten, die durch den Experten kurz vor der Bewertung thematisiert werden, können systematisch Effekte auf Expertisen der Gutachter entstehen (Gallimore, 1994).
Derartige Untersuchungen, analog zum Vorgehen der internationalen Studien, wurden in Deutschland bisher nicht durchgeführt. Einflüsse auf die Aussagen können auch bei den deutschen Experten vermutet werden. Hier können insbesondere Parteiengutachten sowie vorangegangene Bewertung oder die Lektüre von Fachaufsätzen zu bestimmten Themen, auf die dann im Rahmen der Bewertung fokussiert wird, genannt werden. Die oben genannte (o. g.) Nutzung der intersubjektiven Befragungen kann zu einer Minimierung dieser Einflüsse auf das Ergebnis der Befragung führen.

2.3.3. Forschungsbedarf für das Expertenwissen

Das Expertenwissen wird in der Wertermittlungspraxis regelmäßig genutzt. Untersuchungen zur Eignung von Expertenwissen wurden bisher nur vereinzelnd durchgeführt. Es fehlt eine nähere Beleuchtung des Expertenwissens hinsichtlich der beruflichen Werdegänge, der genutzten Informationsquellen von Experten sowie der Selbsteinschätzung von Experten. Es bedarf der Prüfung, ob es wesentliche Unterschiede von Experten (beispielsweise nach ursprünglicher Profession) gibt. Zum anderen bedarf es einer Abschätzung der Eignung und der Verwendbarkeit von Expertenwissen in verschiedenen Anwendungsfällen. Insbesondere interessiert hier die Streuung der Daten. Hierzu sollen zwei Arten von Expertisen untersucht werden:

- (Intersubjektive) Expertenbefragungen und
- Angebotsdaten.

Die Auswertung von Gutachten scheint ebenfalls zielführend. Bisher fehlt jedoch eine solche Datenbank für Gutachten (der GAA und Sachverständigen). Daher ist die Datenerhebung hier noch sehr aufwendig. Nach dem Aufbau einer Datenbank, in der Immobilienwertgutachten gesammelt werden können, erscheinen systematische Analysen dieser Immobilienwertgutachten zielführend, um auch diese für eine Marktuntersuchung heranzuziehen. Es stellt sich also folgende Forschungsfrage:
Welche Eigenschaften hat das Expertenwissen?

Das Expertenwissen bildet sich auf Grundlage der Kenntnis eines Marktes. Wenn nur wenige Marktdaten vorhanden sind, erschwert dies die Bildung des Expertenwissens für diesen entsprechenden Markt. Daher ist es notwendig, Methoden zu entwickeln, die auch für Märkte mit geringen Transaktionszahlen geeignet sind, um den Markt zu erklären. Hierzu werden im Weiteren statistische Methoden näher betrachtet.

2.4. Statistische Auswertungen im Bereich der Wertermittlung

Zur Beschreibung von Immobilienmärkten werden statistische Methoden eingesetzt. Diese reichen von einfachen deskriptiven Statistiken bis hin zu explorativen und schlie-

ßenden Statistiken. Im folgenden Abschnitt wird die Anwendbarkeit schließender Statistik näher beleuchtet. Dabei werden zunächst die zur Analyse stehenden Stichproben im Bezug zur Grundgesamtheit an Grundstücksmärkten diskutiert und die multivariaten Methoden zur Analyse eingeführt. Darüber hinaus wird die räumliche Erweiterungsmöglichkeit der multivariaten Verfahren sowie die Nutzung nichtparametrischer Verfahren am Beispiel der künstlichen neuronalen Netze KNN vorgestellt.

2.4.1. Grundgesamtheit und Stichproben im Bezug zum Grundstücksmarkt

Für statistische Analysen ist es immer notwendig, klarzustellen, für welche Grundgesamtheit[1] die durchgeführte Analyse jeweils eine Aussage treffen kann. Für den überwiegenden Teil von Untersuchungen[2] von Sachverhalten in Wissenschaft und Praxis steht keine vollständige Grundgesamtheit zur Verfügung. Statistische Analysen führen aufgrund einer Stichprobe, die aus einer Grundgesamtheit entnommen wird, zu Schlüssen über die Grundgesamtheit.
Im Zusammenhang mit dem Immobilienmarkt wird der Begriff der Stichprobe u. a. in Ziegenbein (1977), Zeißler (2012) und Zaddach (2016) aufgegriffen. Es wird hier jedoch keine Untersuchung durchgeführt, ob analysierte Stichproben die Grundgesamtheit am Immobilienmarkt widerspiegeln.
Ziegenbein (1977) beschreibt, dass bei der Grundstückswertermittlung die Stichproben durch den Grundstücksmarkt geliefert werden. Es handelt sich hierbei also nicht um eine zufällig entnommene Stichprobe aus der Grundgesamtheit des Grundstücksmarktes. Zeißler (2012, S. 76) nennt als Beispiele für die Grundgesamtheit alle Grundstücke eines Bundeslandes oder alle Eigentumswohnungen einer Stadt.
Ein Problem stellt bei der Abgrenzung, rein nach administrativen Grenzen, die tatsächliche Wirkung von Märkten außerhalb dieser Grenzen dar (z. B. dörfliche Eingemeindungen in Großstädten). Vielmehr sollten die räumlichen Märkte sachverständig abgegrenzt werden. Für Auswertungen von abzuleitenden Marktdaten aus dem Immobilienmarkt sollte hier die Einschränkung der Marktfähigkeit dieser Immobilien als zusätzliche Einschränkung eingeführt werden (Objekte die einen Marktwert haben). Kaufpreise definieren den Markt. Sie bilden jedoch nur einen Teil der „Ware" ab, die existiert (der veräußerte Teil). Unbeachtet bleibt das Segment, das nicht veräußert wird. In der Immobilienbewertung (Verkehrswertermittlung) werden Objekte aus der Grundgesamtheit der existierenden Objekte bewertet.
Grundsätzlich sollte die folgende Forderung erfüllt sein:
Jeder Verkehrswert[3] gewöhnlicher Immobilien in einem bestimmten (räumlichen/sachlichen) Teilmarkt sollte durch die statistische Analyse der aus diesem Markt zur Verfügung stehenden Stichprobe abgeleitet werden.
Grundsätzlich kann von einer derartigen Erfüllung ausgegangen werden, wenn es sich um eine repräsentative Stichprobe handelt: „Werden Zufallsstichproben unter idealen Bedingungen erhoben, tendieren diese dazu, eine ‚verkleinerte Abbildung' der Grundge-

1 Nach Kromrey et al. (2016, S. 256) wird unter Grundgesamtheit „diejenige Menge von Individuen, Fällen, Ereignissen […] auf die sich die Aussagen der Untersuchung beziehen sollen und die im Hinblick auf die Fragestellung und die Operationalisierung vorher eindeutig abgegrenzt werden muss", verstanden.
2 Gegenstand einer Untersuchung können beispielsweise Personen, Fälle, Ereignisse oder andere Einheiten sein.
3 Definition nach § 194 BauGB. Umfangreiche Ausführungen in Reuter (1989a).

samtheit darzustellen. Es kann erwartet werden, dass in der Stichprobe die Gestalt der Verteilungen und die statistischen Beziehungen zwischen den Variablen so geartet sind, wie in der Grundgesamtheit. Zumeist wird diese Eigenschaft von Zufallsstichproben in der angewandten Sozialforschung [...] als ‚Repräsentativität' bezeichnet" (Diaz-Bone, 2006, S. 132).

Über die Zusammensetzung und Eigenschaften der Grundgesamtheit eines Immobilienteilmarktes stehen in der Regel keine Informationen zur Verfügung und sind auch mit einem vertretbaren Aufwand nicht flächendeckend erfassbar. Während die räumliche Streuung durch die im Kataster hinterlegten Informationen zu Gebäuden nachvollzogen werden kann, ist die Erfassung aller für den sachlichen Teilmarkt relevanten Einflussgrößen für einen Immobilienteilmarkt noch nicht realisierbar. Durch eine zukünftige Verknüpfung verschiedener Datenquellen (Bauakten, Kataster etcetera (etc.)) wäre eine Erfassung aller wesentlichen Eigenschaften denkbar.
Im Rahmen eines Strukturvergleiches hat Uttner (2017) für einen lokal begrenzten Ein- und Zweifamilienhausteilmarkt (Stadtteil von Dresden) verschiedene Größen (Gebäudeart, Bodenrichtwert, Grundstücksgröße und Wohnfläche) hinsichtlich ihrer Verteilungen untersucht. Die in diesem Teilmarkt realisierte Kaufpreisstichprobe weist bei uni-, bi- und multivariaten Vergleichen wesentliche Unterschiede zur Verteilung aller in diesem Markt vorkommenden Ein- und Zweifamilienhausgrundstücke auf.
Aus dieser Erkenntnis lässt sich jedoch die o. g. Forderung noch nicht negieren. Es kann lediglich festgestellt werden, dass es sich bei den verwendeten Daten (Kaufpreisen) in der Regel nicht um eine zufällig entnommene Stichprobe als kleineres Abbild der Grundgesamtheit der existierenden Objekte handelt. Die Kaufpreise beziehen sich dann nur auf einen Teil vom räumlich und sachlich gewählten Teilmarkt, der in der zu bewertenden Grundgesamtheit gewählt wird. Hierdurch kann es zu unerwarteten Systematiken kommen. Beispielsweise können durch Fehlen von Kaufpreisen bestimmte Eigenschaften wie beispielsweise Nichtlinearitäten von Einflüssen nicht aufgedeckt oder Einflussgrößen durch Hebelwirkungen[1] beeinflusst werden. Die gleiche Systematik der Abweichung in den Verteilungen kann für die Angebotsdaten und Gutachten unterstellt werden, da diese ebenfalls nicht zufällig entstehen. Lediglich das Expertenwissen kann in der Form einer repräsentativen Stichprobe der Grundgesamtheit „erzeugt" werden, wenn die Grundgesamtheit bekannt und die Befragung entsprechend aufgebaut ist.

Trotz der möglichen Abweichungen der Stichproben der Kaufpreissammlungen zur Grundgesamtheit des jeweiligen Immobilienmarktes werden auf deren Grundlage in der Praxis Rückschlüsse auf den jeweiligen Markt gezogen. Mit den vorgenannten Punkten ist dies jeweils kritisch zu hinterfragen. In jedem Fall muss bei der Veröffentlichung der Daten jeweils die verwendete Stichprobe beschrieben werden, um die Anwendbarkeit für den jeweiligen Fall zu überprüfen.
Die Auswertung der Stichproben zur Marktbeschreibung werden mit verschiedensten Methoden durchgeführt. Im folgenden Abschnitt werden multivariate Verfahren als eine mögliche Auswertemethode näher diskutiert.

1 Kaufpreise beeinflussen die Analyse auf Grund ihrer Lage innerhalb des Modells stark. Dabei liegen die Fälle mit hohen Hebelwerten in mindestens einer Einflussgröße im Randbereich der Verteilung und haben somit das Potential, das Modell entsprechend stark zu beeinflussen (Fahrmeir et al., 2009, S. 177).

2.4.2. Vergleichswertermittlung mittels multivariater Analysen

Multivariate Analysen sind in der Wertermittlung weit verbreitet. Viele GAAs in Deutschland sowie führende Immobilienanalysten führen zur Marktbeschreibung mutivariate Mittelwertbildungen oder multiple Regressionsanalysen durch (z. B. Zaddach et al. (2011); GAA Berlin (2015)). Ziel dieser Analysen ist es, die (wertbeeinflussende) Wirkung einzelner Einflussgrößen auf den jeweiligen Immobilienteilmarkt abzuleiten. Hierbei wird ein funktionaler Zusammenhang (Modell) zwischen der Zielgröße[1] und Einflussgrößen hergestellt (Fahrmeir et al., 2009; Urban und Mayerl, 2011; Chatterjee und Hadi, 2012). Grundsätzlich lässt sich die multiple lineare Regressionsanalyse (Matrixschreibweise) in der Form

$$\begin{aligned} \mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \qquad & mit: \\ & \mathbf{y}: \text{Vektor der Zielgrößen,} \\ & \mathbf{X}: \text{Matrix der Einflussgrößen,} \\ & \boldsymbol{\beta}: \text{Vektor der Regressionskoeffizienten und} \\ & \boldsymbol{\varepsilon}: \text{Vektor der zu minimierenden Residuen} \end{aligned} \tag{2.4}$$

beschreiben.

Die klassische multiple lineare Regressionsanalyse wird zur n-dimensionalen Ebenenschätzung eingesetzt. Ziegenbein (1977) oder Pelzer (1978) haben die Anwendung dieses Verfahrens für die Wertermittlung untersucht. Auch international wird die Regressionsanalyse zur Immobilienmarktanalyse eingesetzt (z. B. (Benjamin et al., 2004; Sopranzetti, 2010)). Im wissenschaftlichen Kontext sind Erweiterungen der Regressionsanalyse beispielsweise durch die Einführung von Vorwissen in Form von weiteren Daten (Alkhatib und Weitkamp, 2012a,c) oder Daten aus vorangegangenen Epochen (Zaddach, 2016) als Bayesische Regression zu finden. Auch im Kontext der Wertermittlung von Immobilien kann das Ableitungsmodell als geometrisches Problem erklärt werden. Dies ist in Abbildung 2.1 für ein dreidimensionales Problem anhand einer Regressionanalyse mit zwei Einflussgrößen x_1 (z. B. BRW), x_2 (z. B. WF) und der Zielgröße y (z. B. KP/WF) dargestellt. Alle möglichen Ausprägungen der Zielgrößen y_j (j= 1 .. n Fälle) liegen hier um eine approximierte Ebene. Die Lage der Ebene wird durch die Regression bestimmt (Parameter β_1, β_2). Tatsächlich weichen die Zielgrößen von dieser Ebene ab. Diese Abweichung zur approximierten Ebene wird durch den Fehlertherm (Residuen ε) kompensiert, deren Quadratsumme in der linearen Regressionsanalyse minimiert wird.

In der Wertermittlung kommen regelmäßig deutlich mehr als zwei Einflussgrößen vor. Die dargestellte geometrische Sicht der Regression lässt sich ohne weiteres auf / Einflussgrößen erweitern. Hierbei wird durch die Regressionskoeffizienten eine (p)-dimensionale Hyperebene aufgespannt. Die Dimension diese Hyperebene wird durch die Zielgröße und die / Einflussgrößen bestimmt (p=1+/) Dimensionen.

Alternative wissenschaftliche Ansätze zur Modellierung des funktionalen Zusammenhangs wie etwa zur Kollokation (z. B. Zaddach und Alkhatib (2013); Kanngieser (2016)), bei der eine Aufteilung in Trend, Signal und Rauschen erfolgt, sind in der Wertermittlungspraxis weniger etabliert.

1 In den Analysen im Wertermittlungskontext werden (Regressions-)Modelle lediglich mit einer Zielgröße und / Einflüssgrößen genutzt. Mehrere Zielgrößen kommen nicht zum Einsatz.

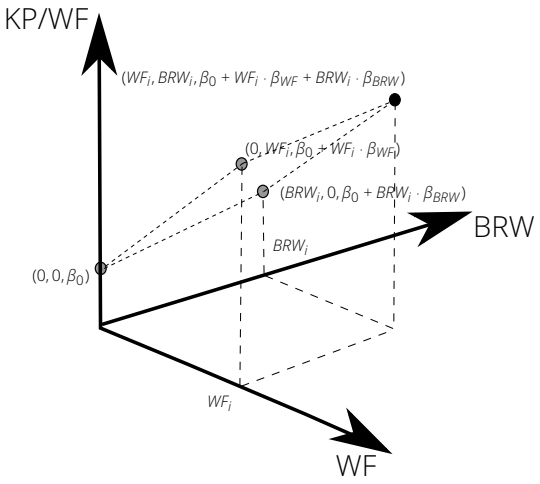


Abbildung 2.1.: Darstellung einer Regressionsanalyse mit zwei Einflussgrößen als geometrisches Problem. Es wird hier ein auf die Wertermittlungspraxis adaptiertes Modell gezeigt. Der KP/WF als Zielgröße wird den Einflussgrößen WF und BRW gegenübergestellt (eigene Darstellung).

2.4.3. Räumliche Auswertemethoden

Die vorgestellten multivariaten Analysen sind geeignet, funktionale Zusammenhänge, die in den Immobilienmärkten existieren, abzuleiten. Die Methoden werden dabei innerhalb von sachlichen Märkten[1] eingesetzt. Immobilienmärkte werden in der Literatur, neben der Unterteilung in sachliche Märkte auch in räumliche Märkte[2], unterteilt. In Maier und Herath (2015, S. 153) wird darauf hingewiesen, dass es sich bei der Einteilung in Teilmärkte um eine Hypothese handelt, die geprüft werden muss.
Um im Vergleichswertverfahren die Ähnlichkeiten innerhalb der Teilmärkte mit zu berücksichtigen, ist es notwendig die Abweichungen der Immobilieneigenschaften zur Gewichtung zu nutzen. Je ähnlicher sich Immobilien sind, desto ähnlicher wird der Verkehrswert dieser Immobilien sein. Zaddach (2016, S. 97) hat dazu den Wertabstand diskutiert, bei dem die Abweichungen in den Einflussgrößen zur Gewichtung in der Regressionsanalyse herangezogen werden. Hierbei werden die absoluten Abstände in den Einflussgrößen zum Referenzobjekt zunächst normiert[3] und aus den jeweiligen normierten Abständen der einzelnen Einflussgrößen ein Gewicht [4] für jeden Kauffall gebildet, das dann in der Regressionsanalyse genutzt werden kann.
Es ist allgemein davon auszugehen, dass räumliche Unterschiede nicht nur in Abhängigkeit der Abweichungen der Einflussgrößen bestehen, sondern auch der räumlichen Entfernungen zum Referenzobjekt. Ein Zusammenhang einer Einflussgröße mit einem normierten Kaufpreis kann in zwei räumlich getrennten Märkten sehr unterschiedlich

1 Unter sachlichen Teilmärkten (tlw. auch als funktionale Teilmärkte bezeichnet) versteht man allgemein die Zusammenfassung von hinsichtlich ihrer Nutzung und Immobilienart gleichartigen Immobilien.
2 Bezeichnet einen umgrenzbaren Raum gleichartiger Marktverhältnisse Ache et al. (2016).
3 Die Werte werden zwischen 0 (minimaler Differenz der Einflussgröße) und 1 (maximaler Differenz der Einflussgröße) normiert.
4 Inverse der summierten normierten Differenzen. Desto kleiner der Abstand, desto größer das Gewicht.

sein[1]. Daher sind landesweite Auswertungen mittels multipler linearer Regression nur bedingt für eine Bewertung am örtlichen Grundstücksmarkt geeignet. Es ist also notwendig, die räumlichen Unterschiede zu modellieren. Hierzu können verschiedene räumliche Auswertemethoden genutzt werden. Zur räumlich differenzierten Auswertung kommt eine Weiterentwicklung der Regressionsanalyse in Betracht. In Weise und Wallner (2019) werden verschiedene gängige Verfahren zur Analyse räumlicher Daten anhand von Liegenschaftszinssätzen für Mehrfamilienhausgrundstücke untersucht:

- Linear Mix Model
  Hier werden die Residuen einer klassischen linearen Regression nochmals nach Lagen geclustert ($\mathbf{E_{Cl}}$) und auf weitere Einflüsse hin untersucht:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{E_{Cl}} + \boldsymbol{\varepsilon}. \tag{2.5}$$

- Spatial Lag Model
  Beim Spatial Lag Model findet sich die Zielgröße auf beiden Seiten der Gleichung. Auf der rechten Seite der Gleichung wird sie mit der Nachbarschaftsmatrix $\mathbf{W}$ kombiniert. Dies führt dazu, dass die benachbarten Kaufpreise als Wirkgröße berücksichtigt werden. Der Gewichtungsparameter ρ bestimmt dabei die Wirkstärke räumlicher Zusammenhänge:

$$\mathbf{y} = \rho\mathbf{W}\mathbf{y} + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}. \tag{2.6}$$

- Spatial Error Model
  Hier wird ebenfalls eine Nachbarschaftsmatrix $\mathbf{W}$ eingeführt. Diese wird in diesem Fall mit den Residuen $\boldsymbol{\varepsilon}$ und dem Gewichtungsparameter λ kombiniert. Es verbleiben dann die nicht durch die Nachbarschaft erklärbaren Residuen ν:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \lambda\mathbf{W}\boldsymbol{\varepsilon} + \nu. \tag{2.7}$$

- Geographisch gewichtete Regressionsanalyse
  Die GWR ist eine Weiterentwicklung der klassischen linearen Regressionsanalyse. Hier wird für jede Koordinate (u, v) aus dem Untersuchungsgebiet eine eigene Regressionsfunktion mit / Einflussgrößen abgeleitet. Die verwendeten Kauffälle werden hierbei mit einer Gewichtungsfunktion in der Abhängigkeit zu dieser Koordinate gewichtet:

$$\mathbf{y}_{u,v} = \mathbf{X}_{u,v}\boldsymbol{\beta}_{u,v} + \boldsymbol{\varepsilon}_{u,v}. \tag{2.8}$$

  Für jede Koordinate (u,v) existiert dann ein eigener funktionaler Zusammenhang bei gleichbleibdenem Modell[2]:

$$y_{u,v} = \beta_{0_{u,v}} + \beta_{1_{u,v}}x_1 \,..\, + \beta_{l_{u,v}}x_l + \varepsilon_{u,v}. \tag{2.9}$$

Die Spatial Lag und Spatial Error Modelle benötigen eine Gewichtsmatrix. Grundlage für diese Gewichtungsmatrix ist die Nachbarschaft (Nachbarschaftsmatrix $\mathbf{W}$). Die Auf-

1 So kann bspw. die Grundstücksgröße einer Immobilie in einem räumlichen Markt einen stark signifikanten Einfluss auf den Kaufpreis haben während sie in einem benachbarten, ähnlich geprägten, Markt keine wesentliche Rolle spielt.

2 Die Regressionkoeffizienten (das Modell) bleiben identisch jedoch verändert sich die Ausprägung der Regressionskoeffizienten.

stellung dieser Gewichtsmatrix scheitert insbesondere dann, wenn die Standorte der Transaktionen weit auseinanderliegen, was in Märkten mit geringen Transaktionszahlen regelmäßig der Fall ist. Beim Linear Mix Models werden lediglich die Residuen auf lokale Besonderheiten hin untersucht. Alle Einflussgrößen im Grundmodell aus der vorgeschalteten linearen Regressionsanalyse sind für den gesamten räumlich ausgewerteten Bereich konstant fixiert[1]. Die Anwendung ist also nur dann sinnvoll, wenn generell für das Grundmodell der Regression ein gleiches Marktverhalten im räumlich gemeinsam ausgewerteten Markt vermutet werden kann. Die Vorteile des Linear Mix Model sind dann gegeben, wenn zwar grundsätzlich ein identisches Marktverhalten erwartet wird, jedoch in lokalen Märkten über das Grundmodell hinaus weitere Parameter wertrelevant sind und die dortigen Residuen dies erklären können. Dies können beispielsweise besondere Lagemerkmale sein, die nur lokal existieren.

In der Analyse von Weise und Wallner (2019) stellt sich die geographisch gewichtete Regressionsanalyse (GWR) als die beste Methode für überregionale Analysen heraus. Zu dem gleichen Ergebnis kommen auch Bidanset und Lombard (2014). Hier wird die GWR mit dem Spatial Lag Model (SLM) verglichen. Aus diesem Grund wird im Rahmen dieser Arbeit lediglich diese Methode als räumliche Auswertemethode näher betrachtet.
Darüber hinaus werden einige nationale und internationale Anwendungsfälle für die GWR vorgestellt und diskutiert.

2.4.4. Anwendung der geographisch gewichteten Regresssion in der Wertermittlung

Die GWR wird in der Wissenschaft international bereits häufig eingesetzt. Helbich et al. (2014) nutzen die GWR für die hedonische Modellierung von Häuserpreisen in Österreich.

Darüber hinaus wird die GWR auch zur Segmentierung in verschiedenen Anwendungen genutzt. Zum einen wird zur Ableitung der Zonen für die Bodenrichtwerte in der Stadt Essen die GWR eingesetzt (Knospe und Schaar, 2011). Ebenso wird die GWR im Rahmen von Massenbewertungen zur Unterteilung von homogenen Märkten in Italien genutzt (Manganelli et al., 2014).
In der Methodik der GWR ist die Gewichtung der Kauffälle die Besonderheit. Zur Ableitung der Gewichte können verschiedene Funktionen festgelegt werden. Die wesentlichen Unterschiede bestehen in der Relation der Gewichte in Abhängigkeit von der Entfernung. Einige Gewichtungsfunktionen geben auch weit entfernten Kauffällen noch ein niedriges Gewicht, während andere Funktionen endlich sind und ab einer bestimmten Entfernung von Kauffällen das Gewicht 0 einführen.
Untersuchungen zu den nutzbaren Gewichtungsfunktionen für den deutschen Immobilienmarkt finden sich in der Literatur bisher nicht. Lediglich für den Markt der Appartments in Rio de Janeiro (Fontoura Júnior et al., 2020) finden sich einige Untersuchungen zur Nutzung verschiedener Gewichtungsfunktionen.

1 Wird beispielsweise die Grundstücksgröße als Einflussgröße im Regressionsmodell genutzt, ist die Wirkung im Modell im gesamten räumlich gemeinsam ausgewerteten Markt (z. B. urbane und ländliche Räume gemeinsam) identisch.

2.4.5. Nichtparametrische Auswertemethoden – Nutzung von künstlichen neuronalen Netzen

Neben den räumlichen Verfahren wird im Rahmen dieser Arbeit ebenfalls geprüft, ob Lernverfahren die Möglichkeit bieten, räumlich aggregierte Daten auszuwerten. Hierzu wird ein etabliertes nichtparametrisches Verfahren, die KNN genutzt. Es wird vermutet, dass Immobilienmärkte nichtlinearen Einflüssen unterliegen, die durch die linearen Regressionsmodelle nur mithilfe von Vorwissen[1] modelliert werden können.
Zahlreiche Studien haben jedoch eine nichtlineare Struktur der hedonischen Preisfunktion gezeigt (Halvorsen, 1981; Worzala et al., 1995; Din et al., 2001; Fan und Xu, 2008; Lisi, 2013; Mimis et al., 2013). Nichtlineares Marktverhalten ist insbesondere dann zu erwarten, wenn weite Spannen von Einflussgrößen genutzt werden. Hier kann davon ausgegangen werden, dass bei diesen weiten Spannen die Wirkungen der Einflüsse nicht konstant sind[2]. Um dies zu modellieren, erweisen sich KNN als nützliche Instrumente. Tay und Ho (1992) gehören zu den Ersten, die KNN für Bewertungsaufgaben verwenden. In ihrer Studie vergleichen sie die Leistung von multiplen linearen Regressionen (MLR) mit KNN bei der Schätzung der Kaufpreise von Wohnungen in Singapur und kommen zu dem Schluss, dass KNN eine nützliche Alternative zur MLR darstellt. Verschiedene Studien, die anschließend in den folgenden zweieinhalb Jahrzehnten durchgeführt wurden, zeigen, dass die KNN der Multiplen linearen Regression (MLR) bei der Immobilienbewertung überlegen ist. Mimis et al. (2013) verwenden objektbezogene (Wohnfläche, Zimmer etc.) und lagebezogene Eigenschaften (Nachbarschaft, Verkehrsanbindung) der Immobilien, um die Immobilienpreise in Athen vorherzusagen. Sie vergleichen die Ergebnisse der Regressionsanalyse mit denen eines KNN und kommen ebenfalls zu dem Schluss, dass der KNN-Ansatz gegenüber der MLR in den meisten Fällen bessere Ergebnisse liefert, da er nichtlineare Beziehungen verarbeiten kann. Tabales Nuñez et al. (2013) ziehen ähnliche Schlussfolgerungen für die Immobilienpreise in Südspanien: Neuronale Netze führen zu einer besseren Anpassungsfähigkeit bei nichtlinearem Marktverhalten. Morano et al. (2015) wenden KNN auf die Bewertung von Marktwerten am Beispiel von Wohnimmobilien in einem engen räumlichen Teilmarkt in Bari (Italien) an. Die Interpretation ihrer Ergebnisse ist jedoch fraglich, da die Stichprobengröße von 90 Transaktionen, die zum Trainieren vom KNN verwendet werden, sehr klein ist.
Nguyen und Cripps (2001) verweisen erstmals auf entsprechend erforderliche Datenmengen, um mit KNN eine gute Vorhersage zu erzielen[3]. Diese Erkenntnisse finden sich auch in Horvath et al. (2019). Zurada et al. (2011) vergleichen mehrere Lernmethoden (inklusive (inkl.) KNN) mit Regressionsmethoden (inkl. MLR) und schließen daraus, dass für homogene Datensätze die nicht traditionellen Regressionsmethoden (wie beispielsweise Support-Vektor-Regression (SVR) oder additive Regression) ein besseres Ergebnis liefern. Bei heterogenen Datensätzen und überlappenden Clustern bieten Lernmethoden eine bessere Vorhersage. Sie zeigen auch, dass bisher zu kleine Datensätze für die Modellierung mit Lernmethoden verwendet wurden. Generell zeigen auch andere Fach-

1 Beispielsweise durch die Transformation von Ziel- und Einflussgrößen oder die Nutzung von polynomialen Funktionen.
2 Es kann vermutet werden, dass Wertunterschiede pro m^2 zwischen einem 100 m^2 und 400 m^2 großen Grundstück in der Regel größer als der Wertunterschied zwischen 2100 m^2 und 2400 m^2 sind.
3 Ab einer Transaktionszahl von 500-1500 Kauffällen werden hier durch die KNN bessere Ergebnisse erzielt als durch die MLR.

bereiche, wie die Sozialwissenschaften, dass hohe Datenmenge für die KNN notwendig sind (Alwosheel et al., 2018).
Die hohen Datenmengen können jedoch nur durch Zusammenfassung von Märkten erreicht werden. Bisher wurden KNN nur auf ausgewählte funktionale und räumliche Teilmärkte angewendet. Um eine hohe Anzahl an Daten zu erhalten, sind insbesondere räumliche Auswertungen von sachlichen Teilmärkten sinnvoll. Bisher fehlen nationale Studien (insbesondere zu deutschen Teilmärkten) zur Anwendbarkeit von KNN bei der Bewertung, insbesondere auch bei überregional zusammengefassten Teilmärkten.

2.4.6. Forschungsbedarf für statistische Auswertungen in der Wertermittlung

Die Ableitung von Marktinformationen für räumlich unterschiedliche Teilmärkte ist notwendig, um für diese marktbezogen Verkehrswerte zu ermitteln. Die Anwendung von räumlich lokalen Auswerteverfahren finden in der Praxis Anwendung. Räumlich übergreifende Auswertungen finden nur selten Anwendung. Grundsätzlich kann zur lageabhängigen Modellierung beispielsweise der Regionstyp oder das Boden(richt)-wertniveau eingesetzt werden. Darüber hinaus könnten auch Mehrwerte durch eine Gewichtung mit weiteren Einflussgrößen entstehen.
Die GWR ist nach bisherigen Untersuchungen die vielversprechendste Methode, um räumlich inhomogene Daten zu analysieren. Bisher fehlen jedoch Auswertungen über deren Genauigkeit und insbesondere über die geeignetste Gewichtungsfunktion für den Immobilienmarkt. Es bedarf der Untersuchung und Gegenüberstellung verschiedener Gewichtungsfunktionen. Neben der Problematik der lokalen Märkte besteht auch das Problem der nichtlinearen Einflüsse durch Indikatoren auf den Immobilienmarkt. Mit der Methode der KNN soll untersucht werden, ob eine Modellierung der räumlich aggregierten Daten einen Vorteil bietet. Zur räumlichen Modellierung kommt hier der Regionstyp[1] zum Einsatz. Zudem kann überprüft werden, ob ein höherer Mehrwert durch die räumliche Modellierung oder durch die nichtlineare Modellierung besteht. Es stellt sich die Forschungsfrage:
Bieten alternative statistische Auswerteverfahren eine Möglichkeit, überregionale Auswertungen zu verbessern?

2.5. Zusammengefasster Forschungsbedarf

Immer dann, wenn eine geringe Transaktionszahl in einem Markt vorliegt, führt dies zu Problemen bei der Marktbeschreibung/-transparenz. Für den Markt der unbebauten Grundstücke, in dem diese Besonderheit regelmäßig auftritt, existieren bereits umfangreiche Forschungsarbeiten. Auch in anderen sachlichen Märkten finden sich diese Probleme. Um Handlungsweisen für alle Märkte ableiten zu können, sollten diese Märkte vertiefend untersucht werden (Kapitel 3).
Die in diesen Märkten noch verfügbaren Kauffalldaten bedürfen einer näheren Betrachtung. Die Daten der Kaufpreisammlung sind oftmals ungenutzt, weil sie nicht vollständig erfasst werden können. Im Rahmen der Arbeit werden verschiedene Methoden aus

1 Gibt in Form einer nominalen Variable in 6 Kategorien (Großstadt bis Dorf) die Art der Region an.

anderen Fachdisziplinen auf die Immobilienbewertung übertragen (Kapitel 4).
Neben den Daten der Kaufpreissammlungen und den daraus abgeleiteten Produkten werden zur Immobilienbewertung in der Praxis insbesondere auch Expertenbefragungen genutzt. Die damit erzielbare Genauigkeit ist bisher im deutschen Kontext nicht umfangreich untersucht. Von Interesse ist insbesondere, ob es Unterschiede in Handlungsweisen oder genutzten Quellen zur Marktbeobachtung beispielsweise nach Profession oder Erfahrungen gibt (Kapitel 5.1). Zudem bedarf es der Ableitung von Genauigkeits- und Streuungsmaßen beispielsweise von Expertenbefragungen (Kapitel 5.2) oder Angebotsdaten (Kapitel 5.3), um diese entsprechend würdigen zu können.
Die Nutzung von Expertenwissen für große Anwendungen ist sehr aufwendig. Ebenso reichen die verbesserten Daten der Kaufpreissammlung oft nicht aus, um in lokalen Märkten Daten abzuleiten. Dabei können großräumige (beispielsweise landesweite) Auswertungen genutzt werden. Hierzu wird untersucht, welche Instrumente für eine großräumige Auswertung geeignet sind (Kapitel 6).

2.6. Methodischer Aufbau

Die Arbeit gliedert sich in drei Teile und 4 Themenschwerpunkte (vgl. Abbildung 2.2). Die einzelnen Themenbereiche bauen aufeinander auf (vgl. Abbildung 2.3):
Im ersten Teil erfolgt eine intensivere Auseinandersetzung mit den Märkten, in denen geringe Transaktionszahlen vorzufinden sind. Die Wahl der Methodik ist durch die offene Formulierung der Forschungsfrage geleitet. Die Methoden der qualitativen Sozialforschung eignen sich hierfür, da hier das Ziel im Fokus steht, Theoriebezüge aus empririschen Untersuchungen zu entwickeln (vgl. Przyborski und Wohlrab-Sahr (2014, S. 3)).
Als Methode bietet sich das leitfadengestützte Experteninterview i. V. m. der Grounded Theory Method GTM (vgl. Glaser und Strauss (2010)) an. Hierbei wird dem Interviewten die Möglichkeit gegeben, sich zu verschiedenen Leitfragen zu äußern. Die Fragen sind hierbei offen formuliert, so dass der Befragte den wesentlichen Teil der Gesprächszeit übernimmt. Mit dem Leitfaden wird sichergestellt, dass das Interview eine klare Struktur hat und die Sammlung von vergleichbaren Daten möglich wird (vgl. Mayer (2013, S. 37)).
Mit der gewählten Methodik können die Märkte mit geringen Transaktionszahlen tiefer erfasst werden und neue Erkenntnisse hierzu erarbeitet werden.

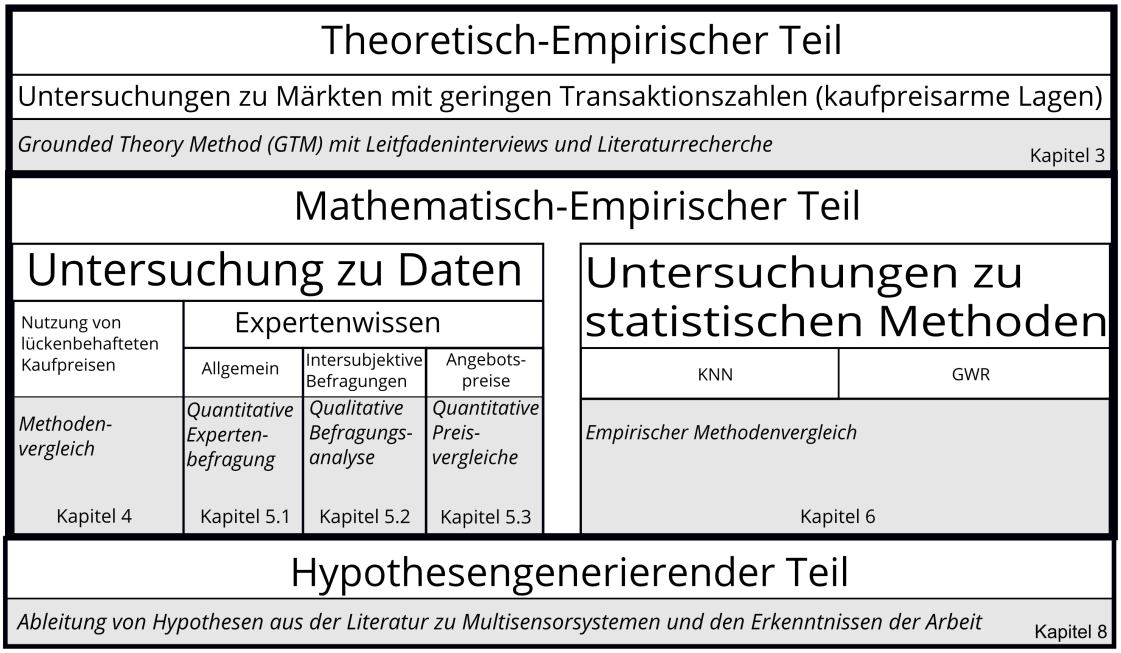


Abbildung 2.2.: Ablaufschema der Arbeit mit 4 Themenschwerpunkten

Ergebnis ist eine Kategorisierung der verschiedenen Lagen, in denen wenig Transaktionen stattfinden. Zudem wird ein systematisierter Überblick zu Methoden gegeben, die von den Experten in diesen Lagen genutzt werden. Ebenso steht ein Katalog über verschiedene alternativ nutzbare Daten zur Verfügung.
Der zweite Teil widmet sich der Durchführung mathematisch-statistischer Untersuchungen. Im zweiten Themenschwerpunkt werden verwendbare Daten für eine Bewertung in Märkten mit geringen Transaktionszahlen untersucht. Es werden betrachtet:

- Daten der Kaufpreissammlung,
- Expertenwissen in Form von
  - Expertenbefragungen,
  - Angebotspreisen in Online-Portalen.

Die Daten der Kaufpreissammlung werden hinsichtlich ihres Verbesserungspotentials untersucht. Zur Erhöhung der verwendbaren Stichprobengröße liegt der Fokus auf der Verwendbarkeit unvollständiger Datensätze. In einer Voranalyse werden die Häufigkeiten des Auftretens von Datenlücken sowie deren Verteilungen auf verschiedene Parameter in der Kaufpreissammlung am Beispiel des Bundeslandes Niedersachsen dargestellt[1]. Eine Übertragbarkeit dieser Ergebnisse wird anhand einer Telefonbefragung bei bundesweit zehn GAAs abgeschätzt.
Mit den verschiedenen Methoden, die unter anderem aus den Sozialwissenschaften adaptiert werden (Lüdtke et al., 2007), wird versucht, Datenlücken in den Datensätzen zu schließen. Ziel ist die Überprüfung, ob eine Verbesserung der Auswertbarkeit mit der Integration vervollständigter Datensätze erreicht werden kann. Die notwendige Anzahl an Kauffällen zur Ableitung pro modellierter Einflussgröße in der Regressionsanalyse[2] kann in vielen Märkten und speziell in Märkten mit geringen Transaktionszahlen aufgrund unvollständiger Erfassung der Kauffälle nicht realisiert werden. Oftmals fehlen ein oder zwei notwendige Einflussgrößen zum Kauffall, die dazu führen, dass der gesamte Kauffall nicht verwendet werden kann.
In einer ersten Untersuchung wird anhand der Simulation eines fiktiven Datensatzes die generelle Anwendbarkeit von drei Methoden geprüft. Da in der Wertermittlung keine „wahren Werte" bekannt sind, wird diese Vorauswahl mit einem vollständig simulierten Datensatz durchgeführt. Hierbei werden zunächst mit den Einflussgrößen eines realen Datensatzes Zielgrößen prädiziert („wahre Werte") und verrauscht. Danach wird der simulierte Datensatz ausgedünnt und systematisch mit den unterschiedlichen Methoden wieder aufgefüllt.
Zur möglichst realistischen Ausdünnung von realen Daten wird eine Untersuchung durchgeführt, wie häufig die unterschiedlichen Einflussgrößen Lücken aufweisen. Dazu werden die Kaufpreissammlungen in Niedersachsen untersucht und eine Übertragbarkeit der Häufigkeiten auf andere Bundesländer in Deutschland anhand einer Telefonbefragung abgeschätzt. Darauf aufbauend werden zehn Untersuchungen[3] mit Daten aus verschiedenen realen räumlich und sachlich unterschiedlichen Märkten systematisch ausgedünnt und mit den drei in der Simulation getesteten Methoden aufgefüllt. Ziel ist die Prüfung, welche Methoden in welchen Märkten geeignet sind, um die Datenlücken aufzufüllen und die Auswertungen zu verbessern. Anhand von definierten Kriterien wird die geeignetste Methode gewählt.
Die Untersuchungen zum Expertenwissen gliedern sich in drei Teile. In einem ersten Schritt werden die Immobilienexperten im Kontext der Wertermittlung näher analysiert.

1 Niedersachsen ist aufgrund der inhomogenen Strukturen unterschiedlicher Wohnungsmarktregionen (sowohl urbane als auch ländliche Räume) sowie des zentralen Aufbaus des Gutachterausschusswesens und der damit einhergehenden homogenen Erfassung geeignet, um Analysen repräsentativ und auf andere Bundesländer übertragbar durchzuführen.
2 Je nach Teilmarkt (und dem marktüblichen Variationskoeffizienten) variiert die mindestens notwendige Anzahl (vgl. (Ziegenbein, 2010, S. 447)).
3 Durch die Betrachtung von zehn sich stark unterscheidenden (unterschiedliche Marktgefüge) sachlichen und räumlichen Teilmärkten kann eine Zufälligkeit der Ergebnisse minimiert werden.

Hierbei liegt der Fokus auf Handlungsweisen und Quellen zur Informationsbeschaffung der Immobilienexperten. Es wird untersucht, ob in den Handlungsweisen oder den genutzten Datenquellen eine Abhängigkeit hinsichtlich der Profession der Experten oder ihrer räumlichen Arbeitsbereiche nachgewiesen werden kann. Zudem werden verschiedene Arten von Expertisen (Äußerung von Expertenwissen in einem bestimmten Fall) betrachtet.
Hierbei werden zum einen Expertenbefragungen zu verschiedenen Sachverhalten gegenüber gestellt. Es wird festgestellt, wie groß allgemeine Streuungsmaße sind und ob diese Streuungmaße auch mit den Themen der Befragung bzw. der Art der Fragestellungen (Ankereffekte) zusammenhängen.
Zum anderen werden Angebotsdaten (Äußerung von Experten und Laien zum Preis einer bestimmten Immobilie) mit Kaufpreisen verglichen, um Systematiken aufzudecken. Hierzu werden Unterschiede zwischen Angebotsdaten und Kauffällen aus verschiedenen Märkten sowie deren Metainformationen systematisch gegenübergestellt.
Da in vielen Lagen auch die aufgefüllten Kaufpreisinformationen nicht ausreichen, um statistisch valide Auswertungen durchzuführen, werden im dritten Themenschwerpunkt zwei Methoden zur großräumigen Datenauswertung gegenübergestellt. Diese können auch Informationen für den lokalen Markt liefern und lokale Besonderheiten abbilden. Die Auswahl der Methoden erfolgt anhand von Voranalysen mit verschiedenen Datensätzen. In einer Vergleichsstudie werden die Methoden in verschiedenen Umsetzungen anhand von zwei verschiedenen großflächigen Datensätzen getestet. Ziel ist es, eine Methode zu finden, die geeignet ist, auch Daten für lokale Auswertungen aus einem globalen Datensatz abzuleiten.
Abschließend wird im vierten Teil aus den vorangegangenen Erkenntnissen die Anwendbarkeit von Multisensorsystemen auf dem Grundstücksmarkt diskutiert. Aus den in der Literatur genannten Eigenschaften und Konzepten werden gemeinsam mit den Erkenntnissen zu den verwendbaren Immobilienmarktdaten Hypothesen für ein Konzept zur gemeinsamen Auswertungen von Daten für die Wertermittlung entwickelt. Dieses Konzept kann zukünftig eingesetzt werden, um auch in Märkten mit geringen Transaktionszahlen sichere Marktinformationen abzuleiten und somit auch dort eine gute Markttransparenz zu gewährleisten.

Abbildung 2.3.: Logik der Arbeit

3. Märkte mit geringen Transaktionszahlen und verfügbaren Daten

Die Grundstücksmarkttransparenz ist in den Teilmärkten geringer, in denen wenige Transaktionen stattfinden, da Referenzen für den Markt fehlen. Bisher gibt es nur sehr wenige Untersuchungen zu diesen Teilmärkten. Im folgenden Kapitel wird die Strukturierung der Märkte mit geringer Transaktionszahl näher untersucht. Im Wesentlichen wird zunächst eine Literaturrecherche durchgeführt und die Erkenntnisse daraus zusammengetragen (vgl. Kapitel 2.1). Auf dieser Grundlage wird anschließend eine Expertenbefragung entwickelt und durchgeführt, um daraus eine Strukturierung abzuleiten. Die Erkenntnisse aus der Expertenbefragung sowie der Literaturrecherche werden abschließend genutzt, um die nutzbaren Daten für diese Märkte zu systematisieren.

3.1. Auswahl und Vorstellung der Methodik

Im Rahmen des Kapitels werden unterschiedliche Regionen mit geringen Transaktionszahlen näher untersucht. Ziel ist es, eine differenzierte Betrachtung der Transaktionen dieser Regionen durchzuführen. Es wird vermutet, dass sich die Regionen mit geringen Transaktionszahlen in bestimmten Teilmärkten hinsichtlich ihrer Eigenschaften unterscheiden und daher auch Methoden zur Marktauswertung und Bewertung differenziert betrachtet werden müssen. Aus den Erkenntnissen können angepasste Lösungsansätze für die verschiedenartigen Teilmärkte herausgearbeitet werden. Eine Differenzierung auf datengetriebener Basis ist nur schwer möglich, da die notwendigen Daten in der Regel nicht frei zur Verfügung stehen (Kauffalldaten, Angebotsdaten, demographische Indikatoren etc.) oder nur aggregiert auf zu großen Skalierungsniveaus vorliegen, beispielsweise über die Anzahl der Transaktionen in Form der Umsatzstatistiken in Marktberichten. Diese beziehen sich in der Regel auf die Zuständigkeitsgebiete der GAAs. Hieraus lässt sich eine Aussage für die Mikromärkte nur indirekt ableiten. Alternativ kann eine datengetriebene Auswertung nur in lokalen Einzelfallstudien mit vertretbarem Aufwand[1]

1 Durch die oft kleinteiligen Zuständigkeitsbereiche von einzelnen GAAs, der in den Bundesländern rechtlich inhomogenen Gesetzes- und Verordnungsgrundlagen für Zugriffe auf Daten der GAAs, sowie inhomogener Datenerfassungen und Bereitstellung der Daten der Kaufpreissammlungen, sind länderübergreifende Auswertungen zu dieser Thematik mit einem sehr hohen Aufwand verbunden.

realisiert werden, was eine Übertragbarkeit auf den gesamten deutschen Immobilienmarkt bestenfalls indirekt ermöglicht (vgl. u. a. Muno (2009); Flyvbjerg (2011)). Daher wird ein expertenbasierter, qualitativer Forschungsansatz zur Ableitung der Theorie (Methode) verfolgt. Dies bietet die Möglichkeit, gesamtheitliche Einschätzungen von Akteuren am Grundstücksmarkt zu erkennen und die Problematik der geringen Transaktionszahl besser zu erfassen. Zur Ableitung der Theorie wird die Grounded Theory Method GTM angewandt.

Die GTM ist eine etablierte allgemeine Vorgehensweise zur Ableitung einer Theorie mit qualitativen Methoden. Es handelt sich nicht um eine einheitliche, klar strukturierte und definierte Methode, sondern vielmehr um einen Rahmen, in dem Methoden angewendet werden (Kelle, 1994, S. 283 ff.). Die GTM gliedert sich dabei in drei Bereiche. Die Datenerfassung (theoretisches Sampling), die Datenanalyse und die Ableitung der Theorie aus den Erkenntnissen der durchgeführten Analyse. Die Datensammlung erfolgt in der Regel durch Interviews wie auch durch eine Auswertung der wissenschaftlichen Literatur oder anderer Quellen wie Zeitungsartikel etc.

Im Rahmen der Analyse wird durch Codierung der Informationen eine systematische Strukturierung vorgenommen, die zur Ableitung der Theorie führt. Es handelt sich um einen iterativen Prozess, der zwischen der Datenerfassung, der Datenauswertung und der Theoriebildung wechselt, bis eine Sättigung (kein neuer Erkenntnisgewinn mehr ableitbar) erreicht wird (Glaser und Strauss, 2010, S. 61 ff.). Die Datenerhebung über den expertenbasierten qualitativen Forschungsansatz erfolgt mittels Leitfadeninterviews.

3.1.1. Aufbau des Leitfadens für die Expertenbefragung

Aus der Forschungsfrage „Wie können Immobilienmärkte mit geringer Transaktionszahl systematisiert werden?“ leitet sich der Forschungsbedarf ab. In der Forschungsfrage wird der Begriff der geringen Transaktionszahlen (in der Fachliteratur auch kaufpreisarme Lagen) aufgeworfen. Es ist im Kontext der Frage zunächst notwendig, diesen Begriff näher zu definieren und zu charakterisieren. Darüber hinaus müssen zur Systematisierung dieser Märkte diese zunächst identifiziert werden und deren Eigenschaften abgeleitet werden. Mit dem aufgeworfenen Ziel dieser Arbeit, Handlungsempfehlungen für diese Märkte abzuleiten, sollen bereits im Rahmen der Befragung die Handlungsweisen der Experten abgefragt werden. Darüber hinaus sollen Daten, die zur Marktbeschreibung in diesen Märkten herangezogen werden, identifiziert und diskutiert werden.

Der Fragebogen gliedert sich daher in 4 Teilabschnitte (vgl. Abbildung 3.1) und zwei thematische Hauptthemenfelder (Hauptthema 1: „Allgemein“ und Hauptthema 2: „Umgang und vorgeschlagene alternative Methoden/Daten“).

Mit dem Leitfadeninterview werden zunächst die Begrifflichkeit der kaufpreisarmen Lage und die wesentlichen Herausforderungen im Zusammenhang mit diesen Lagen bei den Experten erfragt. Hierbei wird zunächst ein allgemeines Verständnis abgefragt, bevor auf konkrete, den Befragten in ihrer Praxis begegneten Problemstellungen eingegangen wird. Hierzu sollen die Experten zunächst eine allgemeine Definition (Frage 1) bzw. Charakterisierung dieser Lagen vornehmen (Frage 2) und eine Abgrenzung diskutieren (Frage 3). Danach sollen sie reflektieren, wo es innerhalb und außerhalb ihres Zuständigkeitsbereiches kaufpreisarme Lagen gibt (Frage 4) und einschätzen, was diese

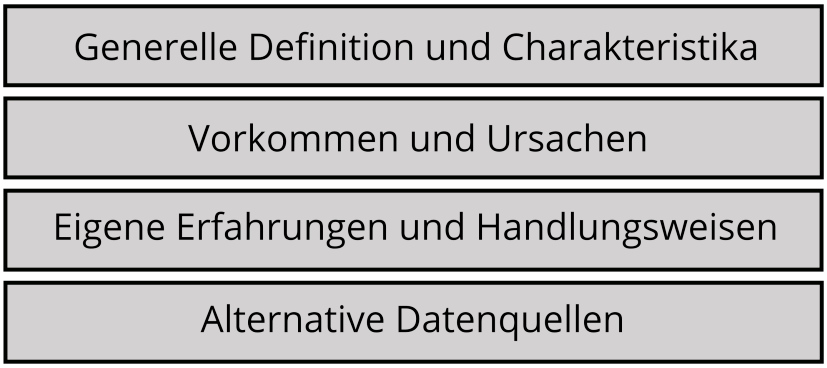


Abbildung 3.1.: Struktur des Leitfadeninterviews zu kaufpreisarmen Lagen (eigene Darstellung).

speziellen Lagen charakterisiert (Frage 5). Anschließend werden die Experten gebeten, die Ursachen für die Kaufpreisarmut dieser Lagen abzuschätzen (Frage 6).
Im zweiten Hauptthema des Leitfadens sollen die Experten ihre praktischen Erfahrungen und Vorgehensweisen schildern. Hierbei gilt es zunächst, das Problem zu identifizieren, welches die Experten in der praktischen Bewertung von kaufpreisarmen Lagen haben (Frage 8), um dann die bisher gewählten Lösungsansätze abzufragen (Frage 9). Im abschließenden Teil des Fragebogens wird mit Blick auf die weiteren Forschungsfragen (Datenquellen und Aggregation) erfasst, welche alternativen Datenquellen den Wertermittlern zur Verfügung stehen und in welchen Bereichen Daten für die Wertermittlung darüber hinaus hilfreich wären (Fragen 11-13). Der entwickelte Entwurf des Leitfadens (Anlage A.4.1) wird zunächst in einem Pretest in zwei Befragungen getestet. Hierbei wird insbesondere getestet, ob die offen gehaltenen Fragen verständlich und zielführend formuliert sind.
Als Methode kommt das „Problem Coding“ zum Einsatz (vgl. auch Häder (2015, S. 400)), bei dem die Reaktion[1] der interviewten Person auf Fragen mit 1 (adäquat) und 0 (nicht adäquat) kodiert wird. In einer zweiten Stufe werden die Interviewten gebeten, zu den nicht adäquaten Fragen Anmerkungen zu geben. Durch die Anmerkungen der Pre-Tester (Anlage A.4.2) werden die Leitfragen unwesentlich angepasst.

3.1.2. Auswahl der Experten für die Leitfadeninterviews

Mit Blick auf die Forschungsfrage werden als Experten Immobiliensachverständige, die in kaufpreisarmen Lagen tätig sind, sowie Experten, die sich langjährig mit der Kaufpreisanalyse in kaufpreisarmen Lagen beschäftigen, ausgewählt. Um regionale Spezifika aufzudecken bzw. auszuschließen, werden die Tätigkeitsfelder der Befragten räumlich streuend (verschiedene Bundesländer) gewählt. Zur Auswahl werden auch Raumstrukturen herangezogen. Es sollen sowohl Experten mit Tätigkeitsfeld in städtischen als auch in ländlichen Räumen befragt werden. Die Experten sind in allen Teilmärkten von bebauten und unbebauten (baulich und landwirtschaftlich genutzten oder nutzbaren) Grundstücken tätig. Darüber hinaus führen sie teilweise auch Wertermittlungen in Spezialfällen (Umlegung, Sanierung, Sonderimmobilien etc.) durch.

1 Folgende Codes werden genutzt: Fragt der Befragte zum Verständnis der Frage nach, kommt die Antwort unverzüglich, zögert der Befragte oder ist die Antwort unsicher.

Typischerweise werden zur Theoriebildung zwischen 4 und 10 Experten genutzt[1]. Diese Anzahl kann während der Befragung erhöht werden, wenn inhomogenes Antwortverhalten auffällt, das auf unterschiedliche Prägungen zurückzuführen ist (theoretisches Sampling vgl. Glaser und Strauss (2010, S. 61 ff.)). Ist kein neuer Erkenntnisgewinn mehr zu erwarten, kann die Datenerfassung abgeschlossen werden (theoretische Sättigung).

3.2. Durchführung der Befragung

Die Interviews werden aus Kosten- und Zeitgründen zum überwiegenden Teil telefonisch durchgeführt. Die Problematik, die bei Telefoninterviews besteht, ist, dass die Reaktion (etwa Unsicherheit bei der Beantwortung der Frage) des Interviewpartners lediglich anhand der Stimme (Sprachstil/-pausen) erfasst werden kann. Ebenfalls ist davon auszugehen, dass eine andere Antwortbereitschaft bei einem persönlich anwesenden Interviewer besteht. Dies hängt auch von dem persönlichen Verhältnis (bekannter oder unbekannter Interviewer) ab. Zu ausführlichen Hinweisen, was bei einem Telefoninterview zu beachten ist, wird auf Brosius et al. (2016, S. 109) verwiesen. Eine ausführliche Diskussion von Vor- und Nachteilen des Telefoninterviews findet sich in Häder (2015, S. 254 ff.). Die Teilnehmer der Befragungen sind Immobilienexperten, die den Interviewer beispielsweise von Veranstaltungen im Bereich der Immobilienbewertung bereits vor dem Interview kennen.
Die Leitfragen werden den Experten vorab zur Verfügung gestellt (1 - 2 Tage Vorlauf). Hierdurch haben die Teilnehmer die Möglichkeit, sich auf die Fragen vorzubereiten und gegebenenfalls auch Akten und Dokumente bereit zu legen. Die Interviews werden digital aufgezeichnet und in Transkripte überführt. Anschließend werden die einzelnen Transkripte analysiert und systematisiert (Kodierung), um die Theorie zur Systematisierung der Märkte mit geringer Transaktionszahl abzuleiten.
Die ersten vier Befragten werden sachlich und räumlich weit gestreut ausgewählt. Es werden Experten aus dem Bereich Immobiliensachverständige (Rheinland-Pfalz (RP), Hessen (HE), Nordrhein-Westfalen (NRW)), Wissenschaft (RP, Sachsen (SN)) und Verwaltung (Niedersachsen (NI), Thüringen (TH)) befragt. Daraufhin wird mit zwei weiteren Experten im Bereich Verwaltung (Datenauswertung) fortgefahren (RP, NI). Zuletzt wird ein Immobiliensachverständiger aus NRW interviewt. Eine Übersicht der Experten mit zugehörigem Identifikator (ID) findet sich in Tabelle 3.1.

Tabelle 3.1.: Übersicht der Experten mit zugehörigem Identifikator (eigene Darstellung).

ID	Bundesländer	Bereich	Dauer Interview
(1)	TH	Verwaltung, Wissenschaft	(1 Stunde)
(2)	RP, HE	Sachverständiger	(30 Minuten)
(3)	NI	Verwaltung, Wissenschaft	(45 Minuten)
(4)	RP,SN	Wissenschaft	(1 Stunde)
(5)	RP	Verwaltung	(1 Stunde)
(6)	NI	Verwaltung	(50 Minuten)
(7)	NRW	Sachverständiger	(40 Minuten)

1 „Finally, while there is no ideal number of cases, a number between 4 and 10 cases usually works well (Eisenhardt, 1989)“.

Da mit dem letzten Interview keine neuen Erkenntnisse mehr erlangt werden und auch eine breite räumliche Streuung vorhanden ist, endet das Sampling an dieser Stelle (Sättigung). Insgesamt werden 7 Experten befragt. Die Dauer der Interviews beträgt durchschnittlich 50 Minuten pro Experte (Gesamtlänge aller Interviews circa (ca.) 375 Minuten).

3.3. Methoden zur Analyse und Auswertung der erhobenen Daten

Durch den Leitfaden sind die mit den Experten erörterten Themenfelder identisch. Zur Kodierung kommt das von Glaser (1978, S. 74 ff.) entwickelte Konzept der 6 Cs zum Einsatz.

- **C**ontext (Kontext)
- **C**ause (Ursache)
- **C**ontingencies (Besonderheiten)
- **C**onsequences (Folge)
- **C**ovariance (Kovarianz)
- **C**ondition (Rahmenbedingungen)

Das Konzept der Kodierung ist eine generelle Standardmethode, basierend auf der GTM. Die Theorie kann hier im Rahmen eines Kontextes interpretiert werden, in welchem komplexe Wirkzusammenhänge existieren (vgl. Abbildung 3.2[1]).

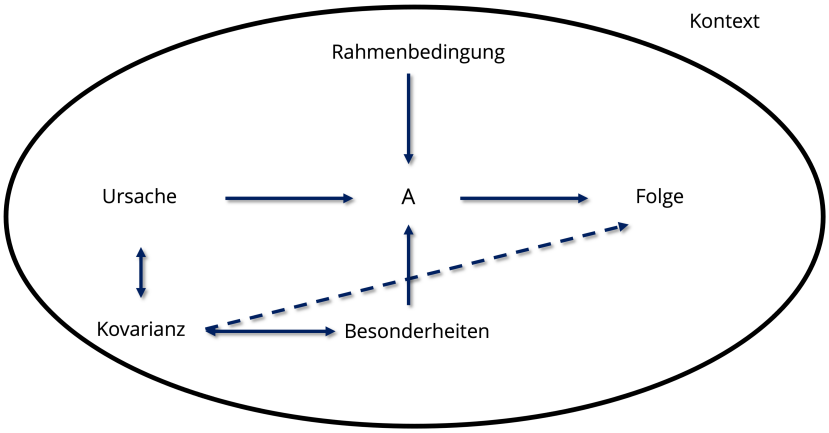


Abbildung 3.2.: Abstraktion der Wirkzusammenhänge von beeinflussenden Größen nach dem 6 Cs Konzept (eigene Darstellung nach Glaser (1978, S. 74)).

Ein beobachtbares Phänomen A wird durch eine Ursache hervorgerufen. Diese Wirkung der Ursache auf das Phänomen ist durch Rahmenbedingungen und Besonderheiten

1 Die Darstellung der Abbildung mit den Erkenntnissen aus der Kodierung ist im Anhang A.4.4 beispielhaft dargestellt.

beeinflusst (könnte also bei anderen Rahmenbedingungen und Besonderheiten anders wirken). Es bestehen beeinflussende Gegebenheiten, ohne das diese direkt die Ursache sein müssen, jedoch aufgrund der Korrelation mit der Ursache (und auch des Phänomens) als beschreibender Indikator im Gesamtzusammenhang genutzt werden können (Kovarianz). Aus all diesen wirkenden Parametern kann aus dem Phänomen eine Folge beobachtet werden.

3.4. Ergebnisse zu Märkten mit geringen Transaktionszahlen

3.4.1. Begriffstheoretische Diskussion

In der Befragung stellt sich sehr schnell heraus, dass die Verwendung und das Verständnis von Begrifflichkeiten unterschiedlich gesehen werden. Ein Teil der Befragten verwendet den Begriff der „kaufpreisarmen Lage“ ausschließlich im Zusammenhang mit dem Mangel an Kaufpreisen unbebauter Grundstücke insbesondere in Innenstadtlagen und schließt eine Verwendung des Begriffs darüber hinaus aus (ID 5, 7 aus Tabelle 3.1). In der Literatur ist dieser Begriff aber auch in anderer Verwendung zu finden (vgl. u. a. Weitkamp und Alkhatib (2012); Alkhatib und Weitkamp (2012a)), da der Begriff allgemein nicht den Bezug zu den Kaufpreisen unbebauter Grundstücke herstellt. Laut (7) kann der Begriff der „Kaufpreisarmut“ hingegen verwendet werden, wenn allgemein wenige Kaufpreise für Teilmärkte vorhanden sind. Zudem existiert der Begriff „kaufpreislos“, der darauf verweist, dass in einem Zeitraum keinerlei Transaktionen in einem Markt vorkommen. Als Beispiele hierfür werden Sanierungsgebiete und Innenstadtlagen angeführt. Eine zunächst durch Reuter (2006) eingeführte Trennung in „kaufpreisarme Lage“ und „bodenpreisarme Lage“ wurde von der Praxis nicht angenommen (1, 4).
Als Konsequenz der geringen Transaktionszahl resultiert eine größere Unsicherheit in allgemeinen bzw. statistischen Auswertungen z. B. durch die GAAs.

Nach einer Strukturierung der unterschiedlichen Begriffe, die von den Experten genutzt werden, kann festgestellt werden, dass aus dem Begriff „kaufpreisarme Lage“ nicht ausschließlich auf die Problematik des Marktes der unbebauten Grundstücke geschlossen werden kann. Die verwendeten Worte beziehen sich nicht ausschließlich auf den unbebauten Markt. Auch wenn in der Fachwelt der Begriff laut einiger Experten dem Markt der unbebauten Grundstücke vorbehalten ist, ist der Begriff für diejenigen nicht aussagekräftig, die sich nicht mit der Entstehung des Begriffs auseinandergesetzt haben. Aus diesem Grund erscheint die Beschränkung der Verwendung dieses Begriffs auf den Markt der unbebauten Grundstücke als nicht zielführend. Ein Begriff für eine derartige Lage sollte den Bezug zu unbebauten Grundstücken herstellen, wie dies Reuter (2006) durch den Begriff „bodenpreisarme Lagen“ zunächst versuchte.
Die Trennung von Boden und Gebäude aus volkswirtschaftlicher Sicht, wie sie auch im Sachwert- und Ertragswertverfahren nach ImmoWertV durchgeführt wird, ist hierfür eine gute Argumentation. Die Verknüfung des Adjektivs „kaufpreisarme“ mit dem Begriff Lage verdeutlicht auf eine kurze und prägnante Weise das Problem. Der Begriff der Armut oder des Mangels ist negativ konnotiert und stellt die damit einhergehende Schwierigkeit mit diesen Lagen heraus.

Da sich in der Praxis die Verwendung des Begriffs „kaufpreisarme Lage“ etabliert hat, wird eine vollständige Anpassung der Verwendung der Begrifflichkeit als schwer erachtet. Dennoch wird von einer alleinigen Anwendung des Begriffs „kaufpreisarme Lage“ ausschließlich für Teilmärkte unbebauter Grundstücke abgeraten. Es ist stattdessen dieser Begriff für alle Teilmärkte anzuwenden. Um Verwirrungen zu vermeiden, sollte, falls der Bezug lediglich zu unbebauten Grundstücken hergestellt werden soll, der Begriff „bodenpreisarme Lage“ verwendet werden. Sollte der Begriff „kaufpreisarme Lage“ weiterhin genutzt werden, sollte dieser entsprechend durch eine klarstellende Ergänzung mit Bezug zum unbebauten Markt genutzt werden (z. B. durch die Ergänzung „kaufpreisarme unbebaute Lage“). Der Autor schlägt aufgrund der in Kapitel 2.1 nicht eindeutig definierbaren Abgrenzung des Begriffs der Lage und deren Wirkung auf der Ebene von Teilmärkten zukünftig eine Begrifflichkeit ohne den Bezug zu Lagen vor: Es empfiehlt sich eine Begrifflichkeit wie „(unbebauter) (Teil-)Markt mit geringer Transaktionszahl“ oder „kaufpreisarmer (unbebauter) Markt“. Damit kann auch verdeutlicht werden, dass sich die geringe Transaktionszahl nicht auf alle (sachlichen) Märkte, sondern lediglich auf bestimmte Teilmärkte beziehen kann (siehe Abschnitt 3.4.2).

3.4.2. Theoriebildung

Die Anzahl der geringen Transaktionen ist generell nicht auf räumliche Teilmärkte zu beziehen, sondern auf sachliche Teilmärkte (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7). Märkte mit geringen Transaktionszahlen finden sich in der gesamten Bundesrepublik, jedoch in unterschiedlichen sachlichen Märkten. Einer der Hauptgründe für eine allgemeine geringe Transaktionszahl ist die Demographie (1, 2, 6, 7). Diese kann sich auch innerhalb eines räumlichen Teilmarktes auf nahezu alle sachlichen Teilmärkte auswirken.
Bedingt durch den gewählten Kodierungsansatz, in dem die Ursachen kodiert werden, stellt sich schnell heraus, dass aus diesen die beiden Hauptkategorien hervorgehen. Die Ursachen sind im Wesentlichen:

- Ein Mangel an Angebot oder
- ein Mangel an Nachfrage

für die entsprechenden Immobilien eines Teilmarktes, in dem sich die „Kaufpreisarmut“ auswirkt.

Angebotsmangel

Die erste Hauptkategorie der Ursachen einer geringen Transaktionszahl ist das geringe Angebot. Hierfür kann es wiederum verschiedenste Ursachen geben, die in erster Linie durch die zur Verfügung stehende Grundgesamtheit (vgl. Kapitel 2.4.1) im jeweiligen sachlichen Teilmarkt bestimmt wird. Die Ursache für die erste Unterkategorie ist die generell geringe Existenz der jeweiligen Immobilienart in dem entsprechenden räumlichen Teilmarkt (kleine Grundgesamtheit für den sachlichen Teilmarkt in dieser Lage). Im jeweiligen räumlichen Teilmarkt existiert keine ausreichend große Anzahl an Immobilien eines bestimmten sachlichen Teilmarkts. So sind beispielsweise Büronutzung in ländlichen Räumen oder in durch Wohnnutzungen geprägten Stadtteilen unüblich. Für die Anzahl an Immobilien, die in diesem Segment existiert, ist die Anzahl der Transaktionen gewöhnlich, jedoch reicht diese nicht aus, um statistische Analysen durchzuführen (3, 6). Dies kann sogar so weit gehen, dass es kein vergleichbares Objekt am Markt gibt

(Einzigartigkeit wie beispielsweise eine Burgruine (2)).
Als Sonderfall kann hier der sachliche Teilmarkt der unbebauten Grundstücke in Innenstadtlagen angeführt werden. Hier existiert zwar das Gut an sich (fiktiv), es wird aber aufgrund seiner aktuellen Nutzung (Bebauung) nicht in der zur Analyse notwendigen Form gehandelt (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7). Dasselbe gilt auch für bebaute Grundstücke im Außenbereich (7).
Im Teilmarkt der unbebauten Grundstücke gibt es auch den Markt des werdenden Baulandes mit den einzelnen Entwicklungsstufen, für die oftmals eine Kaufpreisarmut vorherrscht. Hier finden in der Regel keine Transaktionen statt, da die Gemeinden oder ein Investor die Flächen frühzeitig erwerben und den vollen Planungsvorteil erhalten[1]. Auch kommt erschwerend hinzu, dass in vielen Fällen nicht klar ist, dass durch die Planung bereits eine Veränderung der Qualität eingetreten ist und derartige Informationen in den Kaufpreissammlungen nicht mit erfasst werden (7). Dies ist weniger ein Problem der Marktgegebenheiten, sondern ein Problem bei der Datenerfassung.
In ländlichen Räumen kann es insbesondere in kleineren Ortschaften durch die demographische Struktur zu einer geringen Anzahl an Transaktionen kommen. Die älteren Eigentümer, die insbesondere in den alten Ortskernen im eigenen Eigentum leben, verbleiben bis zuletzt in ihren Immobilien. Eine Transaktion findet erst nach dem Ableben dieser Personen statt. Handelt es sich um Erbfälle ohne Erbauseinandersetzung, werden diese Transaktionen auch nicht in der Kaufpreissammlung erfasst. Auch handelt es sich bei der Qualität der Objekte oft um stark sanierungsbedürftige Immobilien, was die Auswertung dieser Kaufpreise erschwert (2).
Ein weiterer Spezialfall, der durch einen Angebotsmangel hervorgerufen wird, ist der Gemeinbedarf[2]. Hier existiert für die genannten Objekte kein Angebot, da sie überwiegend in der öffentlichen Hand sind und bleiben. (7)
Allgemein kann festgestellt werden, dass in der aktuellen Situation am Kapitalmarkt Immobilien vielfach vakant gehalten werden, anstatt diese zu veräußern, da alternative, risikoarme Investitionsmöglichkeiten fehlen. Auch eine Vermietung dieser Immobilien findet oftmals nicht statt. Ursache hierfür könnte das Aufwand-Nutzen-Verhältnis sowie eine vermutete geringere Rendite bei einer späteren Veräußerung sein. Dies führt gegenwärtig zu einer starken Verringerung des Angebots in vielen Lagen, die vermutlich keine dauerhafte Ursache sein wird (6). Für den land- und forstwirtschaftlichen Markt gilt die Nichtveräußerung durch die Eigentümer sehr oft auch dauerhaft. Die Flächen finden sich oftmals seit Generationen im Familienbesitz und es besteht keine Notwendigkeit, diese Flächen dem Markt zuzuführen (6, 7). Dies begründet sich ebenfalls in fehlenden Investitionsalternativen.

Nachfragemangel

Die zweite Hauptkategorie wird durch eine geringe Nachfrage am entsprechenden Teilmarkt definiert. Im Wesentlichen lassen sich weitere Unterkategorien aus den Ursachen ableiten. Als Ursachen werden generell verschiedene Aspekte genannt, die direkt oder indirekt miteinander zusammenhängen und unter dem Begriff „Veränderung der Demographie“ (demographischer Wandel) zusammengefasst werden können.
Als häufige Ursachen werden Abwanderung aufgrund fehlender Arbeitsplätze sowie

1 „Heute werden von den Gemeinden Flächen aufgekauft, entwickelt und als Bauplätze verkauft“ (6, Absatz 154).
2 „[…]sehr gutes Beispiel auch für Kaufpreisarmut sachlicher Teilmarkt: Gemeinbedarf. Was ist eine Schule, Kindergarten, Krankenhaus wert?“ (7, Absatz 30).

Reurbanisierung (7, Absatz 12) genannt. Der Nachfragemangel tritt überwiegend in ländlichen Räumen auf (2, Absatz 18). Die geringen Transaktionszahlen kommen sowohl in bebauten als auch in unbebauten Märkten vor (1, Absatz 13). Der Nachfragemangel beschränkt sich auf einen bestimmten räumlichen Markt[1,2]
Die zweite Kategorie bezieht sich auf Immobilien, die aufgrund ihrer Eigenschaften einen Nachfragemangel aufweisen. Hier sind als Beispiel die Innenstadtbereiche zu nennen, die aufgrund ihrer strukturellen Eigenschaften (Form und Größe von Grundstücken und Immobilien) und infrastrukturellen Umgebungen (fehlende Geschäfte) nicht mehr attraktiv sind und daher nicht mehr nachgefragt werden. Diese Eigenschaften am lokalen Markt können sich auf unbebaute Grundstücke und bebaute Grundstücke beziehen (1). Ebenso kann es bebaute Immobilien geben, die in ihrem sachlichen Teilmarkt keine Nachfrage aufweisen[3]. Die Funktion der Immobilie wird in diesem räumlichen Teilmarkt nicht nachgefragt.

3.4.3. Validität der Schlüsse

Zur Überprüfung der abgeleiteten Schlussfolgerungen sollten nach Strausss und Corbin (1990, S. 252 ff.) folgende Punkte analysiert bzw. hinterfragt werden: Validität, Reliabilität und Kredibilität der Daten.
Im Kapitel 3.1 wird der Forschungshergang detailliert beschrieben. Die Datenerhebung erfolgt in sieben Leitfadeninterviews. Der Forschungsablauf wird im Folgenden nachvollziehbar zusammengefasst. Hierzu werden die Fragestellungen entsprechend der genannten Kriterien nach Strausss und Corbin (1990, S. 253) beantwortet:

- Wie wurde das Startsample ausgewählt?
  Das Startsample wird mit einer möglichst breiten räumlichen und fachlichen Streuung ausgewählt. Es besteht aus 4 Experten aus dem Gebiet der Wertermittlung. Es wird hierbei auf eine möglichst breite räumliche Streuung und breite räumliche Tätigkeit (RP, HE, TH, NI, SN) und eine möglichst inhomogene berufliche Tätigkeit (Freier Sachverständiger, öffentliche Verwaltung, Wissenschaft) geachtet.

- Welche Hauptkategorien entstanden?
  Nach der Kodierung der Interviews stellen sich sehr schnell die zwei wesentlichen Kategorien heraus, denen die weiteren Unterkategorien (nach Grundgesamtheit und Stichprobe) zugeordnet werden können. Im Kontext eines inhomogenen Immobilienmarktes kommt es zu unterschiedlichen Anzahlen an Transaktionen.
  Die Hauptkategorien können anhand der Ursachen identifiziert werden, die einen klaren Hinweis darauf geben, ob die Transaktionszahlen aufgrund eines zu geringen Angebotes oder einer zu geringen Nachfrage verursacht sind. Diese Unterteilung wird bereits nach dem ersten Interview deutlich.

1 „Ich kann mir vorstellen, Nachfrage ist allgemein schon da auf dem Grundstücksmarkt, aber in solchen Gebieten möglicherweise nicht." (6, Absatz 119).
2 „In ländlichen Räumen gibt es auch Märkte mit geringer Anzahl an Transaktionen. Diese entstehen durch geringe Nachfrage. Jedoch nur in bestimmten Segmenten. Gute Objekte werden auch in diesen Lagen noch verkauft (Verweis auf Veröffentlichung Strotkamp und Laux (2015))." (5, Absatz 5).
3 „Wenn in einer mittelgroßen Stadt meinetwegen wenig Büro gehandelt wird, dann trifft das nicht nur auf den ländlichen Raum zu. Das Phänomen ist insofern auch an sachliche Teilmärkte gebunden." (2, Absatz 18).

- Was waren die Ursachen, die die Hauptkategorien zu Tage treten ließen?
  Die Ursachen sind unter anderem auf den Kodierungsansatz zurückzuführen. Die Hauptkategorien ergeben sich aus den Ursachen.

- Wie wurde die Kategorie abgeleitet? War der Prozess fließend oder plötzlich, einfach oder schwer?
  Eine weitere Unterteilung anhand der Gegenüberstellung von Grundgesamtheit und Stichprobe ist im zweiten Interview im Kontext der Diskussion über die Büroimmobilien im kleinstädtischen Raum (kleine Stichprobe, kleine Grundgesamtheit) aufgekommen. Die Größe der Grundgesamtheit ist als grundlegende Bedingung (conditions) aufzufassen. Die gegebene Grundgesamtheit gilt als Grundlage für mögliche Transaktionen.
  Durch beeinflussende Besonderheiten (contingencies) wird dann die zur Verfügung stehende Stichprobe aus dieser Grundgesamtheit definiert. Als beeinflussende Merkmale werden insbesondere identifiziert:
  - Zinssituation am Kapitalmarkt (covariance) und dadurch fehlende risikoarme Investitionsalternativen (cause),
  - persönliche Bindungen und Vorstellungen,
  - Eigentums- und Nutzungsverhältnisse und
  - demographische Rahmenbedingungen (z. B. Abwanderung).

  Die Stärke der Ausprägung der Merkmale kann die Stärke der Folge beeinflussen. Im Weiteren lassen sich alle genannten Beispiele in dieses Schema einordnen. Durch die Experten werden für alle wesentlichen Kombinationen aus dem Verhältnis der Grundgesamtheit und Stichprobe Beispiele genannt, die diesen Ansatz stützen. Einen besonderen Bereich stellen die unbebauten Grundstücke dar. Diese sind im Grundverständnis in der Kategorie der kleinen Grundgesamtheit und kleinen Stichprobe einzuordnen. Allerdings werden die Grundstücke regelmäßig gemeinsam mit aufstehenden Gebäuden veräußert. Sie sind also Bestandteile der Transaktion, jedoch nicht differenziert ausgewiesen. Oftmals kann für derartige Objekte mit einem Residualwertverfahren vom Kaufpreis auf einen Bodenwert geschlossen werden. Daher wird für diesen Sonderfall eine besondere Kategorie eingeführt.

Die abgeleitete Theorie zur Systematisierung der Märkte mit geringer Transaktionszahl ist als Basis einer Strukturierung zu verstehen. Zukünftig kann eine Zuordnung von anderen weiteren Sachverhalten in diese Kategorisierung (Einordnung nach Angebots-/Nachfragemangel und Größe der Grundgesamtheit und Anzahl der Daten) erfolgen. Die Vorgehensweise der Einordnung nach Grundgesamtheit und Stichprobe wird hierbei empfohlen.

3.4.4. Zusammenfassende Schlussfolgerungen

Die geringe Anzahl an Transaktionen lässt sich durch einen Angebotsmangel oder einen Nachfragemangel als Ursache beschreiben. Darüber hinaus lassen sich Unterkategorien aus dem Verhältnis der dem jeweiligen Markt zugrunde liegenden Grundgesamtheit

ableiten.

Ein Nachfragemangel (vgl. Tabelle 3.2) kann eher in ländlichen Räumen verortet werden und wird durch die demographische Entwicklung beeinflusst. Nachfragemangel in städtischen Räumen entsteht nur dann, wenn die zur Verfügung stehenden Immobilien in ihren Eigenschaften nicht den nachgefragten Eigenschaften entsprechen.

Tabelle 3.2.: Kategorisierung des Nachfragemangels (eigene Darstellung).

Kategorie	Grundgesamtheit	Stichprobe	Beispiel
Demographie	Groß	Klein	Ländliche, strukturschwache Räume
Eigenart des Objektes	Überwiegend klein	Klein	Unzeitgemäße Grundstückszuschnitte und ungewöhnliche Immobilien

Ein Angebotsmangel (vgl. Tabelle 3.3) ist generell in Märkten mit hohem Marktdruck zu erwarten. Dies ist derzeit überwiegend in urbanen Räumen der Fall. Zudem gibt es aufgrund der Immobilieneigenschaften oder der persönlichen (finanziellen) Situation der Eigentümer in allen Märkten die Problematik der geringen Transaktionszahlen. Die geringe Anzahl an Transaktionen unbebauter Grundstücke ist in allen (ländlichen und urbanen) Räumen vorzufinden.

Tabelle 3.3.: Kategorisierung des Angebotsmangels (eigene Darstellung).

Kategorie	Grundgesamtheit	Stichprobe	Beispiel
Selten in seinen Eigenschaften	Klein	Klein	Bürogebäude in dörflichen Gebieten
Nicht verfügbar in spezifischer Eigenschaft	Große aber in einer anderen Form	Kleine bis große aber in einer anderen Form	Unbebaute Grundstücke
Ausreichende Anzahl aber nicht veräußert	Mittel bis groß	Klein in bestimmter Periode	Eigengenutzte Objekte, Gemeinbedarf
Einzigartig	= 1	≤ 1	Burg

3.4.5. Verwendbare Daten in Märkten mit geringer Transaktionszahl

Neben den in Interviews untersuchten Vorgehensweisen und verwendeten alternativen Daten zur Bewertung in Regionen mit geringer Transaktionszahl erfolgt eine umfangreiche Literaturrecherche, um bisher bereits genutzte Methoden zusammenzutragen. Darüber hinaus werden weitere Daten ermittelt, die einen direkten oder indirekten Einfluss auf den Immobilienmarkt haben und somit bei der Ermittlung herangezogen werden können. Des Weiteren werden Methoden, die durch die Experten in der vorangegangenen Befragung erfasst werden konnten, dargestellt.

Tabelle 3.4.: Verwendbare Daten und deren methodische Anwendung in der amtlichen Wertermittlung (eigene Darstellung).

Daten	Anwendungsbereich	Modelle
Mieten	Innenstadtlagen für Bodenwertermittlung	beispielsweise Mietsäulenverfahren[1]
Mieten	Bewertung renditeorientierter Immobilien	Ertragswertverfahren nach ImmoWertV
Expertenwissen/ -einschätzungen	Innenstadtlagen für Bodenwerterhöhung	z. B. Hagedornverfahren[2]
Kenntnis über geplanten Abriss	Bodenwerte in Innenstadtlagen	Residualwertverfahren
Bieterverfahren	Verkehrswerte landwirtschaftlicher Flächen	Vergleichspreissystem (VPS) der Bodenverwertungs und -verwaltungs GmbH (BVVG) (Kleiber, 2012)
Rückschlüsse aus anderen Märkten	Innenstadtlagen für Bodenwertermittlung	Übertragung Wohnlagen in Geschäftslagen (Haubrich, 1989)
Investitions-überlegungen von Investoren	Innenstadtlagen für Bodenwertermittlung	Bodenwertermittlung in Münster (GAA Münster, 2019)

Bisher genutzte Methoden sind in Tabelle 3.4 zusammengefasst. Zur Erfassung der allgemeinen Wertverhältnisse auf dem Grundstücksmarkt sollte auch auf demographische Indikatoren zurückgegriffen werden[3]. Ebenso sollten vermehrt Mietdatenbanken geführt werden. Mithilfe dieser Daten kann zum einen die Marktanpassung im Ertragswertverfahren verbessert, zum anderen können diese Mieten in deduktiven Verfahren herangezogen werden[4]. In der Literatur findet sich eine umfangreiche Anzahl an Veröffentlichungen zu diesen Themen (Hendricks, 2017, S. 102 ff.).
In den Interviews werden auch Angebotsdaten genannt und Untersuchungen zu diesem Thema erwähnt. Im Rahmen einer Studienarbeit hat (4) bei Untersuchungen zu Kontrahierungsabschlägen in einer deutschen Großstadt einen Abschlag von 10 % ermittelt. Diese Daten stehen jedoch nur in Märkten mit Nachfragemangel in ausreichendem Umfang zur Verfügung. Investitionsüberlegungen von Investoren werden beispielsweise

1 Eine ausführliche Zusammenstellung von weiteren Verfahren findet sich in Hendricks (2017, S. 102 ff.).
2 Eine ausführliche Zusammenstellung von weiteren Verfahren findet sich in Hendricks (2017, S. 115 ff.).
3 „Das bedeutet: Angenommen, ich bin jetzt in einem Bereich, der demographisch problematisch ist, das heißt (d. h.) ich muss dann auch auf entsprechende Quellen zurückgreifen können, die mir entsprechende Daten über die demographische Entwicklung des Ortes geben." (4, Absatz 126).
4 „Also Mieten, dass wäre meines Erachtens eine wichtige Sache, um das Ertragswertverfahren durchzuführen, aber eben auch, um andere deduktive Überlegungen durchzuführen, auch wenn es nur um den Bodenwert geht." (4, Absatz), „[...]oder wenn sie an die Innenstädte denken, Bezüge zu den Erdgeschossmieten auch bekanntes Beispiel." (6, Absatz 152).

in Innenstadtlagen zur Bodenwertermittlung im Rahmen von Immobilienkalkulationen (z. B. in der Stadt Münster[1]) herangezogen.
Alle Daten, denen ein Modell zugrunde liegt, müssen durch Deduktion[2] in ein nutzbares Maß (z. B. einen Preis pro Bezugseinheit) überführt werden. Zur Deduktion ist es erforderlich, dass Modelle zur Verfügung stehen, die den Zusammenhang zwischen Daten modellieren. Teilweise werden die genannten Daten bereits in der amtlichen Wertermittlung eingesetzt.
Neben den Daten, die derzeit schon in der amtlichen Wertermittlung eine breite Anwendung finden, können weitere Daten identifiziert werden, zu denen nur wenige Untersuchungen vorliegen (Tabelle 3.5). Tiefergehende Untersuchungen zu diesen Daten sind für den flächendeckenden praktischen Einsatz in der Wertermittlung notwendig.

Tabelle 3.5.: Mögliche Daten, die in der amtlichen Wertermittlung noch keine breite Anwendung finden (eigene Darstellung).

Daten	Untersuchungen
Expertisen in Form von Angebotspreisen	(Soot et al., 2016))
Lageindikatoren wie Umwelteinflüsse	(Ortner et al., 2020)
Wirtschaftliche Indikatoren (Kaufkraft, Arbeitslosenquote)	(Loose, 2012)
Strukturfaktoren wie Alters- oder Milieustrukturen	(Zeißler, 2012, S. 109 ff.))
Pachten (landwirtschaftliche Flächen)	(Mundt, 2018)

3.5. Fazit und Methodenreflexion

Mit der hier verwendeten Methode der GTM kann eine tiefergehende Strukturierung der Regionen mit geringer Transaktionszahl durchgeführt werden. Diese liefert die Möglichkeit, Wertermittlungsmethoden für diese Märkte differenzierter zu entwickeln und die jeweils vorhandenen Daten mit zu berücksichtigen. Aufgrund der Zwischenauswertung der einzelnen Befragungen, die zur Interpretation der Sättigung notwendig sind, wird der Interviewer bereits durch eine Theorie geprägt und ist daher in den folgenden Befragungen nicht mehr vollkommen unvoreingenommen. Dies hat auf der einen Seite den Vorteil, dass er die Erkenntnisse im folgenden Interview validieren kann. Auf der anderen Seite wird der Interviewer das Gespräch nicht mehr so offen führen wie in vorangegangenen Interviews und daher gegebenenfalls nicht mehr eine so breite Antwortvielfalt erhalten wie im ersten Interview. Auch der Leitfaden bietet hier nur bedingt eine Objektivierung, da gerade durch diese Methode ein offenes Gespräch zwischen Interviewer und Interviewtem entstehen soll, das nicht immer das exakt gleiche Thema beinhaltet. Eine Trennung in Interviewer und Auswerter wird das Problem nur bedingt lösen, da auch der Interviewer durch vorangegangene Interviews geprägt wird. Eine Lösung kann lediglich durch ein vollständig strukturiertes Interview erfolgen, in dem auf der anderen Seite neue Erkenntnisgewinne aus den vorangegangenen Interviews nicht genutzt werden können.

1 „Also die Kalkulation eines Bauträgers, der hier in [...], ein Grundstück kauft, ist ja immer die: Für welchen Kaufpreis kann ich die Wohnung, die ich dort errichten will, aktuell verkauft kriegen?“(7, Absatz 58).
2 Auf Grundlage einer Theorie (Modell) wird aus vorhandenen Daten ein Schluss gezogen.

In zukünftigen Arbeiten sollte die dargestellte Systematik tiefergehend untersucht und die Theorie hinsichtlich der Trennung nach Grundgesamtheit und Stichprobe sowie Angebots- und Nachfragemangel anhand von ausgewählten Regionen untersucht werden. Uttner (2017) zeigt, dass ein Vergleich der Grundgesamtheit und Stichprobe eines Immobilienmarktes grundsätzlich möglich, jedoch mit sehr großem Aufwand verbunden ist.
Auf Grundlage der Erkenntnisse aus diesem Kapitel werden im Weiteren verschiedene Methoden zur Nutzung der verbliebenen Kauffälle in Märkten mit geringer Transaktionszahl untersucht. Hierzu werden verschiedene Analysen zu alternativen Daten durchgeführt. Dabei liegt der Fokus insbesondere auf der Nutzbarmachung von Kaufpreisdaten aus den Kaufpreissammlungen, die Datenlücken aufweisen, sowie dem Expertenwissen in Form von Befragungen und Angebotsdaten. Darüber hinaus kommen insbesondere Verfahren zur räumlichen Auswertung sowie die Auswertung mit künstlichen neuronalen Netzen zum Einsatz.

4. Nutzung von Kauffällen mit Datenlücken

Die Sammlung und Auswertung von Kaufpreisen durch die GAAs sorgen für Markttransparenz am deutschen Grundstücksmarkt. Die Daten der Kaufpreissammlungen in Deutschland sind jedoch oftmals lückenhaft (vgl. Abschnitt 2.2.1). Dies sorgt für Probleme bei der Auswertung von Daten, so dass für viele Bereiche keine Informationen zum Immobilienmarkt veröffentlich werden können. Derzeit werden die Kaufpreise, die in den interessierenden Einflussgrößen bei der Regressionsanalyse Datenlücken aufweisen, bei einer Auswertung ausgeschlossen, was dazu führt, dass die notwendige Anzahl an Fällen für multivariate Methoden nicht mehr gegeben ist. Im Rahmen dieses Kapitels werden Untersuchungen zum Auftreten von Datenlücken in Kauffällen sowie Methoden zum besseren Umgang mit diesen Datenlücken vorgestellt. Ziel ist es, die Anzahl der nutzbaren Kauffälle auch in Märkten mit geringen Transaktionszahlen zu erhöhen, in denen die Auswertung daran scheitert, dass einzelne Kauffälle nicht alle notwendigen Informationen aufweisen. Zudem soll untersucht werden, ob die Erhöhung der Anzahl der Kauffälle durch Schließung von Datenlücken auch dann einen Vorteil aufweist, wenn die notwendige Anzahl der vollständigen Kauffälle bereits ausreichend ist.

Zunächst werden einige Voruntersuchungen zu Datenlücken vorgestellt. Aus den Erkenntnissen dieser Analysen werden im Weiteren Untersuchungen mit realen Kaufpreisdaten durchgeführt, um die Methoden auf ihre Eignung hin zu untersuchen.

4.1. Voruntersuchung

Viele Auswertungen scheitern, obwohl lediglich Teile der Informationen zu Kauffällen fehlen und diese Kauffälle damit unbrauchbar werden.

In der Praxis können unvollständige Fälle nicht verwendet werden. So führt ein kleiner Anteil fehlender Daten dazu, dass eine Auswertung scheitert oder signifikant schlechter wird. Alternativ zum Ausschließen eines Falles kann auch die jeweilige Einflussgröße ausgeschlossen werden. Dies kann jedoch dazu führen, dass der Erklärungsgehalt des Modells wesentlich minimiert wird.

Tabelle 4.1.: Schematische Darstellung des Auftretens von Datenlücken. Lediglich 2 der 6 Kauffälle können in einer Auswertung mit den aufgeführten Parametern genutzt werden (eigene Darstellung).

Normierter Kaufpreis	Grundstücks-größe	Wohnfläche	Baujahr	Boden-richtwert	Standard-stufe
1294 €/m^2	503 m^2	150 m^2	NA	65 €/m^2	3
1442 €/m^2	777 m^2	78 m^2	1960	35 €/m^2	NA
942 €/m^2	475 m^2	165 m^2	1958	85 €/m^2	2.7
699 €/m^2	756 m^2	85 m^2	1959	80 €/m^2	3
1096 €/m^2	825 m^2	NA	1997	95 €/m^2	3
1516 €/m^2	470 m^2	145 m^2	NA	55 €/m^2	3

Zum Teil sind mehr als 90 % der Daten eines Kauffalls vorhanden und lediglich aufgrund weniger Datenlücke können die weiteren Informationen dieser Kauffälle nicht genutzt werden (vgl. Tabelle 4.1). Die fehlenden Daten können nur innerhalb eines natürlich begrenzten Bereiches liegen[1].
Im Rahmen dieser Arbeit wird erstmals eine Untersuchung durchgeführt, wann und wie diese Datenlücken im (deutschen) Wertermittlungskontext geschlossen werden können, um weitere Informationen in der Auswertung mitzuführen. Wie bereits in Kapitel 2.2 beschrieben, kommen hierfür verschiedene Ansätze in Frage, die im Rahmen einer Untersuchung gegenübergestellt werden. Um eine Genauigkeitsaussage abzuleiten, wird zunächst eine Simulation durchgeführt, bevor die einzelnen Ansätze mit realen Wertermittlungsdaten getestet werden. Allgemein gibt es in den Datensätzen sehr unterschiedliche Belegungen der Informationen.

4.1.1. Vorauswahl von Methoden

Aus der Zusammenstellung der Methoden unter Kapitel 2.2 werden neben der klassischerweise angewendeten Methode des Fallweisen Ausschlusses drei weitere Methoden untersucht. Dabei werden ein imputationsbasiertes Verfahren und zwei modellhafte Methoden (eine parametrische und eine nichtparametrische Methode) gewählt. Aus dem Bereich der imputationsbasierten Verfahren wird die Ersetzung durch den Mittelwert als parametrisches Verfahren angewendet. Als modellbasiertes Verfahren wird der Expectation Maximization (Expectation-Maximization (EM)) Algorithmus als parametrisches Verfahren sowie der Random-Forest-Tree (RF) Algorithmus als nichtparametrisches Verfahren angewendet. Diese Methoden werden in der Literatur häufig genannt und erscheinen aufgrund ihres methodischen Aufbaus[2] zielführend für die Verwendung im Kontext der Wertermittlung. Es kann grundsätzlich angenommen werden, dass sich Immobilien mit sonst gleichen Eigenschaften auch in der fehlenden Eigenschaft ähneln. Die Methoden werden im Weiteren kurz näher vorgestellt:

Mittelwertimputation

An der Stelle der Datenlücke wird der Mittelwert aus den verbliebenen Daten der Ein-

1 Beispielweise kann die Wohnfläche eines gewöhnlichen Einfamilienhauses nur mit einer sehr geringen Wahrscheinlichkeit > 300 m^2 betragen.
2 Schätzung der fehlenden Eigenschaften einer Immobilie unter Berücksichtigung der sonstigen erfassten Eigenschaften.

flussgröße abgeleitet. Die Hinzunahme weiterer Eigenschaften der Immobilien, die nicht im Regressionsmodell genutzt werden, bietet keinen Mehrwert, da die Mittelwerte jeweils unabhängig pro Einflussgröße *i* gebildet werden. Korrelationen, die gegebenenfalls zu anderen Einflussgrößen bestehen, werden hier also nicht genutzt. Für Fälle mit fehlenden Daten D^{mis} in der Einflussgröße *i* gilt dann $x_{ij_{mis}} = \overline{x_{i_{obs}}}$.
Der Mittelwert der jeweiligen Einflussgröße *i*, gebildet aus den beobachteten Daten ($\overline{x_{i_{obs}}}$), entspricht dann dem imputierten Wert für die Einflussgröße an den Stellen des fehlenden Wertes für den Fall *j* ($x_{ij_{mis}}$).

EM Algorithmus

Der Expectation-Maximization-Algorithmus besteht aus zwei Hauptschritten. Im ersten Schritt (**E**xpectation-Schritt) werden die Datenlücken aus den beobachteten Daten in Abhängigkeit von einem Verteilungsmodell ermittelt. Hierbei werden die Datenlücken aus den Summen, Quadratsummen und Kreuzprodukten der lückenbehafteten Daten aus den beobachteten Daten geschätzt. Im **M**aximization-Schritt werden die Parameter der multivariaten Verteilung der Daten in einer Maximum-Likelihood-Schätzung angepasst. Hierzu werden die Momente erster (Erwartungswert als Mittelwert) und zweiter (Varianz) Ordnung für jede Einflussgröße gebildet. Die beiden Schritte werden iterativ wiederholt, bis sie konvergieren (Dempster et al., 1977).
Nach Honaker et al. (2011) werden die Mittelwerte der einzelnen Einflussgrößen μ sowie die Kovarianzmatrix Σ in Parameter der kompletten Daten θ zusammengefasst ($\theta = (\mu, \Sigma)$). Aus der Matrix der fehlenden Daten *M*, die angibt an an welchen Stellen die Beobachtungen fehlen, lässt sich unter der Bedingung MAR (Formel 2.2) für die beobachteten Daten folgender Zusammenhang herstellen.

$$p(D^{obs}, M \mid \theta) = p(M \mid D^{obs}) p(D^{obs} \mid \theta). \tag{4.1}$$

Nach dem Gesetz der iterierten Wahrscheinlichkeiten lässt sich die Posteriori für θ aus den beobachteten Daten ableiten mit:

$$p(\theta \mid D^{obs}) \propto p(D^{obs} \mid \theta) = \int p(D^{comp} \mid \theta) dD^{mis}. \tag{4.2}$$

Grundsätzlich setzt der EM Algorithmus eine multivariate Normalverteilung voraus, die in Wertermittlungsdaten nicht immer gegeben ist. Auf eine Transformation wird aber verzichtet, da in der Literatur Hinweise zu finden sind, dass der EM Algorithmus auch ohne Transformationen für diskrete Variablen und nicht normalverteilte Daten gute Ergebnisse liefert (King, 2001). Die Einführung des Vorwissens über die Verteilung ist bei unvollständigen Daten schwer, da weder die Grundgesamtheit bekannt ist und Schlüsse aus den nicht vollständigen Daten zu verzerrten Informationen führen können. Zudem sollten die Datenlücken Missing At Random (MAR) oder Missing Completly At Random (MCAR) genügen. Weitere Parameter, die nicht als Einflussgröße im Regressionsmodell genutzt werden, können trotzdem im EM Algorithmus genutzt werden und Abhängigkeiten von diesen weiteren Parametern können zur besseren Schätzung führen. Größen, die zwar keinen wertrelevanten Einfluss auf die Zielgröße Kaufpreis/Wohnfläche haben, können eine Wechselwirkung mit einer im Regressionsmodell genutzten Einflussgröße haben[1].

1 Beispiel: Es besteht beispielsweise kein Werteinfluss der Grundstücksgröße auf den Kaufpreis/Wohnfläche, jedoch kann die Grundstücksgröße die Wohnfläche beeinflussen.

RF Regression

Hinter der Random-Forest-Tree-Regression oder auch Random Forest (RF) Regression zur Schließung von Datenlücken steht die Idee, dass Objekte ähnlicher Eigenschaften existieren. Durch eine Kombination einer Klassifikation und einer darauf folgenden Prädiktion für verschiedene Klassen werden die Werte für die Datenlücken aus den vorhandenen Daten gebildet. Der Datensatz wird hierbei mittels Entscheidungsbäumen in einzelne Klassen eingeteilt (multivariate Klassifizierung). Der Klassifikations- und Regressionsansatz wird hierbei iterativ aus einem gefüllten Datensatz abgeleitet.
Es existiert eine Matrix (n x p) mit vollständigen und unvollständigen Fällen. Die p Spalten der Matrix setzen sich aus der Zielgröße y und den l Einflussgrößen x_i zusammen (mit $i = 1 .. l$). Die Zielgröße muss vollständig vorliegen. Aus den vollständig beobachteten Kauffällen werden dann in der ersten Iteration Entscheidungsbäume erstellt, mit denen die Klassifikation und Regression durchgeführt werden und somit die Datenlücken prädiziert werden können. Der Datensatz kann im Verhältnis zu einer Einflussgröße x_i in vier Teile aufgeteilt werden:

- Die beobachteten Werte für die Einflussgröße x_i, bezeichnet als $x_{i_{obs}}$,
- die fehlenden Werte in der Einflussgröße x_i, bezeichnet als $x_{i_{mis}}$,
- die in den anderen Einfluss- oder Zielgröße als x_i beobachteten Werte, bezeichnet als $x_{s_{obs}}$ ($s \neq i$) und
- die in den anderen Einflussgröße als x_i nicht beobachteten Werte, bezeichnet als $x_{s_{mis}}$ ($s \neq i$).

Aus den Daten werden dann nach der folgenden Vorgehensweise die Datenlücke geschätzt:

1. Zunächst werden die Fälle ($j = 1 .. n$) nach der Anzahl der fehlenden Werte sortiert (von niedrig bis hoch). Die Datenlücken werden zunächst mit den Mittelwerten (bzw. Modi bei kategorialen Variablen) der jeweiligen Einflussgröße $\bar{x}_i$ aufgefüllt (Abbildung 4.1 Schritt 1).

2. Aus den beobachteten und aufgefüllten Daten kann dann eine erste RF Regression erstellt werden. Hierbei werden mehrere Entscheidungsbäume gebildet, aus denen die Ähnlichkeiten der Kauffälle zueinander abgeleitet werden können (Klassifikation vgl. Abbildung 4.1 Schritt 2).

3. Mit dieser initialen RF Regression können dann die fehlenden Daten $x_{i_{mis}}$ aus den zugehörigen Werten $x_{i_{obs}}$ verbessert werden. Dies erfolgt mittels der Nutzung der Ähnlichkeiten der Objekte über eine Gewichtung[1] (vgl. Abbildung 4.1 Schritt 3). Die Gewichtung ergibt sich aus den relativen Häufigkeiten im Verhältnis zur Anzahl der genutzten Entscheidungsbäume, mit der die Kauffälle jeweils im selben Blattknoten[2] enden. Jedem Entscheidungsbaum liegen unterschiedliche Reihenfolgen an Entscheidungen zu Grunde, die jeweils auf Basis von Grenzwerten getätigt werden.

1 In der Gewichtung werden die Unterschiede der Daten in $x_{i_{obs}}$ und $x_{s_{obs}}$ sowie der imputierten Daten in $x_{i_{mis}}$, $x_{s_{mis}}$ zur Ableitung der Gewichte in den Entscheidungsbäumen genutzt.
2 Blattknoten (englisch: *Leaf Node*) bezeichnet das untere Ende des Entscheidungsbaumes (keine weitere Entscheidung mehr möglich).

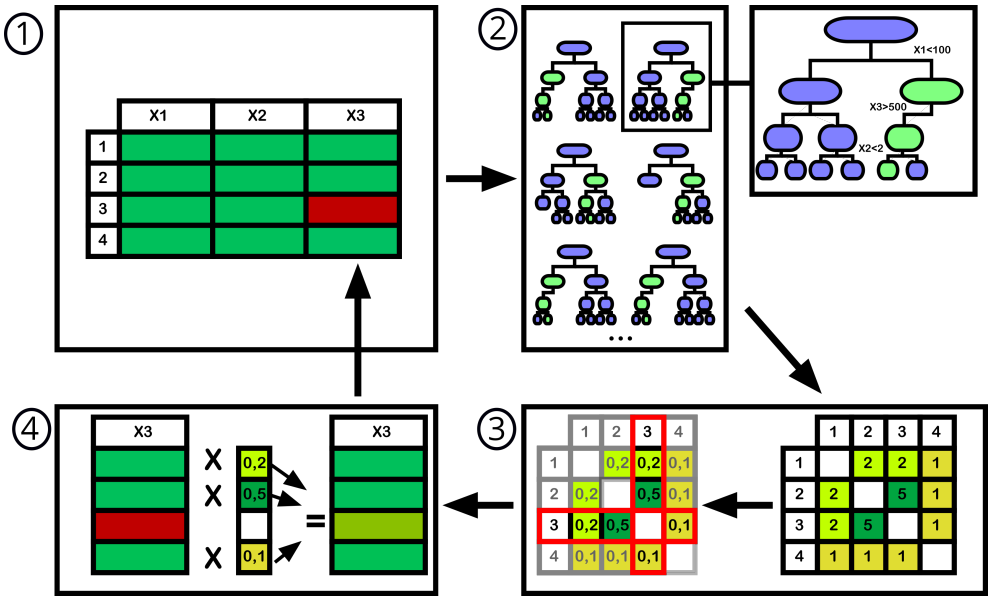


Abbildung 4.1.: Schematische Darstellung eines Ablaufs der RF Regression für eine Datenlücke. Aus dem lückenbehafteten Datensatz werden die 10 Entscheidungsbäume erstellt und durchlaufen, um damit die Gewichtungsmatrix abzuleiten und einen Wert für die Datenlücke zu bestimmen (eigene Darstellung).

Im Entscheidungsbaum 1 kann bspw. der Parameter X1 als erste Entscheidung bei einem Grenzwert von < oder $\geq$ 100 aufgeteilt werden, im Entscheidungsbaum B ist die erste Entscheidung für den Parameter X3 bei einem Grenzwert von > oder $\leq$ 200. Je häufiger alle Entscheidungen bis zum letzten Blattknoten dem jeweiligen Fall mit fehlenden Werten entsprechen, desto höher ist die Ähnlichkeit des jeweiligen anderen Falls.

4. Mit der Gewichtung kann dann der Wert für die Datenlücke aus den beobachteten Daten abgeleitet werden (vgl. Abbildung 4.1 Schritt 4).

Im nächsten Schritt wird der angepasste vervollständigte Datensatz genutzt, um erneut einen RF Regression mit dem Datensatz durchzuführen (Verbesserung durch Wiederholung der Schritte 2-4 aus Abbildung 4.1 mit dem imputierten Datensatz). Der Imputationsvorgang wird so lange wiederholt, bis ein Abbruchkriterium erreicht wird. Dieses Abbruchkriterium ist erfüllt, wenn keine wesentlichen Änderungen (aus den Daten abgeleiteter Grenzwert) zwischen zwei Durchläufen auftreten.
Weitere Details zu RF und der RF Regression finden sich z. B. in Breiman (2001) oder Stekhoven und Bühlmann (2012) .

4.1.2. Überprüfung der Anwendbarkeit der Methoden anhand einer Simulation

Eine Vorauswahl von verschiedenen Methoden erfolgt auf Grundlage der Diskussion unter Kapitel 2.2. Zur Abschätzung der Anwendbarkeit einer Imputation wird ein fiktiver Datensatz erstellt.

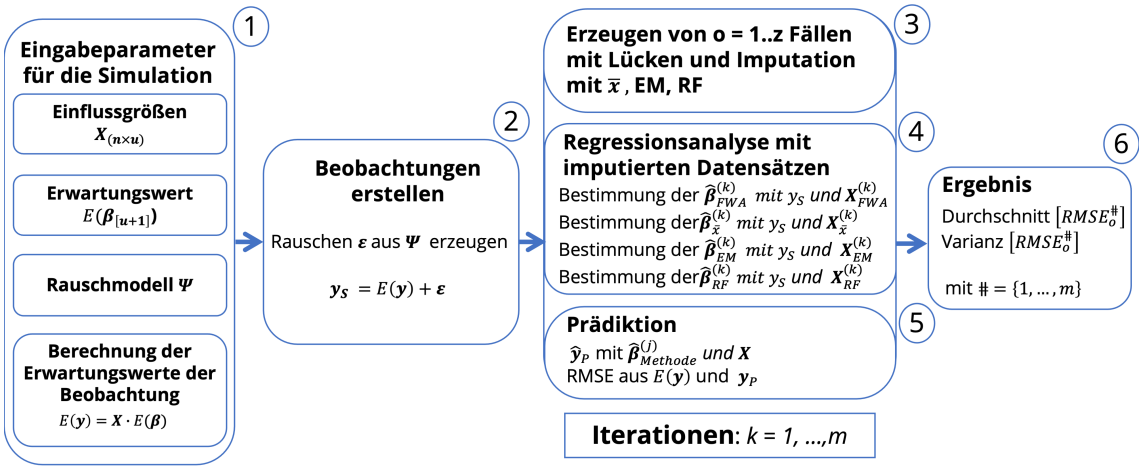


Abbildung 4.2.: Darstellung des schematischen Ablaufs der Simulation (eigene Darstellung nach Dorndorf et al. (2017)).

Hierbei stehen insbesondere die Genauigkeit und die Performanz im Fokus. Der Vorteil eines fiktiven Datensatzes ist die Kenntnis der „wahren Werte“, mit denen in einer Kreuzvalidierung verglichen werden kann. Die Simulation erfolgt nach der in Dorndorf et al. (2017) entwickelten Vorgehensweise (vgl. Abbildung 4.2).

1. Hierzu werden zunächst teilmarkttypische Einflussgrößen (Grundstücksgröße, Wohnfläche, Standardstufe, Baujahr, Datum des Verkaufs) von 300 realen Kauffällen aus einem Transaktionszeitraum von 2 Jahren gesammelt und dann mit einem fiktiven Modell $E(\beta)$, welches dem Erwartungswert der Einflussgrößen entspricht, ein fiktiver Kaufpreis/Wohnfläche prädiziert ($E(\mathsf{y})$), der einem Erwartungswert für den Kaufpreis/Wohnfläche entspricht. Durch die Simulation besteht der Vorteil, dass das Model die l Einflussgrößen ($\beta_{i=0\,..\,l}$) zur Analyse bereits bekannt sind (Welche Einflussgrößen wirken im Modell auf die Zielgröße und wie wirken sie?). Die prädizierten Zielgrößen ($\hat{\mathsf{y}}_P$) können dann als „wahre Werte“ aufgefasst werden (Schritt 1 in Abbildung 4.2).

$$E(\mathsf{y}) = \mathsf{X} \cdot E(\beta) \tag{4.3}$$

2. Danach werden die prädizierten Kaufpreise/Wohnfläche durch ein normalverteiltes Rauschen aus einem Rauschmodell Ψ verfälscht modelliert, um einen realistischeren Datensatz zu erhalten. Das Rauschen leitet sich aus üblichen Streuungsmaßen (Variationskoeffizient für individuellen Wohnungsbau nach Ziegenbein (2010, S. 447)) ab ($\mu = 0, \sigma = \bar{y} * 0,10$). Die verrauschten Zielgrößen y_S können dann im Folgenden für die iterative Simulation genutzt werden (Schritt 2 in Abbildung 4.2).

3. Die Daten werden schrittweise in $k = 1\,..\,m$ Durchläufen ausgedünnt und mit den unterschiedlichen Methoden wieder gefüllt (Schritt 3 in Abbildung 4.2).

4. Danach erfolgt eine Analyse der vervollständigten Datensätze mit der Regressionsanalyse. Hierzu werden die zuvor zur Erstellung der fiktiven Daten verwendeten Einflussgrößen $x_{i=0\,..\,l}$ genutzt (Schritt 4 in Abbildung 4.2).

5. Mit den mittels verschiedener Methoden (Fallweiser Ausschluss, $\bar{x}$, EM und RF) behandelten Daten $\mathbf{X}^k_{Methode}$ abgeleiteten Modellparametern $\boldsymbol{\beta}^k_{Methode}$ können dann wiederum Zielgrößen $\hat{\mathbf{y}}_P$ prädiziert werden. Zur Prädiktion werden die originalen Einflussgrößen $\mathbf{X}$ verwendet (Schritt 5 in Abbildung 4.2).

$$\hat{\mathbf{y}}_P = \mathbf{X} \cdot \boldsymbol{\beta}^k_{Methode} \tag{4.4}$$

6. Mit den Abweichungen $\hat{\mathbf{y}}_P$ und $E(\mathbf{y})$ kann dann jeweils ein Vergleich hergestellt werden (Schritt 6 in Abbildung 4.2).

Der Ausgangsdatensatz wird in jeder der *m* Iterationen schrittweise von einem Fall bis z = 70 Fälle mit Datenlücken ausgedünnt. Dabei werden verschiedene Varianten getestet:

1. Datenlücke tritt zufällig in einer Einflussgröße pro Kauffall auf.
2. Datenlücke tritt zufällig in bis zu zwei Einflussgrößen pro Kauffall auf.
3. Datenlücke tritt mit höherer Wahrscheinlichkeit in signifikantester Einflussgröße auf.

Die Analyse wird jeweils 50 Mal wiederholt und jeweils der Root Mean Sqare Error (RMSE) zu den „wahren Werten" ($E(\mathbf{y})$) untersucht (Formel 4.5). Beim wiederholten Durchlauf von 50 Simulationen wird festgestellt, dass sich die Standardabweichungen der einzelnen Durchläufe nicht signifikant unterscheiden. Es kann also davon ausgegangen werden, dass eine Erhöhung der Anzahl der Wiederholungen der Simulation nicht zu signifikant anderen Ergebnissen führen wird. Da der Datensatz keine Ausreißer besitzt, wird zunächst der RMSE untersucht. Der RMSE ist ein übliches Maß in der Kreuzvalidierung und gibt an, wie stark die mittlere quadratische Abweichung der beiden verglichenen Größen ist:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{n}(y_j - \hat{y}_j)^2}{n}} \tag{4.5}$$

Darüber hinaus werden die imputationsbasierten Modelle auf ihre Eignung für kategoriale Variablen untersucht. Die Anwendung der Mittelwertbildung für kategoriale Variablen kann nicht durchgeführt werden, da keine Grundlage zur Festlegung der Kategorie besteht. Lediglich bei ordinalskalierten Größen wie beispielsweise dem Ausstattungsstandard wäre der Median eine Möglichkeit, die kategorialen Variablen aufzufüllen. Bei nominalskalierten Daten wäre lediglich der Modus geeignet, um einen Wert für diese Variable festzulegen. Da die Ausprägung von kategorialen Variablen in der Wertermittlung nicht hoch ist (in der Regel maximal 7 Ausprägungen), kommt es bei der Nutzung des Modus zu Singularitäten, die eine Auswertung bei größeren Ausdünnungen nicht mehr möglich machen. Auch die Auswertungen der mittels EM Algorithmus und die RF Regression aufgefüllten Daten scheitern aufgrund von Singularitäten in den Daten. Aus diesem Grund werden in der folgenden Analyse auch die ordinalskalierten Daten als metrische Daten aufgefasst und entsprechend ausgewertet. Die Abweichungen sind in einer vernachlässigbaren Größenordnung.
Durch die o. g. drei verschiedenen Varianten kann die Anfälligkeit der Methoden auf die verschiedenen Konstellationen untersucht werden. Zudem wird die Berechnungszeit der einzelnen Methoden untersucht. Die Analyse wird mit verschieden großen Datensätzen

durchgeführt, um zu prüfen, ob Unterschiede bei der Verwendung von sehr großen bzw. sehr kleinen Datensätzen bestehen.

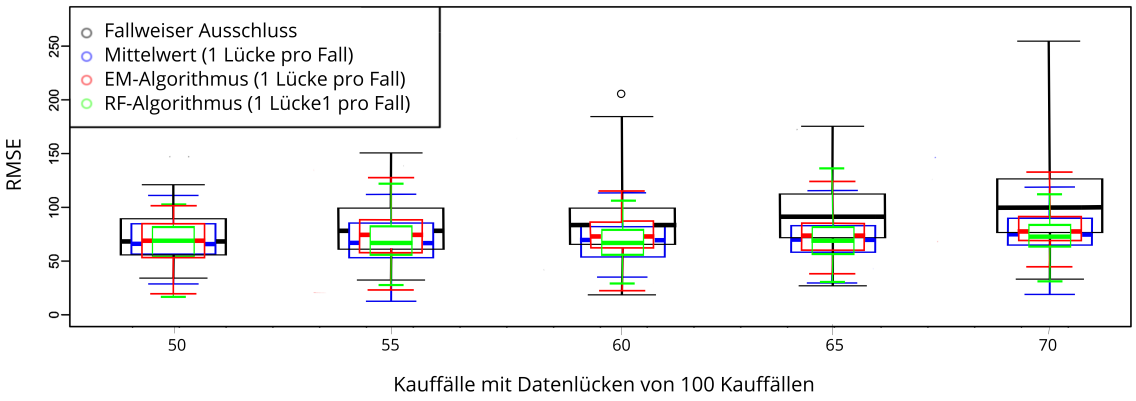


Abbildung 4.3.: Verteilung der RMSE bei 100 Simulationsdurchläufen, Ausdünnung bis 70 von 100 Kauffällen, maximal eine Datenlücken je Kauffall (zufällig) (eigene Darstellung).

Es kann festgestellt werden, dass der Fallweise Ausschluss eine signifikante Zunahme der RMSE Werte aufweist (vgl. Abbildung 4.3). Die Imputationsmethoden hingegen weisen trotz Datenlücken keine signifikante Zunahme der RMSE-Werte auf.
Es fällt auf, dass für einige der 50 Simulationsdurchläufe auch für den Fallweisen Ausschluss noch gute Ergebnisse (RMSE $\leq$ 50 € /m^2) erzielt werden. Die Streuung nimmt aber wesentlich mit der Anzahl der Datenlücken zu und erreicht 250 €/m^2.
Durch das Auftreten von zwei Datenlücken pro Kauffall werden die Ergebnisse von allen Methoden, die die Datenlücken schließen, etwas schlechter (Abbildung 4.4).

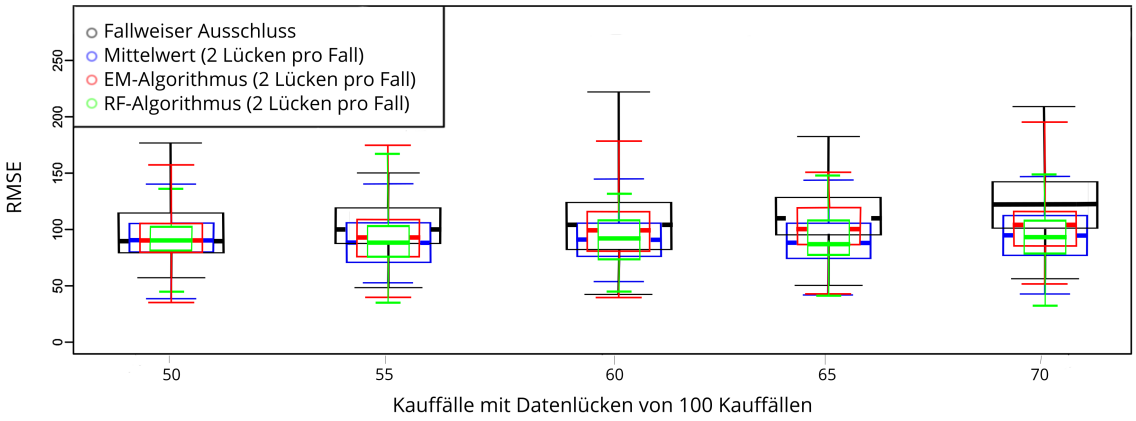


Abbildung 4.4.: Verteilung der RMSE bei 100 Simulationsdurchläufen, Ausdünnung bis 70 von 100 Kauffällen, bis zu zwei Datenlücken je Kauffall (zufällig) (eigene Darstellung).

Auffällig ist die etwas höhere Zunahme der Streuung beim EM Algorithmus im Verhältnis zur Methode der Einsetzung des Mittelwerts und des RF Algorithmus. Der EM Algorithmus scheitert bei wenigen Daten, da er teilweise extreme Werte für die Datenlücken

schätzt. Dies führt dazu, dass die Analyse der Datensätze mit der Regressionsanalyse scheitert und extreme RMSE-Werte entstehen. Dieses Problem kann umgangen werden, indem bei der Nutzung des Algorithmus natürliche Grenzen für die Einflussgrößen als Vorinformation eingeführt werden (beispielsweise kann die Standardstufe nach NHK 2010 nur Ausprägungen zwischen 1 und 5 annehmen).

Durch einen Zweistichproben-t-Test kann geprüft werden, ob die RMSE-Werte der Varianten zur gleichen Grundgesamtheit gehören.

Hypothese: Die Erwartungswerte der mittleren RMSE-Werte aus den 50 Iterationen für die Methode ($\bar{x}$, EM oder RF) sind identisch mit dem Mittelwert des Fallweisen Ausschlusses.
H_0: $\mu_{RMSE_{fwa}} \geq \mu_{RMSE_{imp}}$
H_A: $\mu_{RMSE_{fwa}} < \mu_{RMSE_{imp}}$

Die genannte Nullhypothese wird bei Annahme einer üblichen Irrtumswahrscheinlichkeit von 5 % (α) ab einem Grenzwert zwischen ca. 50 und 75 vollständigen Kauffällen abgelehnt.
Dies bedeutet, dass bei der genutzten Anzahl von 5 Einflussgrößen im Modell eine Anzahl von ca. 10-15 vollständig beobachteten Kauffällen je Einflussgröße ausreicht, um mit dem Fallweisen Ausschluss nicht signifikant größere RMSE zu erhalten, als mit den Imputationsmethoden. Dies bestätigt die von Ziegenbein (2010, S. 447) ermittelte Anzahl an mindestens zu nutzenden Kauffällen bei den genutzten Ausgangsparametern (Variationskoeffizienten im Streuungsmodell) der Simulation.
Für die Analysen, bei denen weniger als 50 vollständige Kauffälle vorliegen, liefern alle Imputationsmethoden ein signifikant besseres Ergebnis.

Treten die Datenlücken häufiger in den Einflussgrößen auf, die eine sehr hohe Signifikanz in der Regressionsanalyse aufweisen, werden die Ergebnisse schlechter (nicht signifikant), jedoch liegen die RMSE bei den 50 Simulationen immer noch im selben Niveau wie bei dem vollständigen Datensatz (Abbildung 4.5).

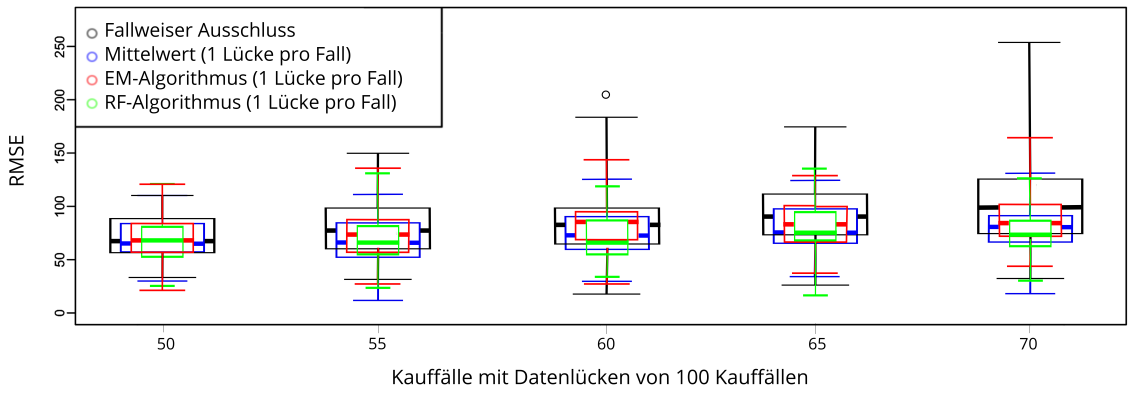


Abbildung 4.5.: Verteilung der RMSE bei 100 Simulationsdurchläufen, Ausdünnung bis 70 von 100 Kauffällen, maximal eine Datenlücke je Kauffall 5 mal häufiger im signifikantesten Parameter (eigene Darstellung).

Wird die Stichprobe der RMSE ohne Ausdünnung und mit Ausdünnung von 70 der 100 Fälle verglichen, wird die Nullhypothese der Gleichheit bei 5 % Irrtumswahrscheinlichkeit nicht abgelehnt.

4.1.2.1. Zwischenfazit

Die Simulationsanalyse bestätigt, dass die untersuchten Methoden einen Mehrwert gegenüber dem Fallweisen Ausschluss (FWA) aufweisen. Generell kann für den EM Algorithmus eine höhere Streuung beobachtet werden. Die Methoden des RF Algorithmus und der Mittelwertimputation liegen in einem ähnlichen Streuungsbereich. Der RF Algorithmus weist aber häufiger den geringsten Median der Streuung auf. Es wird aus der Simulation folgende Reihenfolge der Genauigkeit der Methoden abgeleitet:

1. Random-Forest-Regression (RF),
2. Mittelwert und
3. Expectation-Maximization-Algorithmus (EM).

In der Simulation wird ein zufälliges Auftreten der Datenlücken unterstellt. Dies entspricht nicht den Gegebenheiten bei den Datenerhebungen. Daher wird im Folgenden eine Untersuchung durchgeführt, um das Auftreten der Datenlücken näher zu beleuchten.

4.1.3. Auftreten von Datenlücken

Um das Auftreten von Datenlücken abzuschätzen, wird die Datenbank des OGA Niedersachsens hinsichtlich der Datenlücken analysiert. Zur Analyse werden alle Kauffälle aus der Datenbank selektiert, die dem Gebäudetyp Einfamilienhäuser bzw. Eigentumswohnungen zuzuordnen sind. Die Analyse erfolgt nach diesen sachlichen Teilmärkten differenziert.
Zur Analyse werden die Belegungen der einzelnen Einflussgrößen im Jahr 2017 untersucht und durch die Selektion im Jahr 2015, 2016 und 2018 validiert (siehe Tabelle. 4.2). Die Selektion erfolgte im Jahr 2019, so dass davon ausgegangen werden kann, dass alle Kauffälle bereits voll erfasst sind und keine weiteren Informationen nachgeliefert werden.

Lediglich für die Einflussgröße Standardstufe werden die Datenlücken im Gesamtzeitraum um ca. 15 % verringert (2016 = 90 %; 2018 = 76 %). Alle anderen Einflussgrößen bleiben innerhalb einer Streuung von < 3 %-Punkten konstant.
Für die Größen Kaufpreis, Grundstücksgröße und Kaufzeitpunkt liegen flächendeckend vollständige Informationen vor. Für Bodenrichtwerte treten in ca. 1 % der Fälle Datenlücken auf. Dies kann darauf zurückgeführt werden, dass zum Erfassungszeitpunkt kein Bodenrichtwert für die entsprechende Nutzungsart an dem jeweiligen Ort vorlag und eine nachträgliche Erfassung nicht vorgenommen wurde.
Die Qualitätsmaße Standardstufe bzw. der (veraltete) Ausstattungsstandard, die lediglich aus Käuferbefragungen kommen können, haben mit 40 % bei Einfamilienhäusern und fast 20 % bei Eigentumswohnungen eine erwartbare sehr niedrige Belegung.

Tabelle 4.2.: Darstellung der Anteile der Datenlücken in einer landesweiten Selektion im Jahr 2017 (ca. 31.000 Transaktionen im Teilmarkt Einfamilienhäuser und ca. 21.000 Eigentumswohnungen) (eigene Darstellung).

Merkmale	Anteil Datenlücken Einfamilienhäuser	Anteil Datenlücken Eigentumswohnungen
Kaufpreis	0 %	0 %
Wohnfläche	49 %	33 %
Grundstücksfläche	0 %	0 %
Standardstufe[1]	60 %	79 %
Ausstattungsstandard	72 %	70 %
Kaufzeitpunkt	0 %	0 %
Restnutzungsdauer	47 %	61 %
Modernisierungsgrad	46 %	54 %
Baujahr	21 %	8 %
Balkon	73 %	51 %
Garage	47 %	71 %
Bodenrichtwert	1 %	1 %
Miteigentumsanteil	-	1 %
Anzahl der Wohnungen	-	33 %

Die abhängigen Parameter Restnutzungsdauer und Modernisierungsgrad nach Sachwertrichtlinie[2] weisen für Einfamilienhäuser etwa einen gleich großen Anteil auf. Bei Eigentumswohnungen ist der Unterschied deutlicher. Es scheint so, dass auch ohne die Angabe zur Modernisierung eine Restnutzungsdauer festgelegt wird. Die Maßnahmen der Modernisierung können neben dem Fragebogen auch zu 50 % aus einer Außenbesichtigung bzw. durch Außenaufnahmen erfasst werden (Dacheindeckung, Fenster, Wärmedämmung). Dies erklärt, weshalb diese Angabe häufiger besetzt ist, als die Qualitätsmaße.

Es fällt auf, dass die Angabe zu Balkonen bei Eigentumswohnungen lediglich bei der Hälfte der Objekte vorliegt, jedoch bei Einfamilienhäusern bei 1/4 der Fälle gefüllt ist. Werden die Marktberichte in Niedersachsen verglichen, kann die Wertrelevanz eines Balkons auch nur bei einer Eigentumswohnung nachgewiesen werden.

Die Wohnfläche, die in nahezu allen Auswertungen der GAAs in Niedersachsen wertrelevant ist, ist mit lediglich 50 % für Einfamilienhäuser schwach besetzt. Für Eigentumswohnungen fehlen nur ca. 30 % der Daten. Typische Quellen für die Wohnfläche sind neben dem Fragebogen auch Bauakten. Für das Baujahr stehen verschiedenste Quellen zur Verfügung (z. B. Bauakte und Fragebogen). Es kann auch gut durch eine Inaugenscheinnahme von außen eingeschätzt werden. Aus diesem Grund fehlt das Baujahr lediglich in 21 % der Fälle für Einfamilienhäuser bzw. weniger als 10 % der Fälle für Eigentumswohnungen.

Die Verteilung der Datenlücken innerhalb Niedersachsens sind inhomogen. Einzelne

1 Die Standardstufe wird in Niedersachsen mittlerweile nach der NHK 2010 abgeleitet. Für Eigentumswohnungen wird die Einfamilienhaustabelle adaptiert (Stufen von 1,0-5,0 in 0,1 Schritten). Der Vorgänger der Standardstufe ist der Ausstattungsstandard, der generalisiert in 7 Stufen erfasst wird (Stufen von 1-7 in 1,0 Schritten). Dieser wird teilweise noch parallel zur Standardstufe mit abgeleitet.

2 Richtlinie zur Ermittlung des Sachwertes - Sachwertrichtlinie (SW-RL) in der Fassung vom 5. September 2012.

Regionen haben geringere Quoten an Datenlücken in einzelnen Einflussgrößen (siehe Anhang B.1). Es ist davon auszugehen, dass das unterschiedliche Auftreten der Datenlücken auf die jeweilige Administration und Vorgehensweise der GAAs zurückzuführen ist. Eine diesbezüglich tiefergehende Untersuchung wird im Rahmen dieser Arbeit nicht durchgeführt.
Die Ergebnisse werden zur Prüfung auf ihre Übertragbarkeit im Rahmen von Telefoninterviews von zehn bundesweiten GAAs validiert[1]. Da die Streuung der Antworten sich im wesentlichen mit den Erkenntnissen aus der Datenbankanalyse decken, wird die Befragung nach 10 Interviews beendet.

Es wird die Befragung per Telefon gewählt, um ein schnelles Feedback und einen Rücklauf von 100 % zu erhalten. Bei schriftlichen Befragungen von vielen GAAs wird vermutet, dass in Summe mehr Teilnahmen erreicht werden. Es kann dann aber nur schwer sichergestellt werden, dass es sich um eine zufällige Stichprobe handelt. In der schriftlichen Befragungsform besteht dann das Risiko, dass mehr Antworten von den GAAs mit guter Belegung der Einflussgrößen als Rücklauf kommen, als die der GAAs mit mittlerer bis schlechter Belegung. Zur telefonischen Befragung wird ein Formular genutzt, um die Befragung in einem hohen Maß zu standardisieren. Neben dem Rücklauf von Käuferfragebögen, als Hauptquelle für wesentliche Informationen, wird die Einschätzung der Belegung in den Kaufpreissammlungen von wichtigen Einflussgrößen in der Wertermittlung abgefragt. Als weitere Informationen werden die Einschätzungen der Unsicherheiten der Einflussgrößen abgefragt, die hier nicht näher diskutiert werden.
Die Streuung des Antwortverhaltens ist in Abbildung 4.6 dargestellt.

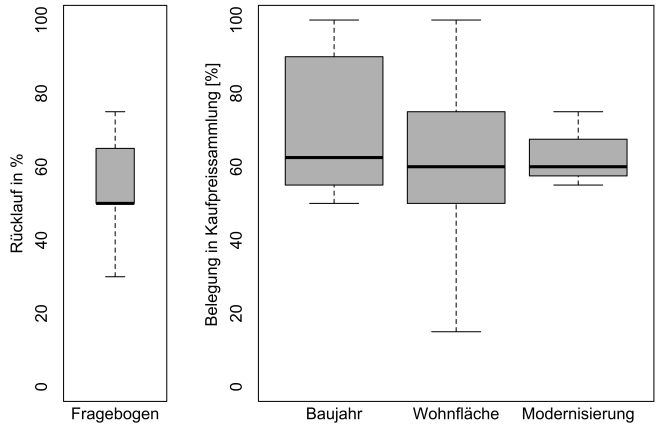


Abbildung 4.6.: Boxplots der Antworten einer Telefonbefragung von zehn GAAs zum Rücklauf von Fragebögen (links) und abgeschätzter Belegung der drei wichtigsten Einflussgrößen mit erwartbaren Datenlücken. Quelle: Soot et al. (2019).

Fazit: Die Datenlücken treten überwiegend in den Parametern auf, die nicht direkt aus dem Kaufvertrag ableitbar sind. Typische Größen für Datenlücken sind neben den Para-

1 Die befragten Gutachterausschüsse liegen in unterschiedlichen Bundesländern und wurden zufällig ausgewählt (Saale Orla Kreis, Oldenburg, Osteifel, Saarbrücken, Hamburg, LK Dahme Spree, Kreis Steinfurt, Leipzig, Wiesbaden, Greifswald).

metern zur Qualität und wirtschaftlicher Nutzungsdauer, die Angaben zur Objektgröße und Spezialeigenschaften wie Balkone oder Garagen.

4.2. Vergleich der Imputationsmethoden anhand realer Daten

Im Folgenden werden die zur Anwendung als geeignet identifizierten Methoden mit realen Kaufpreisdaten getestet. Zunächst werden Kriterien zur Bewertung der Methoden identifiziert und der Aufbau des Vergleichs vorgestellt. Daran anschließend werden die Ergebnisse diskutiert.

4.2.1. Kriterien zur Bewertung der Methoden

Zur Bewertung der Methoden kommen mehrere Kriterien zum Einsatz. Diese können aus wissenschaftlicher sowie aus praktischer Sicht betrachtet und entsprechend gewichtet werden. Kriterien zur Bewertung von Algorithmen leiten sich aus dem Ziel der Nutzung ab (Ziel: Ableitbare Marktbeschreibungen trotz Datenlücken sind so gut wie die aus vollständig vorliegenden Daten abgeleiteten Marktbeschreibungen).
Dennoch ist es für die Praxis notwendig, dass auch eine Akzeptanz der Algorithmen besteht (Fischer und Peterson, 2018). Hierzu ist die Objektivität ein wesentlicher Punkt, um abschätzen zu können, ob der Algorithmus von Laien bedient werden kann, oder ein tieferes Wissen über die Daten notwendig ist. Die Komplexität ist für die Akzeptanz in der Praxis relevant, kann aber aus wissenschaftlicher Sicht vernachlässigt werden, wenn es um das Erreichen guter Ergebnisse geht.
Die Performanz hat dann einen Einfluss, wenn es wesentliche Unterschiede gibt. Aus wissenschaftlicher Sicht ist im Rahmen einer Simulation relevant, ob eine Analyse des Algorithmus mit vertretbarem rechentechnischen Aufwand realisierbar ist. Für den Endnutzer des Algorithmus spielt es lediglich eine Rolle, ob er eine spürbar längere Wartezeit für die Ergebnisse in einer Echtzeitanwendung[1] hat.

Allgemein kann festgestellt werden, dass die Kriterien sich aus dem Ziel der Anwendung der Methode ableiten. Darüber hinaus sind für die Akzeptanz der Methode weitere Kriterien relevant, die im Weiteren näher diskutiert werden.
Aus dem Ziel der vorliegenden Anwendung leitet sich folgendes Kriterium ab:

- Genauigkeit der Vorhersage mit den ausgewerteten imputierten Datensätzen.
  Forderung: Die Ergebnisse der Analyse der lückenbehafteten Daten liefern genau so gute Marktbeschreibungen wie Analysen mit dem vollständig vorliegenden Datensatz.

  Zur Einschätzung der Genauigkeit werden die üblichen Kriterien im Rahmen einer Kreuzvalidierung genutzt:

1 Eine Definition bietet die bereits abgelöste DIN 44300: „Unter Echtzeit versteht man den Betrieb eines Rechensystems, bei dem Programme zur Verarbeitung anfallender Daten ständig betriebsbereit sind, derart, dass die Verarbeitungsergebnisse innerhalb einer vorgegebenen Zeitspanne verfügbar sind. Die Daten können je nach Anwendungsfall nach einer zeitlich zufälligen Verteilung oder zu vorherbestimmten Zeitpunkten anfallen."

Der **RMSE** (Formel 4.5) ist ein für Regressionsanalysen genutzter Parameter, der den quadrierten Fehler berücksichtigt.
Der **Mean Absolut Percentage Error (MAPE)** gibt den absoluten Fehler in Prozent relativ zum errechneten Wert an. Dieser Parameter ist im Vergleich zum RMSE, aufgrund der Verwendung der Absolutwerte anstelle der quadrierten Werte, robuster gegenüber Ausreißern in Datensätzen:

$$\text{MAPE} = \frac{\sum_{j=1}^{n} \frac{|y_j - \hat{y}_j|}{y_j}}{n}. \tag{4.6}$$

Die **Error below (EB)-Werte** geben an, in wie vielen Fällen der absolute Fehler relativ zum errechneten Wert unter einer bestimmten prozentualen Abweichung liegt. Er wird hier in den Varianten von 5 % und 10 % dargestellt. Dies entspricht der üblichen Unsicherheit einer Verkehrswertermittlung (vgl. Soot et al. (2017)) sowie der tolerierbaren Unsicherheit für einen Investor (vgl. Nguyen und Cripps (2001)):

$$\text{Error below 5 \% relativ (EB5)} = \frac{Anzahl\left(\frac{|y_j - \hat{y}_j|}{y_j}\right) < 0,05}{n} \tag{4.7}$$

$$\text{Error below 10 \% relativ (EB10)} = \frac{Anzahl\left(\frac{|y_j - \hat{y}_j|}{y_j}\right) < 0,10}{n} \tag{4.8}$$

Für RMSE und MAPE gilt: Je niedriger der Wert, desto besser die Vorhersage. Für die EB Werte gilt: Je höher die Werte, desto mehr Kauffälle konnten innerhalb der gewünschten Toleranz prädiziert werden.

Für die Akzeptanz des Algorithmus sind darüber hinaus insbesondere die Nachvollziehbarkeit und Objektivität wichtige Kriterien (Fischer und Peterson, 2018). Zur Abschätzung der Akzeptanz lassen sich folgende Kriterien heranziehen:

- Eingriffsmöglichkeiten und Objektivität,
  Forderung: Der Algorithmus benötigt wenig Steuerung und Interpretation durch den Nutzer und führt zu reprodizierbaren Ergebnissen.
  Diese Forderung wird anhand der nutzbaren Steuerparameter für die Algorithmen gemessen.

- Einfachheit des Algorithmus und
  Forderung: Der Algorithmus ist einfach nachzuvollziehen.
  Diese Forderung wird anhand der einzelnen Schritte der Algorithmen bewertet.

- Genauigkeit der Vorhersage der tatsächlichen Werte für die Datenlücken und
  Forderung: Bei Vergleich des aufgefüllten Datensatzes entsprechen die Werte in etwa den (unbekannten) realen Werten für die Datenlücken.
  Diese Forderung wird anhand der absoluten Abweichungen der Schätzung der Datenlücke zum tatsächlichen Wert bewertet.

- der Performanz.
  Forderung: Der Algorithmus liefert in kurzer Zeit Ergebnisse (Echtzeit).
  Diese Forderung wird anhand der Berechnungsdauer der Algorithmen bewertet.

4.2.2. Auswahl der Teilmärkte für die Beurteilung

Für die Analyse sollen möglichst inhomogene Datensätze aus verschiedenen räumlichen und sachlichen Teilmärkten genutzt werden, in denen auch unterschiedliche Marktverhältnisse zu erwarten sind, um höchste Anforderungen an die Algorithmen zu stellen. Daher sollten die für die Untersuchung ausgewählten Städte möglichst inhomogen sein. Die Auswahl der Städte erfolgt nach dem Wertgefüge (mittleres Bodenwertniveau gemäß OGA Niedersachsen (2019, S. 32)), der Anzahl der Transaktionen sowie der Größe der Städte. Es werden Städte ausgewählt, die ein niedriges Wertgefüge aufweisen (Nienburg (Weser)), aber dennoch eine ausreichende Anzahl an Transaktionen besitzen, sowie Städte, die einen mittleren (Osnabrück) bis hohen Marktdruck (Hannover) aufweisen. Für den Methodenvergleich, hinsichtlich der Imputationen, sind reale Märkte mit geringen Transaktionszahlen nicht geeignet, da dort die Anzahl der Transaktionen zur Validierung nicht ausreichend ist.
Die ausgewählten Städte sind mit den jeweiligen Kriterien in Tabelle 4.3 dargestellt. Zudem werden mit den EFH und Eigentumswohnungen (ETW) zwei übliche sachliche Teilmärkte mit ausreichenden Transaktionszahlen gewählt.

Tabelle 4.3.: Gegenüberstellung der Kriterien zur Auswahl der Städte (eigene Darstellung).

Stadt	Durchschnittliches Bodenwertniveau [€/m^2] 2018	Transaktionen 2018 EFH	Einwohner (Stand: 31.12.2018)
Hannover	$\geq$ 300	327	538.068
Osnabrück	251-275	179	164.748
Braunschweig	226-250	323	248.292
Stade	151-175	163	47.533
Nienburg (Weser)	76-100	93	31.550

Die Verteilungen der Ausgangsdaten je Teilmarkt sind im Anhang B.2 zu finden. Es wird dabei darauf geachtet, dass die Einschränkungen der Selektionsparameter offen durchgeführt werden (marktübliche Ausprägungen in den Einflussgrößen) und somit symmetrische als auch schiefe Verteilungen existieren.

4.2.3. Aufbau der Analyse

Die Analyse erfolgt anhand von Simulationen unterschiedlicher Datenlücken in realen Kaufpreisstichproben. Hierzu werden 10 Kaufpreisdatensätze aus unterschiedlichen sachlichen und räumlichen Teilmärkten mit vollständig vorhandenen Metainformationen genutzt. Die Datensätze haben eine Größe von ca. 150-200 Kauffällen[1].
Zunächst wird eine Stichprobe aus dem Datensatz entnommen und der verbleibende Datensatz für die weitere Auswertung genutzt. Hierbei werden drei verschiedene Varianten verwendet, um nachzuweisen, unter welchen Bedingungen die Schließung von

1 Übliche Stichprobengrößen für mittlere bis große Gemeinden bei Marktanalysen mit Daten von 1 bis 2 Jahren. Diese Stichprobengröße lässt es zu, dass 4-6 Einflussgrößen in einer multiplen linearen Regressionsanalyse modelliert werden können und daher typisch ist für die Nutzung im Vergleichswertverfahren.

Datenlücken sinnvoll ist, bzw. welche Methoden von Vorteil sind (vgl. auch Abbildung 4.7):

1. Entnommene Stichprobe zur Validierung 20 % , es verbleiben 80 % der Daten (≈ 115-130 Kauffälle)
2. Entnommene Stichprobe zur Validierung 40 % , es verbleiben 60 % der Daten (≈ 90-110 Kauffälle)
3. Entnommene Stichprobe zur Validierung 60 % , es verbleiben 40 % der Daten (≈ 60-80 Kauffälle)

Aus dem gesamten Datensatz werden zunächst die jeweiligen Modelle der auf die Zielgröße wirkenden Parameter für die einzelnen Teilmärkte abgeleitet. Diese Einflussgrößen werden für die gesamte Analyse beibehalten. Die Auswahl erfolgte nach dem Vorgehen in Soot et al. (2018b). Hierbei werden alle Kauffälle mit einer Regressionsanalyse ausgewertet. Es wird für sämtliche Linearkombinationen der Einflussgrößen eine Regressionsanalyse durchgeführt und das Modell gewählt, welches die beste Modellbeschreibung liefert. Zur Beurteilung der Güte der Regressionsmodelle wird das korrigierte Akaike-Informationskriterium (AICc) herangezogen. Das Regressionsmodell, welches das kleinste AICc aufweist und für das alle Voraussetzungen an die Regressionsanalyse[1] erfüllt sind, wird als das Beste gewählt und die in diesem Regressionsmodell identifizierten Parameter werden für die weitere Analyse verwendet. Für den sachlichen Teilmarkt der Einfamilienhausgrundstücke werden die Parameter Wohnfläche, Baujahr, Datum des Kaufvertrages, Bodenrichtwert, Grundstücksgröße, Modernisierungsgrad, Standardstufe und Restnutzungsdauer als mögliche Einflussgrößen getestet. Für den Markt der Eigentumswohnungen werden die Parameter Wohnfläche, Baujahr, Datum des Kaufvertrages, Bodenrichtwert, Restnutzungsdauer (nur Hannover), Miteigentumsanteile, Anzahl der Wohnungen, Anzahl der Vollgeschosse als mögliche Einflussgrößen untersucht. Im Ergebnis stehen für alle Teilmärkte Referenzmodelle zur Verfügung. Die genutzten Modelle und Gütemaße sind in Anhang B.2, Tabelle B.1 dargestellt.
Nach Ermittlung der Einflussgrößen wird mit den verbleibenden Daten je nach Variante (1-3) zunächst eine Regressionsanalyse gerechnet und die Ergebnisse genutzt, um die entnommene Validierungsstichprobe zu prädizieren. Die Abweichungen der Prädiktion zu den tatsächlichen Kauffällen wird als Referenz für den Vergleich der weiteren Auswertungen genutzt.
Die verbleibenden Kauffälle werden anschließend zufällig ausgedünnt. Hierbei wird eine realistische Ausdünnung vorgenommen, d. h. die Erzeugung von Datenlücken erfolgt anhand der in der Datenbank vorkommenden Wahrscheinlichkeit der Datenlücken für die einzelnen Einflussgrößen aus Kapitel 4.2. Im nächsten Schritt werden die einzelnen Verfahren zur Schließung der Datenlücken durchgeführt und anschließend die vervollständigten Datensätze mit der Regressionsanalyse untersucht. Mit den Ergebnissen dieser Analyse werden dann die zurückgelegten Kaufpreise prädiziert. Um die einzelnen Methoden zu vergleichen, werden ebenfalls RMSE, Mean Absolut Error (MAE) und EB5 der verschiedenen Vorgehensweisen der Referenzauswertung gegenübergestellt (vgl. Abbildung 4.7). Die Ausdünnung erfolgt anhand des jeweils gewählten Modells, ausschließlich in den verwendeten Parametern.

1 Normalverteilung der Residuen, Homoskedastizität, Unkorreliertheit der Einflussgrößen und Signifikanz aller Einflussgrößen (Urban und Mayerl, 2011, S. 124).

Ebenso wird verglichen, welche Methoden beim Vorkommen von einer Datenlücke oder mehreren Datenlücken pro Fall Vorteile aufweisen.

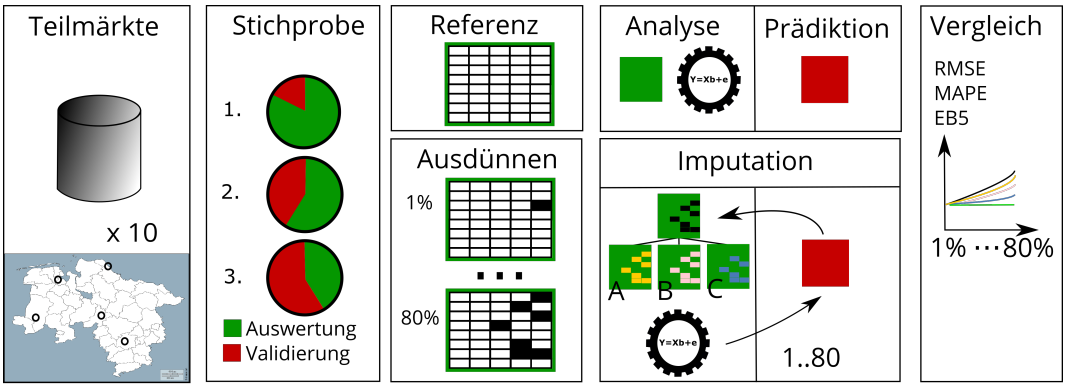


Abbildung 4.7.: Schematische Vorgehensweise der Analyse (eigene Darstellung).

4.2.4. Durchführung

Im Rahmen der Durchführung der Analyse werden die Datensätze aus den gewählten Städten in der zuvor beschriebenen Vorgehensweise ausgewertet. Der EM Algorithmus liefert zunächst sehr schlechte Ergebnisse. Bei Analyse der imputierten Werte fällt auf, dass die Schätzungen für einzelne Einflussgrößen sehr stark von der Realität abweichen. Daher werden natürliche Grenzen für die Schätzung eingeführt. Folgende Grenzen werden für den Markt der Einfamilienhäuser und Eigentumswohnungen definiert:

- Wohnfläche zwischen 50 und 250 m^2,
- Baujahr zwischen 1850 und 2019,
- Modernisierungsgrad zwischen 0 und 20 und
- Standardstufe zwischen 1 und 5.

Für die Einfamilienhäuser wird zudem noch die übliche Bandbreite der Grundstücksgröße zwischen 100 und 2500 m^2 eingeführt und für die Eigentumswohnungen die Anzahl der Wohneinheiten (1-200) bzw. die Anzahl der Vollgeschosse (1-13) festgelegt. Die Grenzen werden bewusst sehr großzügig gehalten, da diese Parameter bei einem realen Datensatz ebenfalls sehr ungenau sein können. Alle anderen Einflussgrößen werden ohne Einschränkung eingeführt. Danach liefert der Algorithmus signifikant bessere Ergebnisse.
Da eine Modellierung mittels kategorialen Variablen zu Singularitäten in den Daten führt, werden die üblicherweise in Kategorien zusammengefassten modellierten Größen der Anzahl der Wohneinheiten und der Anzahl der Vollgeschosse als metrische Daten aufgefasst. Nichtlinearitäten für diese kategorialen Einflussgrößen werden mittels einer Transformation über den Exponenten[1] werden untersucht, können aber nicht bestätigt

1 Hierzu werden die Daten in eine symmetrische Verteilung transformiert. Dies geschieht durch die Nutzung der Box-Cox-Transformation (Maier und Herath, 2015, S. 104).

werden. Die Modelle der Auswertungen sind im Anhang B.2 angegeben. Die Regressionsmodelle für den Markt der Eigentumswohnungen haben aufgrund der geringeren zur Verfügung stehenden Anzahl an Einflussgrößen in der Datenbank grundsätzlich einen kleineren Umfang (Anzahl der Einflussgrößen). Aus den verhältnismäßig hohen Regressionskoeffizienten (R^2 zwischen 0,64 und 0,85) für diese sachlichen Märkte kann aber geschlossen werden, dass die verwendeten Parameter bereits einen hohen Erklärungsgehalt im Modell aufweisen.

4.2.5. Ergebnisse zur Imputation von Datenlücken

Im folgenden Abschnitt werden die Erkenntnisse zu den identifizierten Kriterien näher ausgeführt. Dabei werden beispielhaft die wesentlichen Aspekte zu den Kriterien herausgestellt und diskutiert, um daraus eine Wertung abzuleiten.

4.2.5.1. Güte der Regressionsanalysen

Die vier Methoden werden nach der vorher beschriebenen Vorgehensweise aufbereitet. Dabei werden in der Kreuzvalidierung die Referenzmaße MAE, RMSE und der EB5 betrachtet. Die Vorgehensweise aus Abschnitt 4.2.3 wird in einer wiederholten Simulation durchgeführt. Hierbei werden in 50 Simulationen die Resultate miteinander verglichen. Im Ergebnis können Aussagen dazu getroffen werden, ob und wann welche der Methoden einen Vorteil gegenüber anderer Methoden bietet.
Die Verteilung der Daten für jeden Teilmarkt sowie die Ergebnisse der Kreuzvalidierung (RMSE) sind im Anhang B.2 für jeden Teilmarkt dargestellt. Im Folgenden werden die auffallenden Phänomene diskutiert. Generell kann gezeigt werden, dass die Imputationsmethoden einen Vorteil gegenüber dem Fallweisen Ausschluss aufweisen (Abbildung 4.8).

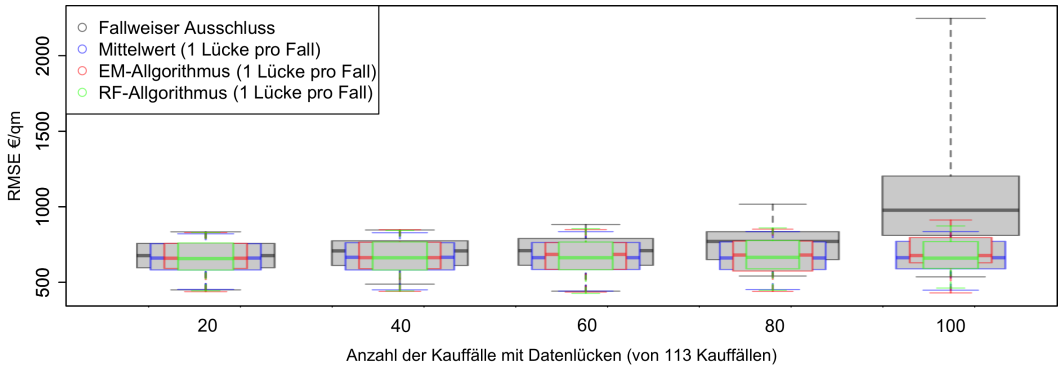


Abbildung 4.8.: Beispielhafte Darstellung der RMSE im Rahmen einer Kreuzvalidierung mit 28 zufällig zurückgelegten Kauffällen für den Datensatz Hannover (EFH) bei Vorkommen von maximal einer Lücke pro Fall. Die Ausdünnung erfolgt in allen Methoden (oben) von 10 Fällen bis 100 Fällen (eigene Darstellung).

Es ist zu erkennen, dass der Fallweise Ausschluss bereits bei weniger als 40 vollständigen Fällen ein signifikant schlechteres Ergebnis in der Kreuzvalidierung liefert, als alle ande-

ren Methoden, die die Datenlücken auffüllen. Die Imputationsmethoden unterscheiden sich nicht wesentlich. Lediglich für den Expectation-Maximization Algorithmus ist eine leicht schlechtere Tendenz feststellbar, wenn die Anzahl der vollständigen Fälle geringer wird. Insbesondere bei der Ausdünnung mit bis zu zwei Datenlücken pro Kauffall und kleinen Auswertestichproben (40 % bzw. 60 % der Gesamtdaten) scheitert der EM Algorithmus (vgl. Abbildung 4.9).

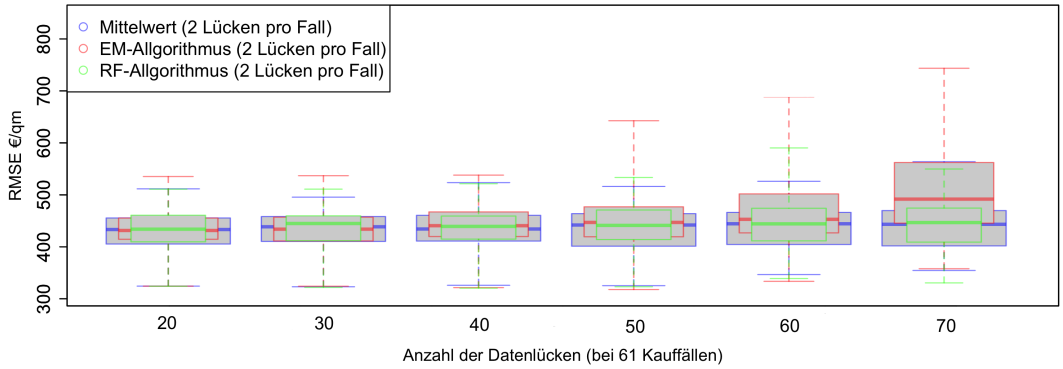


Abbildung 4.9.: Beispielhafte Darstellung der RMSE im Rahmen einer Kreuzvalidierung für den Datensatz Braunschweig (EFH) mit kleinem Datensatz (40 % der Gesamtdaten) (eigene Darstellung).

Bei sehr großen Ausgangsdatensätzen (80 % der Gesamtdaten) bleibt die Streuung der RMSE für den EM Algorithmus in der Regel in einem gleichen Niveau wie der Mittelwert und der RF Algorithmus (vgl. Abbildung 4.10).

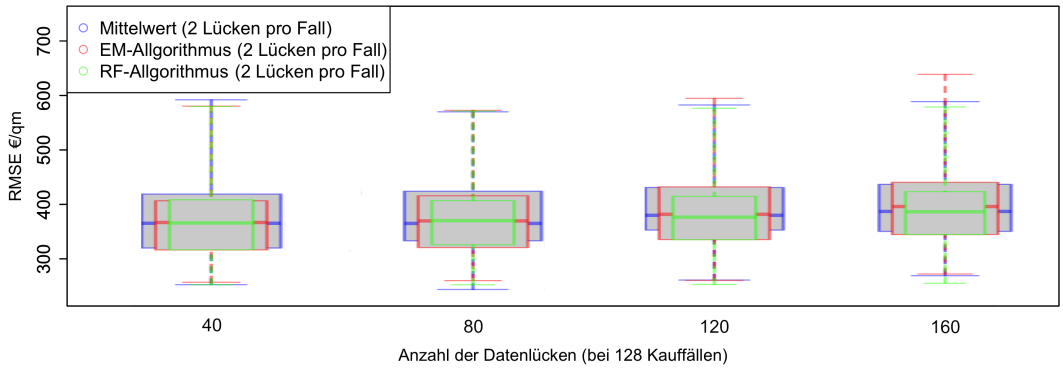


Abbildung 4.10.: Beispielhafte Darstellung der RMSE im Rahmen einer Kreuzvalidierung für den Datensatz Braunschweig (EFH) mit großem Datensatz (80 % der Gesamtdaten) (eigene Darstellung).

Für die Eigentumswohnungen werden generell kompaktere Modelle als beste Modelle ermittelt. Teilweise haben die Modelle lediglich 3 Einflussgrößen. Bei sehr kleinen Modellen kann beobachtet werden, dass die imputationsbasierten Methoden (EM und RF) in einigen Durchläufen der Simulation ein schlechteres Ergebnis liefern (vgl. Abbildung 4.11).

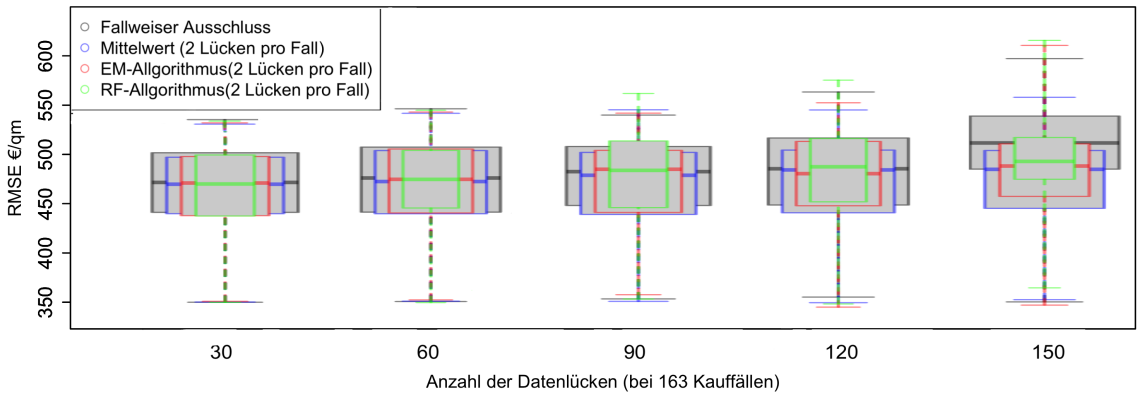


Abbildung 4.11.: Beispielhafte Darstellung der RMSE im Rahmen einer Kreuzvalidierung für den Datensatz Braunschweig (ETW) mit großem Datensatz (80 % der Gesamtdaten) (eigene Darstellung).

Dies ist auch auf die verwendete Methode zurückzuführen, bei der für die Imputation lediglich die verwendeten Daten betrachtet werden, die im Modell als signifikant ermittelt werden. Es kann bei der Verwendung in Teilmärkten mit sehr schiefverteilten Daten, beispielsweise in der Einflussgröße der Vollgeschosse, ein Vorteil der imputationsbasierten Methoden gegenüber dem Mittelwert festgestellt werden (vgl. Abbildung 4.12).

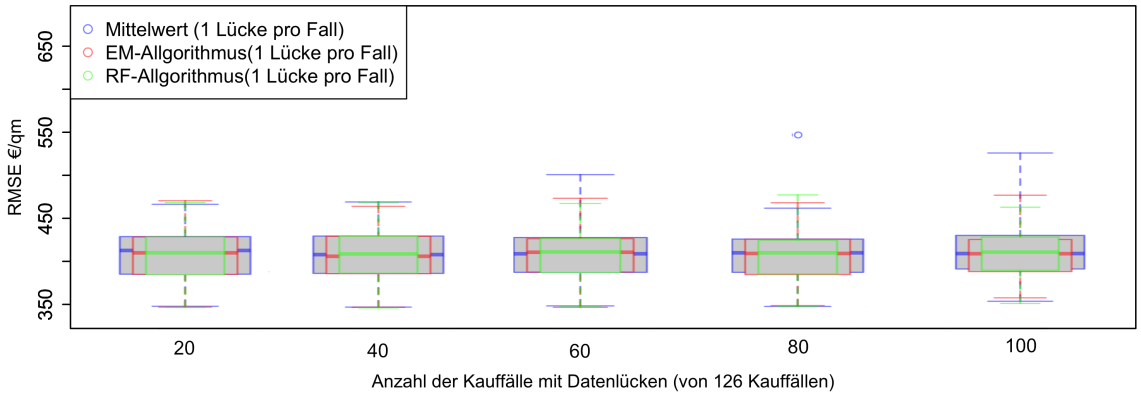


Abbildung 4.12.: Beispielhafte Darstellung der RMSE im Rahmen einer Kreuzvalidierung für den Datensatz Osnabrück (ETW) mit mittlerem Datensatz (60 % der Gesamtdaten) (eigene Darstellung).

4.2.5.2. Objektivität (Eingriffsmöglichkeiten und Reproduzierbarkeit)

Für den Mittelwert gibt es keine wesentlichen Eingriffsmöglichkeiten. Es kann lediglich auf verschiedene Mittelwerte abgestellt bzw. eine Gewichtung eingeführt werden. Eine Grundlage für eine Gewichtung besteht aber grundsätzlich nicht. Ohne die Einführung von Gewichten ist der Algorithmus objektiv und lediglich über die Selektion der Stichprobe anpassbar. Die Ergebnisse für den Mittelwert sind bei gleichem Datensatz stets reproduzierbar.
Der EM Algorithmus bietet viele Möglichkeiten des Eingriffs. So kann beispielsweise Vorwissen über die Parameter eingeführt werden. Ohne die Einführung des Vorwissens (Schranken für die Einflussgrößen) können die Ergebnisse sehr stark von der Realität abweichen. Ebenso können einzelne Parameter transformiert oder durch Polynome nichtlineare Zusammenhänge mit modelliert werden. Diese Möglichkeiten werden im Rahmen dieser Studie nicht weiter untersucht. In der genutzten Bibliothek für die Statistik-Software R (Amelia v1.0) nach Honaker et al. (2011) können insgesamt 26 Parameter eingestellt werden, die auf den Algorithmus Einfluss haben[1]. Dies macht den Algorithmus auch weniger objektiv. Die Ergebnisse des EM Algorithmus sind nicht reproduzierbar, da nach einem Boostrap-Ansatz jedes Mal zufällige Startwerte gewählt werden.
Der RF Algorithmus bietet ebenso wie der EM Algorithmus viele Möglichkeiten zum Eingriff. Hier kann der Algorithmus in der Standardausführung genutzt werden, ohne dass extreme Werte für die Einflussgrößen, wie beim EM Algorithmus, auftreten. Im genutzten R Paket (missForest v1.4) nach Stekhoven und Bühlmann (2012) können insgesamt 14 Parameter definiert werden, die einen Einfluss auf die Ergebnisse des Algorithmus haben. Darüber hinaus können Parameter zur Programmsteuerung (Parallelisierung bzw. maximale Anzahl an Iterationen zum Abbruch) festgelegt werden. Auch die Ergebnisse des RF sind nicht reproduzierbar.
Fazit (vgl. Tabelle 4.4): Die Mittelwertimputation liefert die objektivsten Ergebnisse. Der RF liefert auch ohne Eingriff Ergebnisse ohne auffällig starke Abweichungen und ist daher mit einer akzeptablen Objektivität zu bewerten.
Der EM Algorithmus benötigt für gute Ergebnisse hingegen einen Nutzereingriff und hat daher eine geringere Objektivität.

Tabelle 4.4.: Zusammenfassung der Kriterien zur Objektivität (√ = trifft zu, x = trifft nicht zu, ⋆⋆⋆ = hoch, ⋆⋆ = mittel, ⋆ = gering) (eigene Darstellung).

Methode	Reproduzier-barkeit	Eingriffs-möglichkeiten	Eingriff not-wendig	Objektivität
Mittelwert	√	1 Parameter	x	⋆⋆⋆
EM	x	26 Parameter	√	⋆
RF	x	14 Parameter	x	⋆⋆

4.2.5.3. Vorhersage des tatsächlichen Wertes

Um zu prüfen, welcher der Ansätze in der Lage ist, die besten Vorhersagen für die Datenlücken im Verhältnis zu den realen Werten zu liefern, werden die zuvor beschriebenen

1 Darüber hinaus können weitere Parameter zur Programmsteuerung (z. B. Parallelisierung) genutzt werden.

Auswertungen durchgeführt. Dabei wird geprüft, welcher der Ansätze die geringsten Abweichungen zu den realen Daten hat. An dieser Stelle werden beispielhaft aussagekräftige Konstellationen dargestellt.

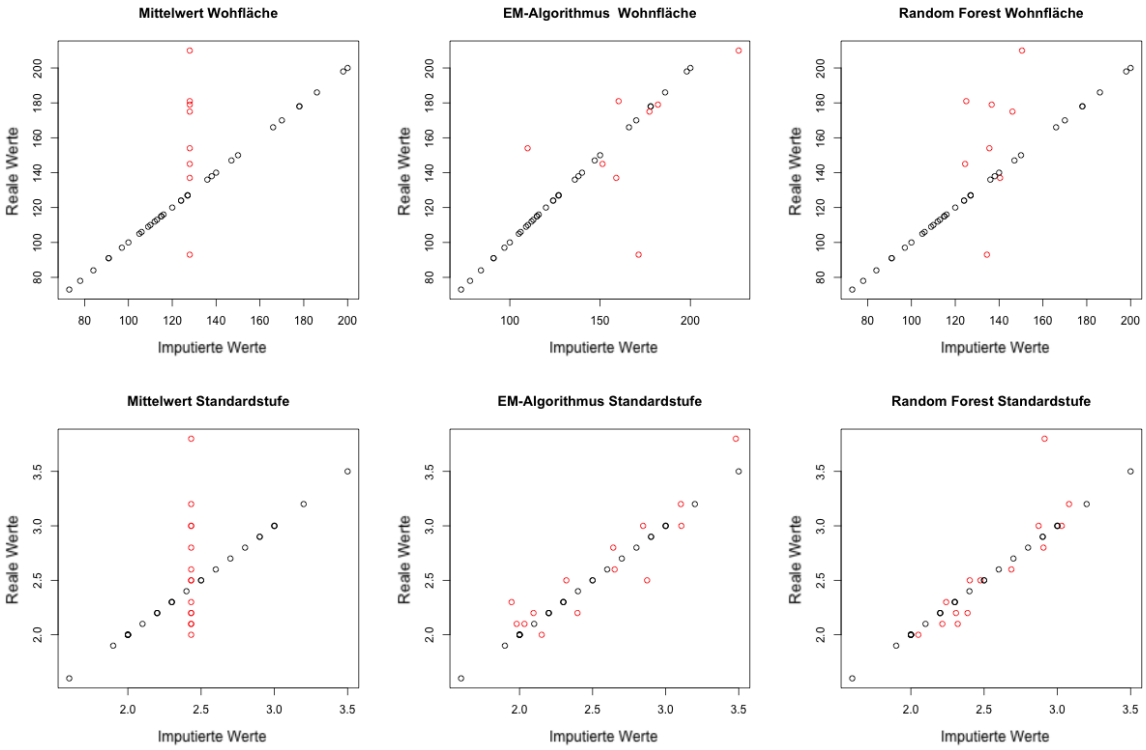


Abbildung 4.13.: Gegenüberstellung der tatsächlichen zu den vorhergesagten Eigenschaften. Es werden 50 Kauffälle für die Vorhersage genutzt (7 vollständige Fälle, 43 ausgedünnte Fälle (jeweils eine Information)). Neben den Fällen ohne Datenlücke in der jeweiligen Einflussgröße (schwarz) sind die Fälle mit geschätzter Datenlücken in der jeweiligen Einflussgröße (rot) dargestellt (eigene Darstellung).

Insbesondere der EM und der RF Algorithmus weisen gute Vorhersagen des tatsächlichen Wertes bei gegebenen Datenlücken auf. Die geschätzten Werte weichen sowohl positiv als auch negativ von den tatsächlichen Werten ab. Grundsätzlich kann festgestellt werden, dass bei einer großen Anzahl an Ausgangsdaten eine bessere Schätzung durchgeführt werden kann. Jedoch liefern auch bei wenigen Werten die Algorithmen noch gute Ergebnisse (vgl. Abbildung 4.13).
Insbesondere die Parameter der Baujahre und Standardstufen scheinen gute Vorhersagen der realen Werte mit den Methoden EM und RF zu ermöglichen. Etwa 50 % der Baujahre werden mit den Methoden EM und RF mit einer Abweichung von ± 10 Jahren geschätzt. Bei der Nutzung des Mittelwertes liegt diese Abweichung in der Größenordnung von weniger als ± 15-20 Jahren. Die gesamte Spanne liegt aber für alle Methoden in einer Größenordnung von ± 40 Jahren (Abbildung 4.14 links). Ähnliches kann auch für die Standardstufe beobachtet werden. Beim Vergleich des Interquantilsabstandes[1] der

1 Unter Interquantilsabstand werden die mittleren 50 % einer Verteilung bezeichnet. Diese werden in einem Boxplot innerhalb der Box dargestellt.

einzelnen Methoden kann beobachtet werden, dass dieser bei den Methoden EM und RF nur halb so groß ist, wie bei der Methode der Mittelwertimputation. Die Spannen aller Methoden sind in etwa gleich (Abbildung 4.14, Mitte). Maximal liegt der Interquantilsabstand der Abweichungen bei der Standardstufe zwischen -1 und +1 Stufen (Hannover bei Mittelwert), aber überwiegend bei weniger als -0,3 bis +0,3 Stufen.

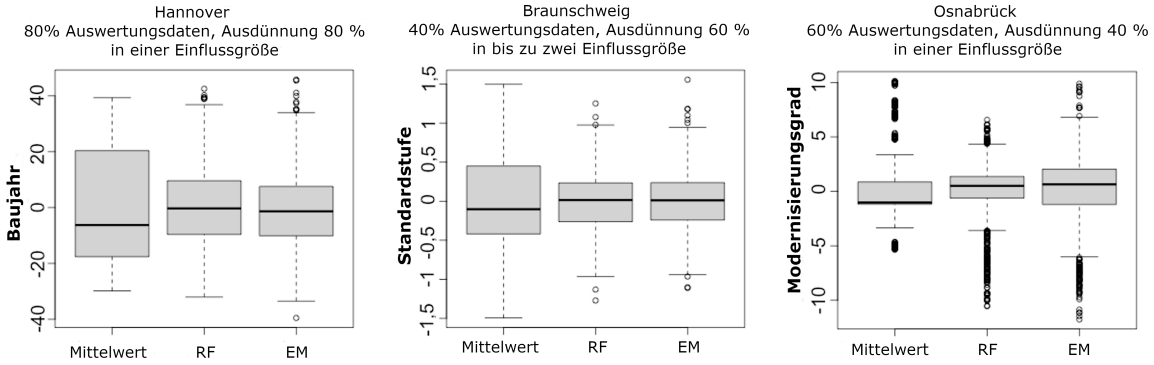


Abbildung 4.14.: Gegenüberstellung der Abweichungen der vorhergesagten Eigenschaften zu den tatsächlichen Eigenschaften bei 50 wiederholten Simulationen in Form von Boxplots (eigene Darstellung).

Bei schiefsymmetrischen Verteilungen, wie beispielsweise dem Modernisierungsgrad, kann festgestellt werden, dass die Streubreite der geschätzten Werte allgemein recht hoch ist. Je kleiner der Datensatz, desto größer wird die Spanne der geschätzten Werte, insbesondere für den EM Algorithmus. Die Schätzungen mittels Mittelwert und RF bleiben im Wesentlichen stabil (Abbildung 4.14 rechts). Die Schiefe wird durch den RF am besten abgebildet (Median der Abweichungen am kleinesten in Abbildung 4.14). Jedoch entsteht auf Grund der allgemein hohen Streuung der Abweichungen zu den Originalwerten in der Auswertung mit den imputierten Werte dadurch kein Vorteil, so dass die Mittelwertimputation und RF ähnlich gute Ergebnisse liefern. Der EM Algorithmus scheitert häufiger, da hier regelmäßig stark abweichender Werte geschätzt werden.
Zusammenfassend weisen die Methoden der EM und RF eine bessere Vorhersage der tatsächlichen Werte auf. Es kommt aber insbesondere beim EM Algorithmus teilweise zu extremen Fehleinschätzungen, die zwar mit den unter Kapitel 4.2.4 genannten Einschränkungen vermindert werden, aber dennoch die Schätzung der Regressionsanalyse beeiflussen können. Der RF Algorithmus weist diese Fehleinschätzungen nicht auf. Es gibt keine Evidenz dafür, dass der RF Algorithmus signifikant bessere Ergebnisse als die Mittelwertimputation liefert.

4.2.5.4. Komplexität der Algorithmen

Die Komplexität der Algorithmen wird anhand der Teilschritte, die in jedem Algorithmus durchlaufen werden, beurteilt. Zur Bewertung wird der allgemeine Aufbau der Algorithmen untersucht und die Teilschritte, die zum Ergebnis führen, quantifiziert. Für die Mittelwertbildung kann die geringste Komplexität angenommen werden, da in einem einzigen Schritt der Mittelwert einer Größe berechnet werden kann (Summe der Daten durch Anzahl). Durch Einfügen des Mittelwertes in die Datenlücken ändert sich der Mittelwert des jeweiligen Parameters nicht, sondern lediglich deren Standardabweichung.

Der EM Algorithmus in der verwendeten Bootstrap-Variante bedarf mehrerer Iterationen. Im Rahmen der Arbeit werden lediglich 5 Bootstraps parallel ausgewertet[1]. Innerhalb jedes Bootstraps werden jeweils die E- und M-Schritte wiederholt, bis ein aus den Daten abgeleiteter Grenzwert der Änderungen unterschritten wird.
Beim RF Algorithmus zur Schließung von Datenlücken wird zunächst eine Klassifikation durchgeführt. Dies geschieht für alle genutzten Einflussgrößen, indem mehrere Entscheidungsbäume durchlaufen werden. Die Grenzen der Entscheidungen in jedem Baum müssen jeweils pro Einflussgröße ermittelt werden, um zur Entscheidung zu kommen, ob zwei Kauffälle sich wesentlich in einer Einflussgröße unterscheiden. Sind die Klassifikationsgrenzen für die einzelnen Entscheidungsbäume definiert, können diese zur Klassifikation genutzt werden. Je mehr Entscheidungsbäume genutzt werden, umso höher ist der Rechenaufwand. Aus den einzelnen Entscheidungsbäumen können dann anhand der Klassifikationsentscheidungen in den einzelnen Ästen die Ähnlichkeitsmaße für die einzelnen Kauffälle gebildet werden. Diese werden dann zur Ermittlung der Datenlücken mittels Gewichtung (je höher die Ähnlichkeit, desto höher das Gewicht) herangezogen. Der Prozess der RF besteht also aus 4 Teilschritten (Grenzen der Klassen pro Einflussgröße ermitteln, Bäume für alle Kauffälle durchlaufen, Ähnlichkeitsmaße ermitteln, Wertableitung durch Gewichte). Diese werden wiederholt durchgeführt, bis die Änderungen für die geschätzten Datenlücken einen Grenzwert unterschreiten oder eine bestimmte Anzahl an Iterationen durchlaufen werden.
Der RF Algorithmus weist also die meisten Einzelschritte auf, jedoch ist auch der EM Algorithmus durch die Nutzung im Bootstrap-Ansatz (Multiple Imputation) sehr komplex. Die Mittelwertbildung hingegen weist eine sehr geringe Komplexität auf.

4.2.5.5. Performanz

Die Nutzbarmachung des vollständigen Datensatzes durch die Imputation nimmt eine bestimmte Rechenzeit in Anspruch. Diese ist messbar. In verschiedenen Konstellationen wird die Rechenzeit getestet[2].

Tabelle 4.5.: Vergleich der durchschnittlichen Laufzeiten der Algorithmen für einen Imputationsdurchlauf (eigene Darstellung).

Algorithmus	Zeit
Mittelwertmethode (MW)	0,9 Millisekunden (ms) $\pm$ 0,1 ms
EM Algorithmus	70 ms $\pm$ 10 ms
RF Algorithmus	104 ms $\pm$ 15 ms

Die durchschnittliche Rechenzeit ist in Tabelle 4.5 inklusive der Variationen der Zeitmessungen angegeben. Die Werte werden durch 100-malige Wiederholung mit unterschiedlichen Daten abgeleitet. Der RF Algorithmus sowie der EM Algorithmus benötigen ein vielfaches der Rechenzeit der MW, jedoch ist selbst beim RF Algorithmus die maximale Rechenzeit weit unter einer Sekunde. Im Kontext einer Simulation mit wiederholten Durchläufen kann dies eine Relevanz haben. Für die tatsächliche Füllung der lückenbehafteten Datensätze ist eine Auswertedauer von ca. 100 ms (0,1 Sekunde) sogar für Echtzeit Anwendungen geeignet.

1 Standardmäßig zwischen 5 und 10 Bootstraps (King, 2001).
2 Berechnung durchgeführt mit 3,2 Gigahertz (GHz) Intel Dual-Core i5 Prozessor.

4.2.6. Wertung der Ergebnisse

Im Folgenden werden die einzelnen aufgestellten Kriterien gegenübergestellt und bewertet, welches der Verfahren am geeignetsten ist, um Datenlücken zu füllen (Tabelle 4.6). Wie in Abschnitt 4.2 dargestellt, kann dem Regressionsergebnis das höchste Gewicht beigemessen werden. Die weiteren Kriterien sind lediglich zur Akzeptanz der Methoden notwendig und weisen daher ein deutlich geringeres Gewicht auf, welches in Summe geringer ist, als das Gewicht der Regressionsergebnisse.

Tabelle 4.6.: Gegenüberstellung der Kriterien und der Bewertung in den einzelnen Kriterien (++ = sehr positiv, + = positiv, o = neutral, - = negativ, -- = sehr negativ) (eigene Darstellung).

Methode	Regressions-ergebnisse	Imputierter Wert = realer Wert	Objektivität	Komplexität	Performanz
FWA	--		++	++	++
MW	++	o	++	++	++
RF	++	++	+	--	+
EM	o	+	-	-	+

Einführend kann festgestellt werden, dass bei unvollständigen Datensätzen die Verwendung von Methoden zur Schließung von Datenlücken einen Vorteil bieten. Allgemein gilt, dass dies ab einer Grenze von weniger als ca. 50 vollständigen Kauffällen generell einen Mehrwert bietet.
Die Methode EM führt bei kleinen vollständigen Datensätzen teilweise zu falschen Schätzungen. Dies ist auf die grobe Fehleinschätzung in einzelnen Einflussgrößen zurückzuführen. Die Mittelwertimputation und die RF Methode können bis zu einer extremen Ausdünnung von über 90 % der Fälle, mit einer oder zwei Datenlücken, immer noch zu guten Ergebnissen in der Größenordnung eines vollständigen Datensatzes führen. Aufgrund der deutlich höheren Objektivität und geringeren Komplexität der Mittelwertimputation gegenüber der RF kann diese Methode für die Praxis empfohlen werden.
Werden die Methoden RF und EM genutzt, sollten möglichst alle zur Verfügung stehenden Informationen herangezogen werden, mit denen diese Methoden Rückschlüsse auf die Datenlücke erhalten können.

4.2.7. Fazit und Methodenkritik

Sämtliche Datenlücken in einem Datensatz mit den realen Werten zu schließen, erfordert einen großen Kosten- und Zeitaufwand. Im Rahmen dieser Arbeit werden verschiedene Methoden vorgestellt, die diese Datenlücken schließen können. Es kann gezeigt werden, dass die Algorithmen insbesondere bei kleinen Datensätzen zu deutlich besseren Ergebnissen führen, als lediglich die verbliebenen vollständigen Kauffälle zu untersuchen. Grundsätzlich gilt aber, dass für die Fälle, in denen eine ausreichende Anzahl an Kaufpreisen existiert, kein signifikanter Unterschied zwischen dem Fallweisen Ausschluss und den Methoden zur Imputation auftreten.
Die Methoden können lediglich in Lagen getestet werden, die eine ausreichende Anzahl an Kauffällen aufweisen (Märkte mit gewöhnlicher Transaktionszahl), da für Märkte mit

geringen Transaktionszahlen keine ausreichenden Daten zur Validierung zur Verfügung stehen. Die Kreuzvalidierung kann aufgrund der Größe der Stichproben auf der gleichen Datenbasis erfolgen. Für Regionen mit geringer Transaktionszahl ist diese Methode nicht anwendbar.
Für die untersuchten Märkte kann gezeigt werden, dass in derartigen Märkten gute Ergebnisse erzielt werden können. Durch die Anwendung der Simulation und die Validierung durch die realen Kaufpreise in Verbindung mit dem mathematischen Nachweis der Rang-Verbesserung kann davon ausgegangen werden, dass die Ergebnisse auch auf andere räumliche Märkte mit ähnlichem Auftreten der Datenlücken übertragbar sind.
Eine Übertragung auf Regionen mit geringen Transaktionszahlen ist nicht direkt möglich, da insbesondere in der Kategorie mit Nachfragemangel häufig außergewöhnliche Objekteigenschaften auftreten können (vgl. Kapitel 3.4.2). Eine Anwendbarkeit in diesen Lagen bedarf einer angepassten Validierungsstrategie, die im Rahmen dieser Arbeit nicht durchgeführt werden kann. Möglichkeiten zur Validierung mit Expertisen (Gutachten, Befragungen oder Angebotsdaten) wäre eine unabhängige Validierung. Die Zugänglichkeit der Gutachten bzw. der Aufwand einer Befragung stehen in der Regel jedoch nicht im Verhältnis zum Nutzen. Die Angebotsdaten weisen in diesen Lagen sehr große Unsicherheiten auf, da Referenzen zur Festlegung der Angebotspreise fehlen.

5. Nutzung von Expertenwissen

Das Expertenwissen wird durch den Experten bei seiner Tätigkeit ständig eingesetzt. Bereits bei der Wahl der Wertermittlungsmethode nutzt der Experte seine Kenntnisse, um die geeigneten Verfahren anzuwenden. Insbesondere dann, wenn keine objektiven Daten zur Verfügung stehen, kommt dem Expertenwissen ein sehr hoher Stellenwert zu. Dies ist insbesondere in Märkten mit geringer Transaktionszahl der Fall, in denen der Experte die vorhandenen Daten entsprechend würdigen muss.
Im Rahmen dieser Arbeit wird das Expertenwissen daher näher untersucht, um für die Nutzung von Expertenwissen Einschätzungen der Unsicherheiten und deren Einflüsse auf die Wertermittlung abzuschätzen sowie Handlungsempfehlungen abzuleiten. Ziel ist ein tieferes Verständnis des Expertenwissens. Die Untersuchungen zu Expertenwissen im Rahmen dieser Arbeit gliedert sich in mehrere Teilbereiche:

- Untersuchungen von Handlungsweisen von Experten (Kapitel 5.1).
- Untersuchungen von bereits durchgeführten intersubjektiven Befragungen (Kapitel 5.2).
- Untersuchungen zu Angebotsdaten (Kapitel 5.3).

5.1. Untersuchung der Handlungsweisen

Expertenwissen bildet sich durch Ausbildung und Arbeitspraxis aus. Um nachzuvollziehen, ob Eigenschaften der Experten wie beispielsweise Alter oder Profession Einfluss auf Handlungsweisen haben, wird eine Befragung von Experten im Gebiet der Immobilienbewertung durchgeführt. Hierbei werden insbesondere folgende Aspekte untersucht:

- Ist die Handlungsweise von der Profession abhängig?
- Welche Marktdaten werden von Gutachtern genutzt?
- Sind die Handlungsweisen abhängig vom räumlichen und sachlichen Teilmarkt?
- Wie schätzen Gutachter die Genauigkeiten ihrer Ergebnisse ein?

5.1.1. Aufbau des Fragebogens

Um die genannten Fragen zu beantworten, wird ein Onlinefragebogen konzipiert. Der Fragebogen umfasst drei Blöcke mit insgesamt 31 Fragen (Ausfülldauer ca. 15 Minuten). Hier werden neben Fragen zur soziodemographischen Zugehörigkeit (Alter, Geschlecht, räumliche Tätigkeitsbereiche) die Fragen zur Berufsausbildung, Studium, Wertermittlungsausbildung und Handlungsweisen (Nutzungshäufigkeit der Bewertungsverfahren und Validierungsmethoden) gestellt. Der ausführliche Fragebogen findet sich in Anhang A.3.
Die Fragen weisen überwiegend Skalen (5 Punkte Likert-Skala[1]) mit Einfachauswahl-Feldern (bei diesen Fragen kann nur eines der 5 Felder der Skala ausgewählt werden) auf. Den Befragten wird durch die in Befragungen übliche 5 Punkte Likert-Skala die Möglichkeit gegeben, sich bei Einschätzungen auf einen neutralen Standpunkt zu stellen. Ganzzahlige Skalen haben den Nachteil, dass die Befragten zu einer Tendenz gezwungen werden. Aus wissenschaftlicher Sicht ist dies nur in Ausnahmefällen geeignet (Porst, 2011, S. 81). Bei einigen Fragen sind Mehrfachantworten möglich. Es wird bei allen Fragen die Möglichkeit gegeben, entweder explizit eine Ausweichalternative zu geben („Keine Antwort“) oder die Frage zu überspringen. Hierdurch soll die Abbruchquote minimiert werden, da beim Fehlen einer Ausweichmöglichkeit die Gefahr besteht, dass der Befragte die Befragung insgesamt abbricht, wenn er bei der Antwort auf eine Frage unsicher ist und keine Ausweichmöglichkeit besteht.
Dem Fragebogen wird für ein weiteres Forschungsprojekt ein weiterer Block mit drei Fragen zum Einfluss der Migration auf den Immobilienmarkt (vgl. Klein et al. (2016)) angehängt, der in dieser Arbeit unberücksichtigt bleibt.
Der Fragebogen wird im Rahmen eines Pre-Test hinsichtlich der technischen Funktionsfähigkeit sowie der Verständlichkeit durch 5 Personen unabhängig getestet. Die Personen mit und ohne Fachbezug sollen Feedback hinsichtlich der Kriterien:

- Verständlichkeit, Eindeutigkeit der Frage,
- sinnvolle Antwortmöglichkeiten,
- Reihenfolge/roter Faden und
- Funktionsweise

geben. Das Feedback wird im Fragebogen berücksichtigt. Auf Grundlage des Feedbacks werden weitere Möglichkeiten zu Ausweichantworten (keine Angabe/keine Aussage) gegeben. Zudem wird die Nutzung von Mehrfach-, anstelle von Einzelantworten erweitert.

5.1.2. Durchführung der Befragung

Ein maximaler Befragungszeitraum von 30 Tagen, wie von Steinbrecher (2016) vorgeschlagen kann hier bestätigt werden. Ein Erinnerungsschreiben sollte spätestens 14 Tage nach der Einladung zur Befragung versandt werden.

1 Eine zusätzliche eingeführte Frage (B10) zu der Genauigkeit der Sachwertfaktoren der örtlichen GAAs, die nicht explizit im Rahmen der Arbeit mit ausgewertet werden sollte, weist eine 4 Punkte Skala auf, da hier eine Tendenz abgeleitet werden sollte. Anstelle des 5. Punktes ist hier eine Ausweichmöglichkeit vorhanden.

Die Befragung wurde am 15. Februar 2016 an die Immobilienexperten[1] mit der Bitte um Teilnahme übersandt. Eine Erinnerung zur Teilnahme erfolgte am 15. März 2016. Der Fragebogen wurde an 1250 Sachverständige für Immobilienbewertung per E-Mail verschickt. In einer weiteren Anfrage wurde die Befragung über die Oberen Gutachterausschüsse verteilt (ab 14. April 2016). Hier wurden 25 Teilnahmen registriert. Die Umfrage wurde am 10. Mai 2016 geschlossen, wobei bereits Ende April die letzten Teilnahmen stattgefunden haben.
Von den angeschriebenen Gutachtern haben insgesamt 309 an der Umfrage teilgenommen (ca. 25 % Prozent) wobei 255 Fragebögen vollständig ausgefüllt wurden. Die teilausgefüllten Umfragen wurden einzeln untersucht und bei einer ausreichenden Anzahl an Antworten für die Auswertung herangezogen. Es konnten von den 309 Fragebögen 261 für die Auswertung im Rahmen dieser Arbeit herangezogen werden. Dies entspricht einer Rücklaufquote von etwa 21 % Prozent. Die Anzahl der Befragten im online-Tool ist jeweils eine Woche nach den Anschreiben nur noch vereinzelnd gestiegen. Aufgrund der Anonymisierung der Daten im Befragungstool LimeSurvey ist eine detailierte Statistik nach Teilnahmezeitpunkt nicht möglich. Die erreichte Rücklaufquote befindet sich in einem mittleren Bereich der zu erwartenden Rückläufer bei derartigen Befragungen (Döring und Bortz, 2016, S. 412).

5.1.3. Würdigung der Stichprobe und allgemeine Erkenntnisse

Die Stichprobe der angeschriebenen Experten ist keine zufällig gezogene Stichprobe. Der erstellte E-Mail Verteiler ist maßgeblich für die Stichprobe verantwortlich. Da eine Bereitstellung der E-Mail Adressen von den Zertifizierungsstellen und Kammern (unter Verweis auf den Datenschutz) nicht erfolgte, mussten die E-Mail Adressen aus frei zugänglichen Quellen entnommen werden. Hierzu zählen die gemeinsame Plattform der Kammer[2] und die Plattformen der Zertifizierer (Sachverständigenverzeichnis Sprengnetter-Zert, Hypzert, DIA-Zert), wobei im Sachverständigenverzeichnis bei Sprengnetter auch Personen eingetragen sind, die durch Dritte qualifiziert wurden. HypZert veröffentlicht lediglich vereinzelnd E-Mail Adressen, so dass hier ca. 350 E-Mail Adressen ausgelesen werden konnten. Redundante E-Mail Adressen wurden entfernt, so dass insgesamt ein Verteiler mit ca. 1250 Adressen genutzt werden konnte. Es handelt sich bei dieser Stichprobe um eine forschungspragmatische Stichprobe (vgl. (Jandura et al., 2011, S. 262)) oder willkürliche Stichprobe. Bei diesen Stichproben ist der Schluss auf die Repräsentativität in der Regel problematisch (vgl. Brosius et al. (2016, S. 67)). Im Kontext der vorgenannten Fragestellungen ist dies jedoch vernachlässigbar. Die Stichprobe soll aussagekräftig hinsichtlich der Professionen bzw. zu räumlichen und sachlichen Tätigkeitsfeldern sein.
Um die Ergebnisse der Umfrage auf die Grundgesamtheit der Immobilienexperten zu beziehen, bedarf es des Vergleichs dieser Stichprobe mit der Grundgesamtheit. Die Grundgesamtheit der Immobilienbewertungsexperten ist kein scharf abgrenzbarer Begriff. Im Rahmen dieser Arbeit sind Immobilienexperten jene Personen, die Verkehrswerte im Sinne des § 194 BauGB ermitteln. Die Experten müssen zum Zeitpunkt der Befragung in Deutschland tätig bzw. ansässig sein. Die Ermittlung der Grundgesamt-

1 Der Begriff der Immobilienexperten ist nicht eindeutig definiert. Diskussionen zur Abgrenzung finden sich in Kapitel 5.1.3.
2 http://svv.ihk.de/svv/content/home/home.ihk (Letzter Aufruf September 2016).

heit der Immobilienexperten stellt sich auch mit dieser abgegrenzten Definition als schwer heraus. Es wird unterstellt, dass im Zeitverlauf der Befragung (3 Monate) die Eigenschaften der Grundgesamtheit nicht signifikant variieren. Eine Veränderung der Zusammensetzung der Grundgesamtheit im Zeitverlauf von 3 Monaten wird mit hoher Wahrscheinlichkeit geringer ausfallen, als die Genauigkeit der Bestimmung der Grundgesamtheit.
Methoden, wie beispielsweise die Rückfangmethode[1], scheiden hier aus, da die Gesamtpopulation zur Verfügung stehen müsste.
Eine Annäherung der Verteilung der Eigenschaften kann über die Statistiken der Kammern zur öffentlichen Bestellung sowie der Zertifizierer zur Zertifizierung nach DIN/ISO 17024 erfolgen. Hierbei bleiben jedoch die nicht über diese Träger qualifizierten Sachverständigen außen vor.
Die Stichprobe der Befragten setzt sich folgendermaßen zusammen[2]: Die Befragten sind größtenteils über 50 Jahre alt und blicken auf eine Berufserfahrung von mehr als 10 Jahren zurück. Der überwiegende Teil der Befragten ist männlich (vgl. Abbildung 5.1).

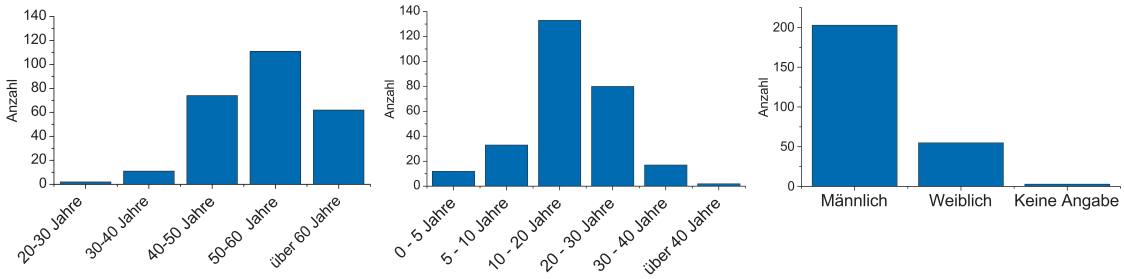


Abbildung 5.1.: Altersstruktur (links), Berufserfahrung (Mitte) und Geschlecht (rechts) der Befragten. Quellen: Soot et al. (2017).

Gender | Werden diese Daten, mit den Daten die für die Grundgesamtheit zur Verfügung stehen, verglichen, fällt Folgendes auf: Die Verteilung der Geschlechter in der Befragung passt sehr gut zu der Grundgesamtheit. Nahezu in allen zugänglichen Verzeichnissen von Sachverständigen ist etwa 1/5 dem Namen nach weiblich. In der Befragung zeigt sich ein Verhältnis von 203 (78 %) zu 55 (22 %). Bei den Kammern findet sich eine Verteilung von 953 männlich (79 %) zu 228 weiblich (21 %).
Alter | Ein Vergleich der Altersstrukturen von Zertifizierern und Kammern deckt sich mit diesen Verteilungen. Bei MRICS/FRICS gibt es zum Zeitpunkt der Befragung 1642[3] Mitglieder. Das Durchschnittsalter ist rund fünfundvierzig Jahre. Die Altersstruktur ist in Abbildung 5.2 dargestellt. Sie ist etwas symmetrischer als die Altersstruktur der Teilnehmer der Befragung (Abbildung 5.1 links).
Ausbildung | 35 Personen geben an, dass sie ausschließlich eine Berufsausbildung absolviert haben, fünf von ihnen haben zwei Ausbildungen absolviert.

1 Die Rückfangmethode ist eine Methode, um auf die Grundgesamtheit zu schließen. Dabei wird eine zufällige Stichprobe „gefangen", d. h. markiert, und aus der Häufigkeit, wie oft diese markierten Individuen „wiedergefangen" werden, auf die Grundgesamtheit geschlossen. (Jandura et al., 2011, S. 171 ff.).
2 Die folgenden Informationen des Abschnitts zur Darlegung der Stichprobe wurden bereits in Soot et al. (2017) veröffentlicht.
3 Quelle: Schriftliche Antwort von Frau Schnell (E-Mail vom 12.09.2016), Membership Assessment & Services Executive, Deutschland, Östereich, Schweiz (DACH) Royal Institution of Chartered Surveyors (RICS).

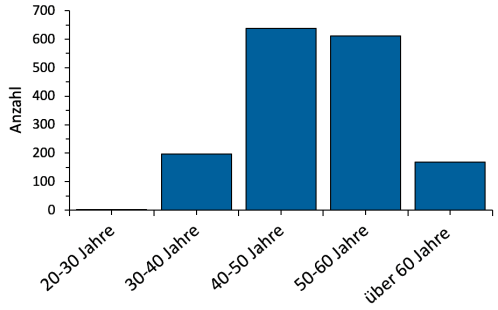


Abbildung 5.2.: Altersstruktur der Mitglieder bei RICS (eigene Darstellung).

Die Berufsgruppen, in denen die Ausbildung erfolgte, sind in Abbildung 5.3 (links) dargestellt. Eine große Anzahl der Befragten gibt an, dass sie kombinierte Ausbildungswege absolviert haben. Die Kombinationen der Ausbildungswege sind in Abbildung 5.3 (rechts) dargestellt.

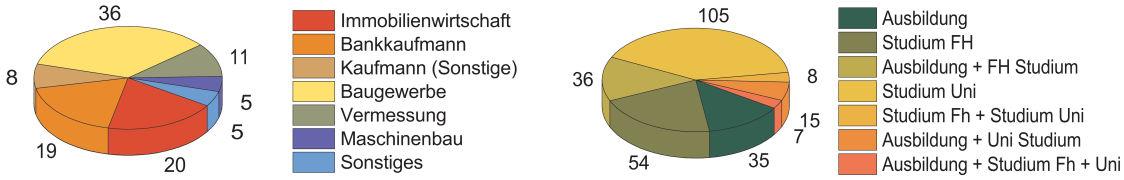


Abbildung 5.3.: Bereiche, in denen die Befragten eine Berufsausbildung absolviert haben (links) und Kombination der einzelnen Schritte der Ausbildungen. Quellen: nach Soot et al. (2017).

Mehr als die Hälfte der Befragten hat einen Hochschulabschluss (135) und/oder einen Fachhochschulabschluss (FH) (105). Zwei Befragte geben einen Bachelor (Uni) als höchsten Bildungsabschluss an (üblicherweise 6- bis 7-semestrige Studien). Die Mehrheit der Befragten (166) hat einen Master- oder Diplomabschluss (üblicherweise ein mindestens 9-semestriges Studium). Sechs Befragte haben nach eigener Auskunft sowohl einen Master- als auch einen Diplomabschluss. Fast jeder Fünfte gibt an, nach dem Studium ein Referendariat (29) bzw. eine Promotion (21) abgeschlossen zu haben (Abbildung 5.4 links). Die meisten der befragten Immobilienexperten verfügen also über ein hohes Bildungsniveau. Es ist davon auszugehen, dass diese Aussage auch für die Grundgesamtheit der Immobilienexperten gilt.

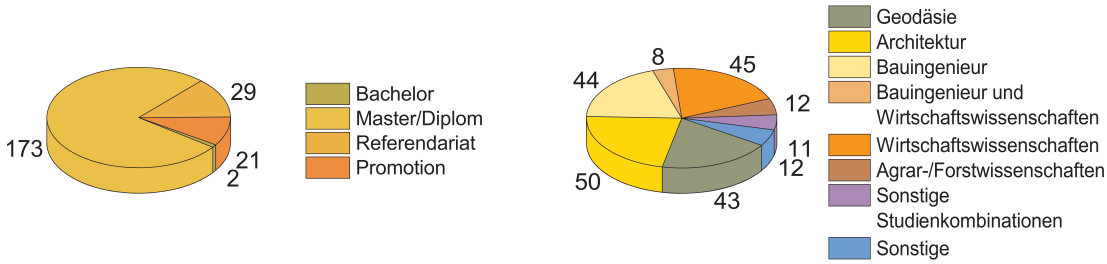


Abbildung 5.4.: Höchster Bildungsabschluss der Befragten (links) sowie Studiengang der Befragungsteilnehmer (rechts). Quellen: nach Soot et al. (2017).

Die Ergebnisse zu den Studienfächern sind sehr heterogen (vgl. Abbildung 5.4 rechts). Im Wesentlichen fallen vier Hauptbereiche auf, die je ca. ein Fünftel der Befragten ausmachen. Diese Bereiche sind Geodäsie/Vermessungswesen (43), Architektur (50) und Bauingenieurwesen (44) sowie (Betriebs-)Wirtschaft (45). Im letzten Fünftel sind sonstige Studiengangsrichtungen mit Agrar-/Forstwissenschaften (12) und Studienkombinationen (19) zusammengefasst. Innerhalb der Kombinationsgruppen können keine Systematiken festgestellt werden. Ebenso kann auf Grund der Befragungsstruktur nicht festgestellt werden, ob es sich bei mehreren Studiengängen um Aufbaustudien handelt, oder ob die Studiengänge unabhängig voneinander durchgeführt wurden.

Weiterqualifikation | Etwa ein Viertel der Befragten ist als freier oder geprüfter Sachverständiger tätig. Ein weiteres Viertel verweist auf mehrere Nachweise ihrer Qualifizierung. Es existieren hier vielfältige Kombinationen der Qualifizierungsnachweise; dabei überwiegt jedoch die Kombination aus öffentlicher Bestellung (öB) und Zertifizierung nach DIN/ISO 17024. Etwa ein Achtel der Befragten gibt an, neben einer öffentlichen Bestellung oder Zertifizierung nach DIN/ISO 17024 auch einen internationalen Qualifizierungsnachweis (RICS oder REV) zu haben. Der verbleibende Rest verteilt sich auf die Zertifizierung nach DIN/ISO 17024 und die öffentliche Bestellung (Abbildung 5.5).

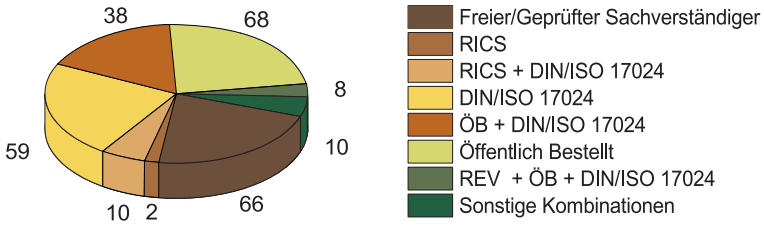


Abbildung 5.5.: Qualifikation der Befragten. Quelle: Soot et al. (2017).

Der überwiegende Teil der befragten Experten ist durch die Industrie- und Handelskammer (IHK) öffentlich bestellt und vereidigt. Dies ist auch bei der Verteilung aller öffentlich bestellter Sachverständigen für Immobilienbewertung zu erkennen[1] (vgl. Tabelle 5.1).

Tabelle 5.1.: Anzahl der öffentlich bestellten und vereidigten Sachverständigen nach § 36 GewO (eigene Darstellung).

Besteller	Gesamt	Tatsächlich befragt
IHK	954	78 (8 %)
Architektenkammer	108	14 (12 %)
Ingenieurkammer	77	13 (17 %)
Landwirtschaftskammer	42	8 (19 %)
Gesamt	1181	113 (10 %)

Bei den Zertifizierern ist der Marktführer HypZert. Bei HypZert sind mit Abstand die meisten Personen nach Deutsches Institut für Normung (DIN)/International Organization for Standardization (ISO) 17024 zertifiziert. In der Umfrage ist der überwiegende Teil

1 Quelle: http://svv.ihk.de/svv/content/home/home.ihk (Abfrage nach Sachgebiet 1400 (Bewertung von Immobilien). Diese Liste ist nach Aussage des Deutschen Industrie und Handelskammertag (DIHK) vollständig und enthält alle nach § 36 Gewerbeordnung (GewO) ö.b.u.v. Sachverständigen (telefonische Auskunft durch Herrn Rickert DIHK vom 2.9.2016).

der Teilnehmer bei Sprengnetter-Zert zertifiziert (vgl. Tabelle 5.2). HypZert, DIA-Zert und IQ-Zert sind unterrepräsentiert. Allgemein kann festgestellt werden, dass die Anteile der dem Namen nach weiblichen Immobilienbewertungsexperten bei den Zertifizierern bei unter 30 % liegen.

Tabelle 5.2.: Anzahl der zertifizierten Sachverständigen nach DIN/ISO 17024 bei den durch die DAkkS zum Zeitpunkt der Befragung akkreditierten Zertifizierern. Doppelnennungen möglich (eigene Darstellung).

Zertifizierer	Anzahl	Tatsächlich befragt
Keine Angabe	-	63
Sprengnetter	155[1]	26 (17 %)
HypZert	1588[2]	21 (1 %)
DIA-Zert	183[3]	4 (3 %)
Eiposcert	3[4]	1 (33 %)
IQ-Zert	58[5]	0
Gesamt	≈2000	115

Jeweils ein Teilnehmer gibt an, bei EurAS-Zert bzw. TÜV-Zert zertifiziert zu sein. Diese Personenzertifizierungen sind derzeit nicht in Deutschland akkreditiert. Des Weiteren geben 10 Personen an, Recognized European Valuer REV zu sein.
Auf eine Diskussion der Unterschiede und Stellenwerte zwischen diesen Qualifikationen wird hier verzichtet. Es wird diesbezüglich auf die Fachliteratur verwiesen (z. B. Schwenk (2002)).
Tätigkeitsfeld | Die befragten Experten sind deutschlandweit (D) tätig (vgl. Abbildung 5.6). Etwa die Hälfte aller Befragten sind bundesländerübergreifend tätig (127). Etwa ein Achtel der Befragten (31) nennen eine bundesweite Tätigkeit.

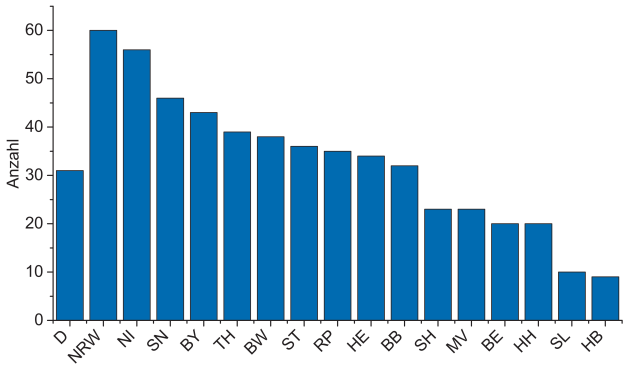


Abbildung 5.6.: Tätigkeitsregionen nach Bundesländern der Teilnehmer. Quelle: Soot et al. (2017).

Die Tätigkeit der Befragten erstreckt sich auf alle Märkte, von Großstädten (152) bis hin zu ländlichen Räumen (175).

1 Telefonische Auskunft Frau Schoop, Leiterin Zertifizierungsstelle Sprengnetter (02.09.2016).
2 E-Mail Frau Wartig, HypZert (02.09.2016).
3 Online Verzeichnis (Stand 12.9.2016).
4 E-Mail Frau Mai, Eiposcert (9.9.2016).
5 E-Mail Frau Klein, IQ-Zert (13.9.2016).

Der häufigst bewertete sachliche Teilmarkt ist der Teilmarkt der Mehrfamilienhäuser (MFH)/ Geschosswohnungsbau (GWB) (239). Die räumlichen und sachlichen Tätigkeitsfelder sind in Abbildung 5.7 dargestellt. Die Stichprobe der befragten Experten ist hinsichtlich der räumlichen Tätigkeitsfelder als repräsentativ zu beurteilen. Es haben mindestens 10 Teilnehmer pro Flächenbundesland an der Befragung teilgenommen. Die Verteilungsverhältnisse entsprechen annähernd der Verteilung der Einwohner bzw. Haushalte pro Bundesland. Lediglich die Bundesländer NI, SN und TH sind in Bezug auf diese Vergleichsmaßstäbe leicht überrepräsentiert.

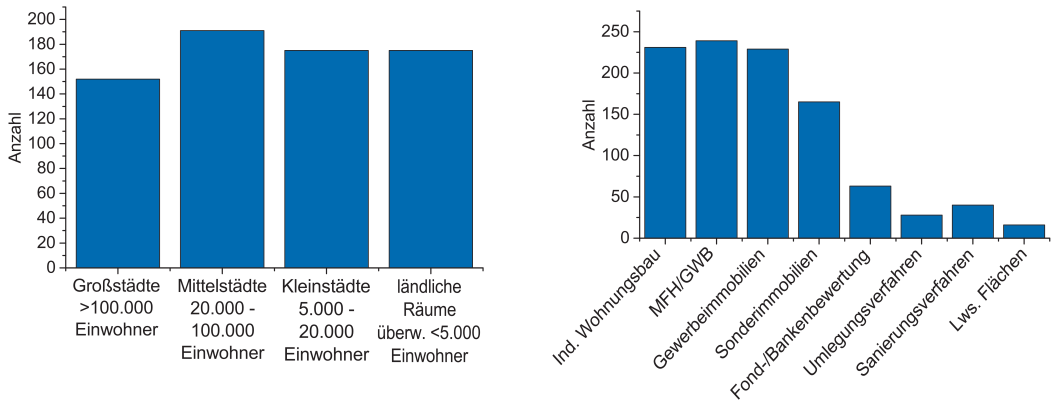


Abbildung 5.7.: Räumliche (links) und sachliche (rechts) Teilmärkte in denen die Sachverständigen tätig sind. Quelle: Soot et al. (2017).

5.1.4. Auswertung

Aus den Antworten zu Bildung und Studium werden die Berufe kategorisiert, um Abhängigkeiten zu untersuchen. Nur diejenigen Personen, die sowohl eine Berufsausbildung als auch ein Studium im selben Studienbereich abgeschlossen haben, werden den jeweiligen Kategorien zugeordnet. Personen, die in verschiedenen Bereichen ausgebildet wurden bzw. studiert haben, werden in Kombinationsgruppen zusammengefasst. Da diese sehr klein sind, werden sie in der Gruppe Sonstiges/Kombinationen zusammengefasst. Die Verteilung der abgeleiteten Professionen ist in der Abbildung 5.8 dargestellt.

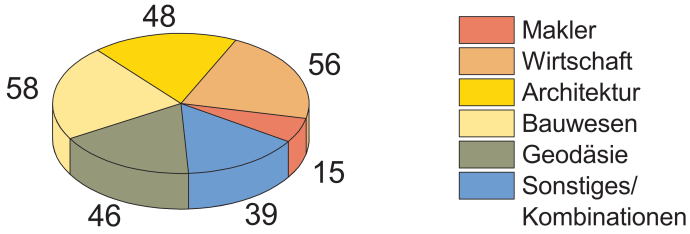


Abbildung 5.8.: Professionen der Teilnehmer. Quelle: Soot et al. (2017).

Differenziert nach den Professionen können die Fragestellungen zu den Themenkomplexen Datennutzung, Anzahl der Gutachten, der Nutzung von Wertermittlungsverfahren sowie der Genauigkeitseinschätzung abgeleitet und untersucht werden. Aufgrund der

landesübergreifenden Tätigkeitsbereiche ist eine differenzierte Betrachtung der Aspekte nach räumlichen Gesichtspunkten nicht möglich.
Die Analysen hinsichtlich der Abhängigkeiten werden je nach Skalenniveau mittels einer Kontingenzanalyse (vgl. Mayer (2013, S. 141)) in Form eines χ^2-Unterschiedstest (auch Pearson-χ^2-Test genannt) durchgeführt. Hierbei werden jeweils die erwarteten (durchschnittlichen) Häufigkeiten der Antworten mit den tatsächlich gegebenen Antworten verglichen und getestet, ob die Antwortanzahl signifikant abweicht. Die Arten der Abweichungen werden dann mittels Kreuztabelle aufgedeckt.

5.1.5. Erkenntnisse zum allgemeinen Expertenwissen

Um Erkenntnisse über die genutzten Daten abzuleiten, wird den Befragten ein Katalog von verschiedenen Marktdaten vorgegeben, zu denen sie Aussagen treffen sollen, wie häufig sie diese Daten jeweils nutzen. Die Daten der GAAs (Marktberichte/BRW etc.) werden von allen Befragten genutzt. Über 90 % der Befragten nutzen diese Daten häufig oder sehr häufig. Ebenso geben die Befragten an, dass sie sehr häufig (195) oder gelegentlich (46) eigene Daten nutzen. Lediglich 4 Befragte nutzen nie eigene Daten (keine Angabe: 16). Die Häufigkeit der Nutzung der Daten ist in Abbildung 5.9 dargestellt.

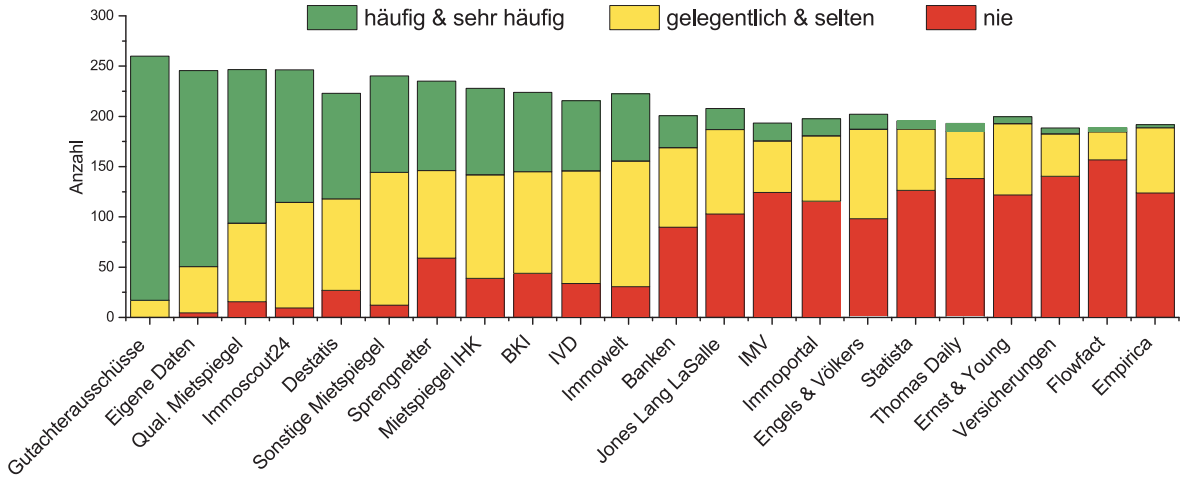


Abbildung 5.9.: Genutzte Datenquellen für die Wertermittlung (Antwortmöglichkeiten vorgegeben - sortiert nach häufig und sehr häufig). Quelle: nach Soot et al. (2017).

Die Kontingenzanalyse zur Aufdeckung der Abhängigkeiten der Profession von den kategorialen Antworten der 5 Punkte Skala (sehr häufig bis nie) im Bezug auf die Häufigkeit der Nutzung der einzelnen Datenkategorien wird auf alle Datenquellen angewendet. Hierzu werden die erwarteten Häufigkeiten für die einzelnen Antwortmöglichkeiten (sehr häufig bis nie) mit den tatsächlichen Antwortmöglichkeiten verglichen. Da für einige Datenquellen keine ausreichenden Antwortanzahlen pro Profession und Häufigkeit der Datennutzung (mindestens 5 Antworten notwendig) vorliegen, werden die Kategorien sehr häufig und häufig, sowie gelegentlich und selten zu jeweils einer Kategorie zusammengefasst. Der dadurch auftretende Informationsverlust wird als gering eingeschätzt, da es hier insbesondere um die Tendenzen geht.

Lediglich für die Immobilienscout24-Daten wird die Nullhypothese (H_0: Es besteht kein Zusammenhang zwischen Profession und Nutzungshäufigkeit der Daten) mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit α von 3,9 % < 5 % abgelehnt. Es fällt auf, dass die Sachverständigen mit den Professionen Bauwesen/Architektur sowie Wirtschaft signifikant häufiger die Daten von Immobilienscout24 nutzen (vgl. Abbildung 5.10). Bei dem Immobilienportal ImmoWelt ist der Anteil der Nutzung im Verhältnis gleich. Bei den restlichen Daten ist bei 5 % Irrtumswahrscheinlichkeit kein Zusammenhang zwischen Profession und Datenquellen erkennbar.

Im offenen Fragefeld zu weiteren Datenquellen wird auch der Kontakt zu (ortsansässigen) Maklern (14) sowie Austausch mit anderen Experten (Expertengremien/Gutachten Dritter) (16) angegeben. Darüber hinaus wird die Nutzung von Geoportalen (geoport/on-geo) angegeben (20 mal).

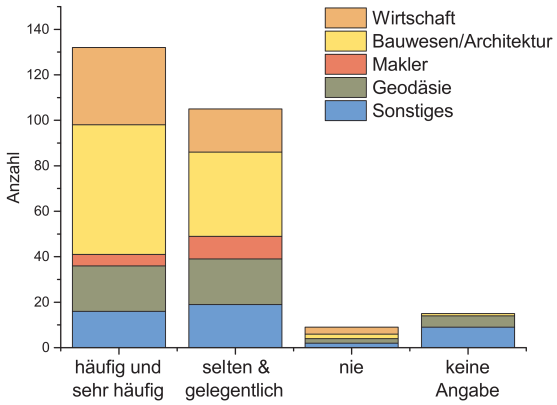


Abbildung 5.10.: Nutzung der Daten von Immobilienscout24 durch die Befragten, differenziert nach Professionen. Quelle: Soot et al. (2017).

Das von den Befragten am häufigsten genutzte normierte Verfahren zur Wertermittlung ist das Ertragswertverfahren. Alle Befragten geben an, dieses Verfahren häufig (255) oder gelegentlich (6) zu verwenden. Das Sachwertverfahren wird lediglich von 2 Personen nie genutzt; der überwiegende Teil (228) nutzt das Verfahren häufig und nur 31 Befragte gelegentlich. Das Verfahren mit der höchsten Marktnähe, das Vergleichswertverfahren, wird am seltensten von den befragten Experten genutzt; drei Befragte geben an, dass sie das Verfahren nie nutzen. In etwa die Hälfte der Befragten nutzen das Verfahren nur gelegentlich und nur 144 Personen nutzen das Verfahren häufig (vgl. Abbildung 5.11 links). Bei der Häufigkeit der Nutzung der normierten Wertermittlungsverfahren gibt es bei einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 5 % keinen signifikanten Unterschied zwischen den Professionen.

Die Verteilung der Nutzung der verschiedenen Instrumente zur Überprüfung der Wertermittlungsergebnisse ist in Abbildung 5.11 rechts dargestellt. Am häufigsten nutzen die Befragten weitere normierte Verfahren zur Plausibilitätsprüfung ihrer Wertermittlungsergebnisse (80 % häufig oder sehr häufig). Darüber hinaus werden eigene Daten und Referenzobjekte oder Diskussionen mit anderen Experten von fast allen befragten Experten zur Plausibilisierung genutzt. Ein Online-Vergleich, beispielsweise mit Immobilienportalen (Angebotsdaten), wird von ca. 80 % der Befragten genutzt, wobei eine

Mehrheit der Befragten eher selten darauf zurückgreift. Lediglich 35 % der Befragten nutzen diese Informationen häufig oder sehr häufig. Hier fällt auf, dass Nutzer dieser Daten signifikant häufiger aus dem Bereich ‚Architektur/Bauwesen' und ‚Wirtschaft' kommen[1]. Nicht normierte Verfahren zur Plausibilisierung kommen überwiegend selten oder nie zum Einsatz (55 %). Lediglich knapp 15 % der Befragten nutzen dieses Instrument häufig oder sehr häufig.

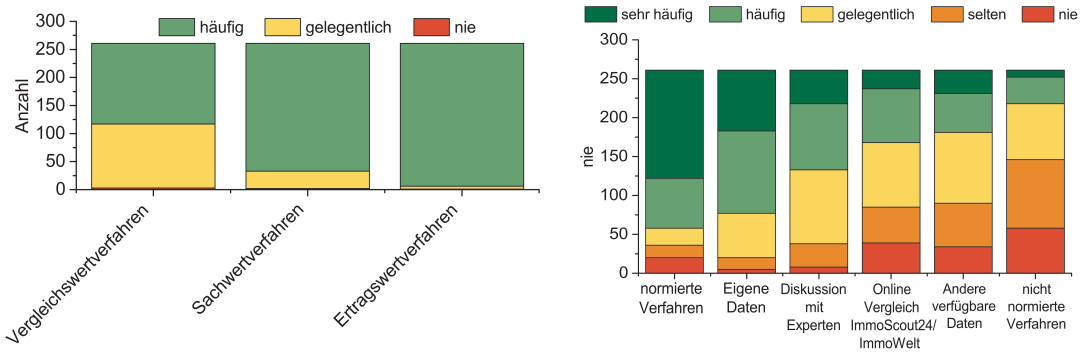


Abbildung 5.11.: Häufigkeit der Nutzung der normierten Wertermittlungsverfahren (links) und Methoden zur Validierung der Ergebnisse (rechts). Quellen: Soot et al. (2017).

Genauigkeit

Die Befragten werden gebeten, eine Einschätzung der Genauigkeit ihrer Bewertungsergebnisse zu geben. Hierzu sollen sie ein durchschnittliches Streuungsmaß ihrer Wertermittlungsergebnisse angeben. Insgesamt wurde diese Frage von 248 Befragten (von 261 Befragten) beantwortet. 211 Befragte geben einen konkreten Wert an. 33 Personen geben Spannen an, wobei 3 Personen zusätzlich einen Hinweis auf die Differenzierung nach Objektarten angeben. 4 Befragte geben lediglich an, dass die Genauigkeit von der Objektart abhängt, ohne einen Zahlenwert zu nennen. Die Professionen „Wirtschaft und Makler" gaben bei der Befragung eher Spannen an, während „Geodäten", „Bauingenieure" und „Architekten" zu Werten tendieren.

Die erwartete Genauigkeit schwankt sehr stark. Das arithmetische Mittel aus allen Angaben beträgt 12,2 %. Der Median liegt bei 10 %. Im Rahmen der Kontingenzanalyse ist mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 5 % keine Abhängigkeit der eingeschätzten Genauigkeit von der Profession nachweisbar. Die Mittelwerte nach Profession schwanken zwischen 10,5 % und 13 %, wobei die Standardabweichungen für alle Kategorien bei über 4 % liegen. Das gleiche Streuungsverhalten kann auch bei einer räumlich differenzierten Betrachtung festgestellt werden. Hier schwanken die Mittelwerte nach Bundesländern zwischen 9,6 % (Hessen, 7 Angaben) und 16,1 % (Sachsen, 11 Angaben), jedoch mit einer Standardabweichung pro Bundesland von bis zu 7 %. Ebenfalls kann keine Abhängigkeit der Tätigkeitsfelder (sachliche bzw. räumliche Teilmärkte) nachgewiesen werden. Die jeweiligen Gruppen („sind in diesem Teilmarkt tätig" und „sind nicht in diesem Teilmarkt tätig") weisen nahezu identische Mittelwerte auf[2].

1 Die Kontingenzanalyse liefert hier mit einer 5 % Irrtumswahrscheinlichkeit einen Zusammenhang dieser Profession mit dem Antwortverhalten für diese Daten.
2 Abweichungen stets < 2 % bei Standardabweichung > 3 %.

Trotz der allgemein gering eingeschätzten Streuung gibt die Hälfte der Befragten an, dass sie in den Gutachten keine Aussage zur Genauigkeit ihrer Verkehrswerte treffen (nie: 132). 94 Befragte machen diese Angabe gelegentlich, 19 Befragte häufig. Das Ergebnis der Frage nach der Genauigkeit ist differenziert nach Angabe einer Spanne oder Prozentangabe in Abbildung 5.12 dargestellt. Es ist zu erkennen, dass die präferierte Variante die Angabe einer Spanne ist.

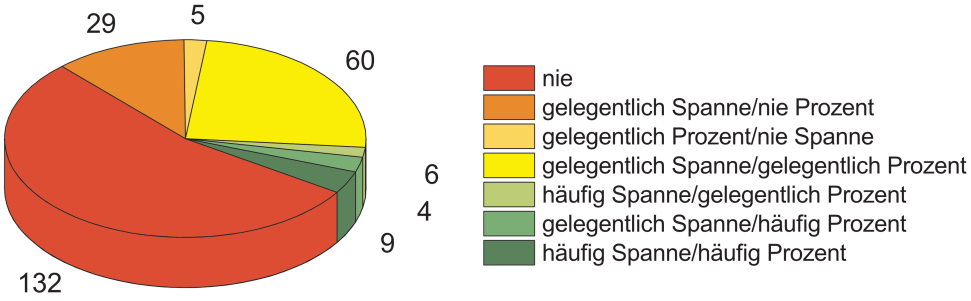


Abbildung 5.12.: Häufigkeit und Art der Angabe von Genauigkeiten bei Verkehrswerten. Quelle: Soot et al. (2017).

Zum Teil geben die Befragten für das Streuungsmaß Werte von >70 % an (35). Hier ist davon auszugehen, dass das Konfidenzintervall gemeint ist, da bei einer Wertermittlung von 70 % Unsicherheit die Wertermittlung durch einen Experten sinnlos wäre. Eine klarere Formulierung der Frage, bei der nach der Unsicherheit statt Genauigkeit gefragt worden wäre, hätte dies vermutlich verhindern können. Die genannten Werte lassen sich nicht ohne Weiteres in ein Streuungsmaß überführen. Aus diesem Grund werden die Daten für die Ermittlung der mittleren Streuung ausgeschlossen.

5.1.6. Fazit zur Befragung und Methodenkritik

Sachverständige für Immobilienbewertung sind durchweg gut ausgebildet und weisen teilweise sehr komplexe berufliche Werdegänge auf. Es kann keine signifikante Abhängigkeit der genutzten Wertermittlungsverfahren von der Profession oder auch der Einschätzung der eigenen Genauigkeit in den erhobenen Daten nachgewiesen werden. Das Ertragswertverfahren kann als das häufigste genutzte Verfahren der freien Sachverständigen identifiziert werden.
Die Daten der GAAs werden für die Bewertung hauptsächlich genutzt; darüber hinaus kommen aber auch weitere Informationen aus verschiedenen Quellen zum Einsatz. Insbesondere auch der Austausch zwischen den Experten wird genannt. Viele befragte Experten nutzen Angebotsdaten zur Plausibilisierung ihrer Ergebnisse. Die Profession „Wirtschaft“ und „Bauwesen/Architektur“ nutzt die Daten von Immobilienscout24 häufiger als die sonstigen Berufsgruppen. Allgemein geben die befragten Experten eine Unsicherheit ihrer Bewertung von weniger als ± 15 % an. Es kann keine Abhängigkeit der Profession oder der (räumlichen/sachlichen) Teilmärkte, in denen die Gutachter tätig sind, zur Höhe der Einschätzung der Unsicherheit nachgewiesen werden.
Die Befragung ist in einigen Aspekten verbesserungswürdig: Die Vorgabe der Datenquellen für die Befragten führt zwar zu eindeutigen Ergebnissen, sie führt allerdings

auch zu unreflektierteren Antworten. Es steht zwar bei der Auswahl der Daten auch die Möglichkeit einer Freitextantwort zur Verfügung, jedoch kann davon ausgegangen werden, dass die Reflektierung der eigenen Arbeitsweise und der tatsächlichen Nutzung von anderen, weiteren Datenquellen nicht durchgeführt wird, da die Nutzer sich mit der großen Auswahl an zur Verfügung stehenden Daten bei der Frage beschäftigen.
Alternativ sollte bei derartigen Fragen zukünftig zunächst eine offene Frage gestellt werden und dann darauf folgend eine Nutzungshäufigkeit abgeleitet werden, in der weitere Daten aufgeführt werden können, die der Nutzer aber zuvor nicht genannt hat. Allgemein kann jedoch davon ausgegangen werden, dass die genannten Quellen bereits sehr umfangreich sind und nur einzelne weitere Quellen genannt worden wären. Für diese selten genannten Datenquellen könnte auf Grund der vermutbaren geringen Nennungshäufigkeit aber keine signifikanten Abhängigkeiten nach den untersuchten Kriterien abgeleitet werden.
Die Frage zur Unsicherheit der ermittelten Verkehrswerte wird von den befragten Experten unterschiedlich verstanden. Die Angabe eines beispielhaften Zahlenwertes (beispielsweise $\pm$ 10 %) hätte die Frage zwar klargestellt, aber auch als Anker die Befragten beeinflussen können. Eine Alternative ohne Zahlenwerte wäre hier zielführender gewesen (Angabe in $\pm$ %).

5.2. Analysen von Intersubjektiven Befragungen

Die Expertenbefragung ist ein, auch in der gutachterlichen Praxis, häufig eingesetztes Instrument. Es wird immer dann genutzt, wenn zu dem jeweiligen Sachverhalt keine oder nur unzureichende Marktinformationen zur Verfügung stehen. Oftmals geht es darum, eine Einordnung innerhalb einer in der Literatur bereits genannten Größenordnung durch eine Befragung mehrerer Sachverständigen auf den lokalen Markt und Sachverhalt zu bestätigen bzw. zu korrigieren. Im Rahmen der Arbeit sollen insbesondere folgende Aspekte zu durchgeführten Experten- und Laienbefragungen analysiert werden:

- Wie verhält sich die Streuung von Befragungen?
- Gibt es Unterschiede der Streuung nach Thema der Befragung bzw. dem Aufbau der Befragung?
- Wirkt die räumliche Nähe der Experten zum Objekt der Befragung auf das Ergebnis?
- Können Laien den Wert einer Immobilie einschätzen?

Aus den Erkenntnissen sollen Hypothesen abgeleitet werden, die zukünftig weiter betrachtet werden sollen, um daraus Handlungsempfehlungen für Befragungen abzuleiten.

5.2.1. Analysierte Befragungen

Zur Abschätzung der Genauigkeit der verschiedenen Arten der Befragungen werden diese nach verschiedenen Kriterien untersucht. Die Kriterien leiten sich aus der Forschungsfrage (Abschnitt 2.3.3) ab:

- Überprüfung der Annahme der Normalverteilung, bzw. Bestimmung der Schiefe,
- Untersuchung zur Streuungsbreite,
- Vergleich der geschätzten Werte mit „wahren Werten“ (MAPE) – wenn möglich – und
- Prüfung auf auffälliges Antwortverhalten in der Befragung.

Insgesamt werden 16 Befragungen analysiert. Dazu werden aus verschiedenen Themenbereichen, in denen Befragungen durchgeführt werden, jeweils mindestens 2 Befragungen gesammelt. Durch die Wiederholung je Themenbereich kann die Wahrscheinlichkeit minimiert werden, dass die Beobachtungen zu den Befragungen in der Befragung selbst begründet sind und nicht im Themenbereich. Die weitere Akquise von Befragungen gestaltet sich allgemein schwer, weshalb im Rahmen der Arbeit lediglich Hypothesen aus Beobachtungen in den Befragungen abgeleitet werden können. Die einzelnen Befragungen werden überwiegend im Geschäftsalltag von Sachverständigen und Gutachterausschüssen durchgeführt. Sie beschäftigen sich mit den Themen wie der Ermittlung von merkantilen Minderwerten oder Wertbeeinflussungen, sowie der Ableitung von Bodenrichtwerten und Lageeinschätzungen. Darüber hinaus werden auch die Einschätzungen von Immobilienwerten durch Sachverständige und Laien in mehreren Befragung erfasst, die im Rahmen dieser Arbeit analysiert werden. Die einzelnen Befragungen werden

im Folgenden kurz vorgestellt und in Tabelle 5.4 hinsichtlich ihrer Eigenschaften und Kriterien zusammengefasst und gegenübergestellt. Teilnehmer an den ersten zwölf Befragungen[1] sind Sachverständige im Bereich der Immobilienbewertung. Die Teilnehmer an den Befragungen 13-16 sind Laien[2].

Merkantiler Minderwert (MM)

Die Befragungen zu merkantilen Minderwerten (MM) werden von vielen Sachverständigen durchgeführt. Im Rahmen dieser Arbeit werden 3 verschiedene Befragungen zu diesem Thema analysiert.

Bei den drei Befragungen MM1[3], MM2 und MM3 geht es um den Einfluss durch einen merkantilen Minderwert durch einen vollständig instandgesetzten Wasserschaden. Die Objekte und die Lage der Objekte werden auf ca. einer halben Seite vorgestellt. Ebenso wird der schadensfreie Verkehrswert mit angegeben. Insgesamt haben jeweils zwischen 18 und 20 Teilnehmer an den Befragungen teilgenommen.

Bei MM1 handelt es sich um einen Baumangel, durch den Wasser in den Keller eingedrungen ist. Der Schaden und die Beseitigung werden auf ca. einer halben Seite erläutert. Die Sachverständigen können den merkantilen Minderwert in vier Klassen (bis zu 2,5 %, bis zu 5 % bis zu 10 % und bis zu 15 % Abschlag) oder frei einschätzen. Zusätzlich wurde die Möglichkeit für Anmerkungen gegeben. Die Ergebnisse dieser Verteilung sind rechtsschief.

Bei MM2 handelt es sich um einen Schaden, der durch eindringendes Wasser entstanden ist. Der Schaden wird auf ca. einer halben Seite beschrieben und ein Grundriss des betroffenen Bereiches mit dargestellt. Die Sachverständigen konnten den merkantilen Minderwert in drei Klassen (bis zu 2 %, bis zu 5 % bis zu 10 % Abschlag) oder frei einschätzen. Die Ergebnisse dieser Verteilung sind nahezu symetrisch (Schiefe -0,07), aber die Nullhypothese der Normalverteilung bei Prüfung mit dem Shapiro-Wilk-Test wird bei 5 % Irrtumswahrscheinlichkeit aufgrund der nur 3 Ausprägungen abgelehnt.

Im Fall MM3 wurde der Schaden (Wasserrohrbruch) durch den Sachverständigen in einem kurzen Absatz, der auch Aussagen zur Mangelbeseitigung enthält, erläutert. Zusätzlich sind 2 Bilder mit angefügt. Die Sachverständigen konnten den merkantilen Minderwert in drei Klassen (0 % Abschlag, 2,5-5 % Abschlag oder 5-10 % Abschlag) oder frei einschätzen. Zusätzlich wurde die Möglichkeit für Anmerkungen gegeben. Die Ergebnisse dieser Verteilung sind linksschief. Sämtliche Angaben liegen innerhalb der vorgeschlagenen Skala.

1 IDs der Befragungen: MM1, MM2 MM3, WE1, WE2, WE3, BRW1, BRW2, LAGE1, LAGE2, WERT1, WERT2.
2 IDs der Befragungen: LAIE1, LAIE2, LAIE3, LAIE4.
3 Die Kurzbezeichnungen der einzelnen Befragungen werden zur Zusammenfassung genutzt.

Tabelle 5.3.: Auffallende Unterschiede in den Ausführungen zur Schadensbeschreibung und -beseitigung im Vergleich zur Höhe der eingeschätzten Wertminderung (eigene Darstellung).

	Schaden	Schadensbeseitigung	Wertminderung
MM1	„erheblichem Umfang“	„unter Aufsicht eines ÖbvS“; „kein weiterer Schadensfall“	2,7 %
MM2	„nur Sockelbereich“; „nicht das gesamte [...] sondern“;	„fachgerecht abgedichtet“	2,8 %
MM3	„umfangreicher Sachschaden“; „massiven Durchfeuchtungen“	„Maßnahmen [...] nicht bekannt“	6,8 %

Um die Abhängigkeit der Höhe des Abschlags zu analysieren, werden die Beschreibungen der Schäden und Aussagen zur Schadensbeseitigung gegenübergestellt (Tabelle 5.3).

Werteinflüsse (WE)

Die erste Befragung zu Werteinflüssen (WE1) wurde durch den Immobilienverband Deutschland (IVD)[1] durchgeführt. In der Beschreibung geht es um die Wertdifferenz zwischen einem an einer Straße gelegenen Grundstück und einem Hinterliegergrundstück. In der Befragung wurden insgesamt 388 Teilnehmer befragt, wie (keine, ein positiver oder negativer Unterschied) und in welcher Ausprägung sich das Hinterliegergrundstück wertmäßig vom straßenseitigen Grundstück unterscheidet. Den Befragten wurden Kategorien von 0 %, 1-5 %, 6-10 %, 11-15 %, 15-20 % und > 20 % vorgegeben. Zur Ermittlung der mittleren Werte wurden dann die Klassenmittelwerte herangezogen. Ein kleiner Teil der Experten (2 %) gibt eine positive Wertdifferenz an, 18 % geben keine Wertdifferenz und 80 % eine negative Wertdifferenz an. Werden die Angaben in den einzelnen Kategorien genutzt, weisen die Daten keine wesentliche Schiefe auf. Wird das Gesamtergebnis der Befragung betrachtet, ist aufgrund der abweichenden Angaben im negativen Bereich eine linksschiefe Verteilung der Antworten festzustellen.

Bei der zweiten Befragung zu Werteinflüssen (WW2) handelt es sich um den Einfluss eines Altlastenverdachtsfalls in der näheren Umgebung. Hier wurde mehreren Sachverständigen in einer viertelseitigen textlichen Darstellung der Sachverhalt vorgestellt und eine Skala von 0 %, 5 %, 10 %, 15 % und 20 % sowie eine offene Angabemöglichkeit gegeben. Insgesamt haben 7 Teilnehmer an der Befragung teilgenommen. Die Ergebnisse reichen von 0 % bis 25 % und sind linksschief verteilt.

Bei der dritten Befragung zu Werteinflüssen (WW3) handelt es sich um den Werteinfluss durch die mögliche Einschränkung eines Sondernutzungrechtes nach dem Gesetz über das Wohnungseigentum und das Dauerwohnrecht (WEG). Hier wurde den Befragten eine Skala von 0-1,5 %, 1,5-3 %, 3-5 % und > 5 % vorgegeben. Insgesamt haben 8 Personen an der Befragung teilgenommen. Die Daten weisen eine leichte linksschiefe Verteilung auf.

1 Ein Verband von Immobilienberatern, Maklern, Verwaltern und Sachverständigen im Bereich der Immobilienwirtschaft.

Bodenrichtwerte BRW

Im Rahmen der 2-jährlichen Ableitung von BRW werden bei einem GAA Bewertungsbögen für die Experten bereitgestellt, die in Heimarbeit ausgefüllt werden. Ergänzend werden den Sachverständigen folgende Unterlagen zur Verfügung gestellt:

- Alle Kauffälle (bebaut und unbebaut) aus den entsprechenden Bodenrichtwertzonen.
- Vorangegangener Bodenrichtwert inklusive des konjunkturell mittels durchschnittlicher Preissteigerung (Trendlinie) fortgeschriebenen Bodenrichtwertes.
- Vorgeschlagener Bodenrichtwert der Geschäftstelle.

Die Bodenrichtwerte werden von jedem Gutachter unabhängig auf Grundlage der zur Verfügung gestellten Informationen geschätzt und vor der Bodenrichtwertsitzung durch die Geschäfsstelle für die jeweiligen Arbeitsgruppen zusammengestellt. In einer Diskussionsrunde auf Grundlage der einzelnen und zusammengefassten Schätzungen werden die Ergebnisse für die einzelnen Zonen diskutiert und vorläufig beschlossen. Im Rahmen der Analyse werden die Schätzungen der Bodenrichtwerte für Mischnutzung (Befragung BRW1, Stichtag 01.01.2019) und Gewerbe (Befragung BRW2, Stichtag 01.01.2017) analysiert. An den Befragungen haben jeweils 6 bzw. 8 Mitglieder des GAA teilgenommen. Es kann festgestellt werden, dass die Streuung gering ist. Für die Gewerbenutzung liegt die Streuung bei 6 % und bei der Mischnutzung bei 14 %. Dies ist auch damit zu begründen, dass die Experten sich an den vorgeschlagenen Werten orientieren und die gleiche Datengrundlage nutzen. Die Schätzungen der Mitglieder des GAA weisen überwiegend eine rechtsschiefe Verteilung[1] auf. In 51 von 67 Fällen ist die Schiefe der Verteilungen > 0. Lediglich für jeden 4. Fall kann die Nullhypothese der Normalverteilung bei der Prüfung mittels Shapiro-Wilk Test angenommen werden. Bei Vergleich der vorgeschlagenen Werte mit den Schätzung der Befragten (unter Nutzung des MAPE) zeigen sich kleine Abweichungen von 10 % (Mischnutzung) und 3 % (Gewerbenutzung). In der Befragung gibt es keine auffälligen Teilnehmer.

Lageeinschätzungen

Als Grundlage zur Ableitung der BRW in einer Innenstadtlage wurde im Jahr 2018 eine Befragung zur Einschätzung nach Lagekategorien durchgeführt. An der Befragung LAGE1 nahmen insgesamt 9 Teilnehmer (TN) teil. Die Lageeinschätzung soll in einem Bearbeitungszeitraum von ca. 1 Monat in Heimarbeit durchgeführt werden. Es konnten alle zur Verfügung stehenden Materialien genutzt werden. Die Lage soll farbkodiert in eine Karte eingezeichnet werden, wobei die Unterteilung in 3 Stufen vorgesehen ist. Durch die Teilnehmer werden teilweise Zwischenstufen von 0,5 eingeführt (Stufen 1;1,5;2;2,5;3). Für die Lagekategorien werden Kriterien zur Definitionen mitgegeben. Lediglich in zwei von 24 Zonen stimmen die Einschätzungen der Experten überein (Einschätzung in niedrigster Kategorie). Zwei weitere Zonen, die lediglich durch 3 Experten eingeschätzt werden, weisen ebenfalls Übereinstimmungen auf. Die Standardabweichung[2] der Einschätzungen innerhalb der Zonen ist $\bar{\sigma}$ = 0,42 Lageklassen (σ_{max} = 0,7 Lageklassen, durchschnittliche Spanne=1,0).

1 Der überwiegende Teil der Expertenschätzungen ist kleiner als der arith. Mittelwert.

2 Die Standarabweichung wird hier im Sinne der Vergleichbarkeit auch für eine ordinale Größe berechnet. Dies unterstellt jedoch eine Gleichabständigkeit der Klassen.

Im Rahmen einer Masterarbeit zum Lagewertverfahren in Dresden (Stephan, 2018) wurde die Einschätzung von Lagemerkmalen im Kontext des Geschosswohnungsbaus durchgeführt. In dieser Befragung (LAGE2) wird zum einen die Gewichtung von Indikatoren zur Wirkung auf den Bodenwert abgefragt, zum anderen auch die Einschätzung von Merkmalen zur Lage. Es erfolgt eine Aufteilung der Mitglieder des GAA in zwei Gruppen, die jeweils einen Teil der definierten Lagen einschätzen sollen. Aufgrund des Umfangs der Befragungen war die Teilnehmerzahl auf 5 Personen pro Gruppe beschränkt. Die Experten werden nach der Einschätzung von verschiedenen vordefinierten Kategorien an verschiedenen Standpunkten in Dresden gebeten (Image, städtebauliche Situation, Verkehrsanbindung und Umwelteinflüsse). Dabei mussten sie ihre Einschätzung in einer Skala von -5 (sehr schlecht) bis +5 (sehr gut) abgeben. Die Einschätzungen schwanken an vielen Standpunkten sehr stark (σ_{max}= 2,8 Lageklassen; $\bar{\sigma}$=1,35 Lageklassen, durchschnittliche Spanne=3,4). Die Schiefe variiert von links- nach rechtsschief, aber es kann keine Systematik nach Kategorien oder Teilnehmern nachgewiesen werden. Lediglich in 2 von 170 Fällen geben die 5 Experten eine identische Einschätzung ab.
In 114 von 168 Fällen kann die mit dem Shapiro-Wilk-Test geprüfte Annahme der Normalverteilung nicht abgeleht werden (5 % Irrtumswahrscheinlichkeit). Allgemein weisen die Daten bei der Ermittlung der empirischen Schiefe Schwankungen von rechtsschief (-1) bis linksschief (+1) auf, sind aber im Mittel symmetrisch.

Werteinschätzungen von Experten (WERT)

Im Rahmen einer Expertenbefragung sollen die Verkehrswerte von Immobilien in Osnabrück eingeschätzt werden. An der Befragung WERT1 nahmen 7 Mitglieder des örtlichen GAA teil. Den Experten werden die beschreibenden Teile von Gutachten vorgelegt, in denen alle wesentlichen Informationen zur Bewertung dargestellt sowie Bilder mit angefügt wurden. Insgesamt werden 60 Objekte jeweils zwischen 3-5 mal durch verschiedene Sachverständige (SV) bewertet. Die Verteilung der einzelnen Befragungen weisen Schiefen zu beiden Seiten auf (-1 bis +1), wobei eine leichte Tendenz zu einer allgemeinen linksschiefen Verteilung erkennbar ist. Es kann keine Abhängigkeit der Schiefe von der Kaufpreishöhe oder der Stärke der Streuung festgestellt werden. Die Nullhypothese einer Normalverteilung nach Shapiro-Wilk-Test kann bei 5 % Irrtumswahrscheinlichkeit lediglich in 4 von 60 Fällen nicht angenommen werden. Die Streuung der Experten liegen in der Größenordnung der durch die Experten unter Kapitel 5.1.5 genannten Genauigkeitsbereiche ($\bar{V}$= 15 % V_{max} = 34 %).
Im Rahmen des DFG Forschungsprojektes <60451047> werden zwei Befragungen von Sachverständigen zur Einschätzung von Verkehrswerten von Immobilien durchgeführt. Den Experten stehen in der ersten Befragung (WERT2) als Grundlage Berechnungsformulare sowie der Marktbericht des zugehörigen Landkreises zur Verfügung (Soot et al., 2016). Die sachverständigen Mitglieder des örtlichen GAA werden gebeten, ihre Verkehrswertschätzung zu verschiedenen Objekten abzugeben. Die Objekte wurden dabei teilweise redundant von mehreren Experten bewertet. Aufgrund der im Projekt notwendigen Anzahl an unabhängigen Werten konnte die Anzahl an mehrfach wiederholten Werten nur begrenzt erfolgen (lediglich zur Validierung der Experten). Insgesamt werden 15 Objekte 3 mal und 14 Objekte 4 mal bewertet. Weitere Objekte, die lediglich 2 Mal bewertet wurden, sind in dieser Auswertung nicht betrachtet.
Aus den wiederholten (>2) Bewertungen kann das Streuungsmaß abgeleitet werden. Allgemein kann festgestellt werden, dass die Schiefe der einzelnen Einschätzungen um so rechtsschiefer sind, je höher der geschätzte mittlere Verkehrswert der Experten ist.

Die Streuung der Experten ist auch hier im erwarteten Bereich ($\bar{V}$= 14 % V_{max} = 29 %). Die Nullhypothese des Shapiro-Wilk-Tests auf Normalverteilung kann bei 5 % Irrtumswahrscheinlichkeit lediglich in 4 von 29 Fällen nicht angenommen werden. Für einige der Objekte liegt ein Verkehrswertgutachten[1] vor, zu denen Ableitungen von Abweichungen dargestellt werden können. Der MAPE liegt mit 13 % in der Größenordnung der allgemeinen Streuung. Die maximale Abweichung zum im Gutachten ermittelten Verkehrswert liegt bei 45 %. Die Annahme einer Normalverteilung der relativen prozentualen Abweichungen kann bei 5 % Irrtumswahrscheinlichkeit nicht abgelehnt werden.

Werteinschätzung von Laien (LAIE)

Bei Befragung LAIE1 handelt es sich um eine Befragung von Studierenden (5. Semester Bachelor Geodäsie & Geoinformation der TU Dresden). Hier werden im Rahmen einer Exkursion auf Grundlage einer Außenbesichtigung und Bildern des Zustands von innen sowie der Benennung der Eigenschaften des Objektes Einschätzungen des Verkehrswertes vorgenommen. Den Studenten stehen keine Hilfsmittel oder Quellen zur Verfügung und sie müssen ihre Wertschätzung unmittelbar und unabhängig voneinander vor Ort auf einem vorgefertigten Formular abgeben.
Die Befragungen LAIE2-LAIE4 sind im Rahmen eines studentischen Projektes erfasst. Hierbei werden im Rahmen von Straßenbefragungen Passanten zur Einschätzung von Immobilienwerten anhand eines zweiseitigen Exposes von Immobilien befragt. Das Expose beinhaltet Bilder (Außen- und Innenaufnahmen der Immobilie), die wesentlichen Eigenschaften (Wohnfläche, Grundstücksgröße, Boden(richt)wert) und die Lage in Form von zwei Karten (Makro- und Mikrolage). Die Teilnehmer kommen aus verschiedenen räumlichen und beruflichen Bereichen. Neben dem Alter, der Profession und der räumlichen Herkunft wird die Einschätzung eines Verkehrswertes (fiktiven Kaufpreises) erfasst. Die Befragung wird an mehreren Tagen und an verschiedenen Orten im Stadtgebiet von Dresden durchgeführt. Es wird untersucht, ob sich die Stichproben hinsichtlich der Zusammensetzung wesentlich unterscheiden. Für die Immobilien liegen sowohl Bewertungen als auch Kaufpreise als Referenzen vor. Bei den Objekten handelt es sich um MFH (LAIE1), ETW (LAIE2) und Einfamilienhäuser (EFHs) (LAIE3 und LAIE4).
Für die Antworten der Laien kann die Hypothese der Normalverteilung der Abweichungen zum Verkehrswert bei 5 % Irrtumswahrscheinlichkeit nicht gehalten werden. Es handelt sich um eine rechtsschiefe Verteilung (einige Laien überschätzen den Verkehrswert stark, während der Großteil den Wert leicht unterschätzt). Es werden keine Ausreißerbereinigungen durchgeführt. Um zu testen, ob ein Zusammenhang zwischen der örtlichen Nähe und der Genauigkeit der Einschätzung besteht, werden die Abweichungen zum Mittelwert mittels des nichtparametrischen Wilcox-Test auf Gleichheit überprüft. Die Nullhypothese (H_0: Die Mittelwerte der Teilnehmer aus Dresden und außerhalb Dresdens sind gleich) kann für alle 3 Befragungen bei einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 5 % nicht abgelehnt werden.
Bei sehr vielen Laien liegt der gebildete Mittelwert nah an den Verkehrswerten, aber die Streuung der einzelnen Teilnehmer ist sehr hoch. Daher kommt es erst bei genügend großen Stichproben zu einem Wert nahe am Verkehrswert. Es fällt auf, dass bei allen 4 Laienbefragungen die Abweichungen eine rechtsschiefe Verteilung aufweisen, was bedeutet, dass die Verkehrswerte häufiger niedrig eingeschätzt werden, aber dies durch sehr hohe Werte einzelner Teilnehmer kompensiert wird (vgl. Tabelle 5.4).

1 Die jeweils befragten Sachverständigen waren bei der Erstellung dieser Gutachten nicht beteiligt.

Tabelle 5.4.: Zusammenfassung der Eigenschaften der Befragungen von Experten und Laien. Aufgrund der Datenlage (beispielsweise keine Referenz als „wahre Werte“ bekannt) können die Kriterien teilweise nicht angegeben werden (Darstellung durch NA). Heimarbeit bedeutet, dass den Sachverständigen alle Unterlagen zur Bearbeitung zur Verfügung stehen, die sie von zuhause aus erreichen können (eigene Darstellung).

	TN	Variations-koeffizient $\frac{\sigma_x}{\hat{x}}$	MAPE	Art TN	Auffällige TN	Begrenzte Skala	Vorg. Werte	Nutzbare Daten	Schiefe	Verfügbare Bearbeit-ungszeit
MM1	19	101 %	NA	SV	Nein	Ja	Nein	Heimarbeit	1.3	14d
MM2	18	69 %	NA	SV	Nein	Ja	Nein	Heimarbeit	-0.07	14d
MM3	20	49 %	NA	SV	Nein	Ja	Nein	Heimarbeit	-0.25	14d
WE1	388	47 %	NA	SV	Nein	Ja	Nein	Heimarbeit	-0.58	31d
WE2	8	47 %	NA	SV	Nein	Ja	Nein	Heimarbeit	-0.3	14d
WE3	7	80 %	NA	SV	Nein	Ja	Nein	Heimarbeit	-0.07	14d
BRW1	8	14 %	10 %	GAA	Nein	Nein	Ja	Heimarbeit	0.5	7d
BRW2	6	6 %	3 %	GAA	Nein	Nein	Ja	Heimarbeit	0.49	7d
LAGE1	9	21 %	NA	GAA	Ja	Ja	Nein	Heimarbeit	0.24	30d
LAGE2	10	13 %	NA	GAA	Ja	Ja	Nein	Heimarbeit	0	14d
WERT1	7	15 %		GAA	Nein	Nein	Nein	Marktbericht, Formularbewertung	-0,08	3h
WERT2	9	14 %	13 %	GAA	Nein	Nein	Nein	Marktbericht, Formularbewertung	0,19	3h
LAIE1	23	67 %	13 %	Studenten	NA	Nein	Nein	Besichtigung, Expose	1,0	1m
LAIE2	150	51 %	60 %	Passanten	Ja	Nein	Nein	Expose	1.9	1m
LAIE3	180	57 %	10 %	Passanten	Ja	Nein	Nein	Expose	1,9	1m
LAIE4	167	67 %	2 %	Passanten	Nein	Ja	Nein	Expose	2.5	1m

5.2.2. Ergebnisse zur Auswertung intersubjektiver Befragungen

Auswertungen von Umfragen im Rahmen der Wertermittlung (intersubjektiver Sachverstand) werden insbesondere dort durchgeführt, wo wenige oder keine Marktdaten vorliegen. Sie zeigen überwiegend hohe Streuungen. Die Anzahl der Teilnehmer (TN) ist von Befragung zu Befragung unterschiedlich. Insbesondere bei sehr umfangreichen Befragungen wird eher eine kleinere Teilnehmerzahl pro Sachverhalt eingesetzt.

Erkenntnisse zu Skalen

In den ausgewerteten Expertenbefragungen zu merkantilen Minderwerten sowie Werteinflüssen geben die Experten durchweg Klassen mit Abschlägen in % vor. Die Klassen weisen dabei in der Regel ungleiche Abstände auf und orientieren sich an Klassengrenzen aus der Literatur[1]. Eine Bewertung der Angaben in Klassen wirft dabei ein Problem auf. Es ist unklar, ob sich die Angabe der Antwortenden im Mittel der Klasse oder am oberen oder unteren Rand der Klasse befindet. Insbesondere bei unterschiedlichen Klassenbreiten kann dies das Ergebnis stark beeinflussen. Bei einer Lageeinschätzung führt eine größere Skala zu einer relativ geringeren Streuung. Die Experten geben selten die maximalen Werte in einer großen Skala an. Bei kleinen Skalen werden die Skalen durch die Sachverständigen regelmäßig voll ausgenutzt, so dass auch im Mittel ein minimaler bzw. maximaler Skalenwert stehen kann. Dies führt dazu, dass Differenzierungen schwerer möglich sind. Die Angabe einer Skala beeinflusst die Ergebnisse. I. d. R. sorgt dies dafür, dass die Ergebnisse eine geringere Streuung aufweisen und nur selten Werte außerhalb der Skala angegeben werden, selbst wenn dem Experten hierfür die Möglichkeit eingeräumt wird. Der Befragende baut eine künstliche Barriere auf, über die sich nur hinweggesetzt wird, wenn aufgrund von eigenen Erkenntnissen auf dem Gebiet eine hohe Sicherheit besteht.
Insbesondere bei linksschiefen Verteilungen der Ergebnisse ist zu hinterfragen, ob die gewählte Skala eine ausreichende Ausdehnung hat. Ohne die Angabe eines Wertebereiches gibt es häufig grob abweichende Einschätzungen einzelner Experten. Hier ist ein robusterer Mittelwert, wie beispielsweise der Median, anzuwenden oder eine Elimination der Ausreißer notwendig. Die Angabe ungleich großer Klassen sollte vermieden werden, da eine Mittelwertbildung im Sinne der Schätzung nicht sauber möglich ist.

Erkenntnisse zu Laien und Experten

Mit einer ausreichend großen Anzahl an Laien kann eine Werteinschätzung einer Immobilie zu guten Ergebnissen führen. Aufgrund der sehr hohen Streuung ist die Anzahl der Befragten entsprechend hoch zu wählen.
Es können aus den dargestellten Untersuchungen folgende Hypothesen generiert werden, die zukünftig tiefergehend untersucht werden sollten:

- Die Angabe von Klassen (auch mit einer Ausweichmöglichkeit für konkrete Werte) schränken die Spannweite der Antworten ein und führen somit zu einer Unterschätzung.
- Linksschiefe Verteilungen der Ergebnisse bei Befragungen mit vorgegebener Skala würden ohne die Angabe der Skala ein höheres Ergebnis liefern[2].

1 Die Abschläge lassen sich besser durch übliche Werte begründen (Kleiber et al., 2014, S. 1070 ff.).
2 Ob dieses höhere Ergebnis näher am „wahren Wert" liegt, als das Ergebnis mit vorgegebener Skala, kann nicht abgeschätzt werden.

- Vorschläge schränken die Streuung der Ergebnisse ein.
- Die Höhe der Einschätzung und die Schiefe hängen von dem verwendeten Vokabular (Dramaturgie der Beschreibung) zur Schadensbeschreibung und -beseitigung ab.
- Freie Schätzungen von Laien haben eine rechtsschiefe Verteilung.

5.2.3. Fazit und Methodenkritik

Es kann festgestellt werden, dass die Ergebnisse von dem zu befragenden Personenkreis und der Art der Befragung abhängt. Insbesondere Anker werden in der Praxis häufig genutzt.
Es wird empfohlen, dass für jede Einschätzung von Werten auch die Gedankengänge, die zur Schätzung geführt haben, mit abgefragt werden sollten. Somit kann auch nachvollzogen werden, ob der Befragte die Fragestellung richtig verstanden hat und die Frage im korrekten Kontext erörtert.
Die Anzahl der zur Verfügung stehenden Daten ist für eine verallgemeinerte Aussage nicht ausreichend. Die beobachteten Zusammenhänge sind sachlogisch, bedürfen jedoch einer weiteren Untersuchung mittels größerer Stichproben.

5.3. Untersuchungen zu Angebotsdaten

In Märkten mit geringer Transaktionszahl kann bei einem Nachfragemangel davon ausgegangen werden, dass ein Angebot besteht. Für eine Verwendung dieser Angebotsdaten ist eine nähere Auseinandersetzung mit diesen Daten notwendig. Insbesondere bedarf der Vermarktungsprozess einer tiefergehenden Analyse, um etwaige Preisabschläge zu analysieren.
Im Rahmen dieser Arbeit wird untersucht, ob ein Preisabschlag Einflüssen unterliegt (beispielsweise der Lage oder der Qualität der Objekte) und ob die Vermarktungszeiträume Aufschluss über die zu erwartenden Abschläge liefern können. Darüber hinaus wird untersucht, ob die professionelle Vermarktung von Immobilien durch Makler einen Einfluss auf den Preisabschlag hat.

Mittels Experteninterviews in Weise (2017) wird die Preisbildung bei Maklern untersucht: Dabei wird festgestellt, dass Makler die Preisfindung auf den nach ImmoWertV normierten Verfahren stützen. Eine Überschreitung auf Wunsch des bisherigen Eigentümers wird aber bis zu einer gewissen Grenze durch den Makler zugelassen. Es kommt laut Aussage der Experten jedoch nicht vor, dass ein Angebotspreis in online-Portalen nach der Veröffentlichung nach oben hin angepasst wird. Eine kleine Unterschreitung dieses Preises bei der Veröffentlichung kommt in der Regel lediglich vor, um den Angebotspreis in den Portalen unter bestimmten Ankerpunkten anzusetzen. Dies erhöht dann die Wahrscheinlichkeit, in Suchanfragen gefunden zu werden.

Die im Rahmen der von Weise (2017) durch Experteninterviews abgeleiteten Eigenschaften zu Angebotsdaten werden anhand von realen Angebotsdaten untersucht. Es sollen die folgenden Forschungsfragen untersucht werden:

- Wie verhalten sich Immobilienpreise während der Vermarktungszeit?
- Existieren Abhängigkeiten von der Vermarktungsart (Privat/Makler) und -dauer auf Preisoffsets (Abweichung zwischen Kaufpreis und Angebotspreis, auch Kontrahierungsabschlag genannt), und die erzielten Preise?
- Existieren Abhängigkeiten der Preisoffsets von Eigenschaften der Immobilien?

Die Auswahl der Teilmärkte erfolgt nach den folgenden Kriterien:

- Städtisch und ländlich geprägter Markt
- Markt mit ausreichender Transaktionszahl

Als Untersuchungsgebiet wird der Landkreis (LK) Nienburg (Weser) gewählt, der die gewünschten Kriterien erfüllt. Als zu analysierender sachlicher Teilmarkt wird beispielhaft der Teilmarkt der Einfamilienhäuser im Landkreis Nienburg (Weser) ausgewählt, für den genügend Transaktionen existieren. Der Landkreis Nienburg (Weser) liegt zwischen Hannover und Bremen im Bundesland Niedersachsen. Die Kreisstadt Nienburg ist durch Zugverbindungen und die Bundesstraße B6, die durch den Landkreis verläuft, gut an den überörtlichen Verkehr angebunden. Die Daten für den Immobilienmarkt der Einfamilienhäuser werden durch Immobilienscout24 im Rahmen der Transparenzoffensive

zur Verfügung gestellt.

Im Folgenden werden kurz die Daten sowie der Bereinigungs- und der Zuordnungsprozess dargelegt und daran anschließend die Methode zur Auswertung der Daten erläutert. Danach werden die Ergebnisse dieser Auswertungen vorgestellt und diskutiert, bevor abschließend die Erkenntnisse in einem Fazit zusammengefasst und kritisch gewürdigt werden.

5.3.1. Verwendete Datengrundlage

Für den durch Immobilienscout24 bereitgestellten Datensatz des LK Nienburg (Weser) liegen 3478 Angebotsfälle vor. Der Datensatz enthält Kauffälle von April 2008 bis Juni 2015. Die Kauffälle, die keinen Angebotspreis bzw. einen für diesen Markt außergewöhnlichen Angebotspreis aufweisen (<1000 € oder > 2 Mio €), werden aus dem Datensatz entfernt (282 Fälle). Zudem werden Kauffälle, die weder Koordinate noch Adresse (135 weitere Fälle) aufweisen entfernt, da diese für die weitere Analyse nicht verwendbar sind. Es bleiben nach dieser Bereinigung der Daten noch 3061 Fälle. Eine weitere Bereinigung der doppelten Einträge und der Einträge mit fehlenden Adressinformationen[1] bzw. dem Fehlen von für die Zuordnung wesentlichen Parametern führt zu einer Datensatzgröße von ca. 800 unabhängigen „Angebotsfälle". Die räumliche Verteilung der Kauffälle ist in Abbildung 5.13 dargestellt.

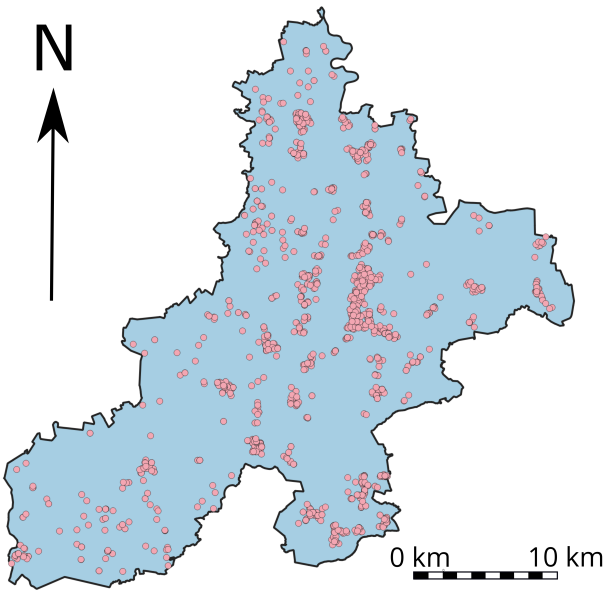


Abbildung 5.13.: Räumliche Verteilung der Angebotsdaten innerhalb des Landkreises Nienburg (Weser) (eigene Darstellung).

Neben den Angebotsdaten von Immobilienscout24 steht der Zugriff auf die Kaufpreissammlung des Landkreises Nienburg zur Verfügung. Diese hat einen Stand aus dem

1 Diese Datenlücken können durch die in Kapitel 4 vorgestellte Methodik nicht geschlossen werden, da die Ausprägungen (Adresse bzw. Koordinate) keine wechselseitigen Beziehungen mit sonstigen Ausprägungen aufweisen.

Jahr 2018, so dass davon ausgegangen werden kann, dass sämtliche Kauffälle in der Kaufpreissammlung bereits erfasst sind. Aus der Kaufpreissammlung kann zusätzlich zu den Informationen der Angebotsdaten von Immobilienscout24 auch der Bodenrichtwert und die Standardstufe der Immobilien abgerufen werden, die in der weiteren Analyse zur Einschätzung der Qualität der Immobilie sowie zur Lage genutzt werden.

5.3.2. Datenaufbereitung und Zuordnung

Im folgenden Abschnitt wird die Datenaufbereitung erläutert. Hierbei werden zunächst redundante Informationen aus dem Angebotsdatensatz entfernt und der Datensatz für die Zuordnung zu Kauffalldaten vorbereitet. Abschließend können von 3478 Angebotsdaten lediglich 335 Kauffalldaten zugeordnet werden. Die Verteilung der Gründe für den Ausschluss der Angebotsfälle ist in Abbildung 5.14 dargestellt. Von vornherein werden Angebote, die keine oder nur sehr ungewöhnliche Kaufpreisinformationen aufweisen (282 Fälle) oder weder Adressinformationen noch Koordinaten aufweisen (135 Fälle), von der weiteren Analyse ausgeschlossen.

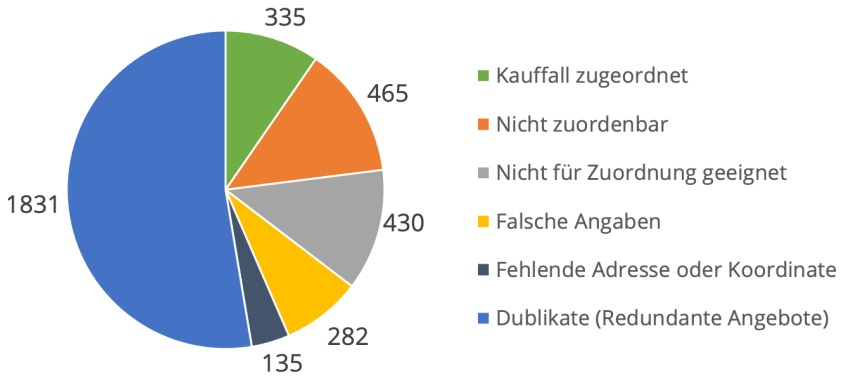


Abbildung 5.14.: Zusammensetzung des Angebotsdatensatzes für die Zuordnung.

5.3.2.1. Umgang mit redundanten Angeboten

Der durch Immobilienscout24 bereitgestellte Datensatz weist Angebotsfälle auch mehrmals aus. Sobald eine Information (bspw. die Information zur Maklercourtage) im Angebot verändert wird, wird ein neuer Fall im Datensatz erzeugt, der in allen anderen Merkmalen übereinstimmt. Diese redundanten Fälle sind zunächst zu bereinigen. Hierbei ist auch zu betrachten, ob sich gegebenenfalls der Angebotspreis geändert hat. Dabei wird auf den jeweils höchsten Preis abgestellt, aber auch die Information der Veränderung mit abgelegt, um dahingehende Analysen (Anpassung des Angebotspreises im Vermarktungszeitraum) durchführen zu können. In einem ersten Schritt wird versucht, Duplikate automatisiert zu dedektieren und zusammenzufassen. Dies erfordert zunächst eine Aufbereitung der Datensätze, da eine direkte Zuordnung von Angebotsfällen untereinander, z. B. aufgrund variierender Schreibweisen, durch einen einfachen Vergleich nicht möglich ist. Der Begriff der „Straße“ wird beispielsweise durch die Makler und privaten Anbieter mit „Str.“, „Strasse“, „Strase“ etc. angegeben. Ebenso ist bei Straßennamen mit Bindestrichen eine Auslassung der Bindestriche üblich. Einige Makler nutzen

den Zusatz „Baugebiet“ vor dem Straßennamen. Dieser Zusatz wird aus dem gesamten Datensatz gelöscht, um die Kauffälle anhand der Straßennamen zu verknüpfen.
Der Problematik der unterschiedlichen Schreibweisen wird mittels Levenshtein Algorithmus begegnet. Bei diesem wird errechnet, wie viele Zeichen angepasst werden müssen, um eine identische Schreibweise zu erzeugen (Levenshtein, 1966).
Neben dem Kriterium der Ähnlichkeit des Straßennamens, die nach der Länge des Straßennamens angepasst wird[1], müssen noch mindestens 4 aus 6 weiteren Kriterien übereinstimmen[2], um davon auszugehen, dass es sich um ein identisches Objekt handelt, das lediglich mehrmals im Angebotsdatensatz auftritt:

- Ortsname ist identisch,
- Wohnfläche weicht maximal 15 % ab,
- Hausnummer identisch,
- Baujahr $\pm$ 2 Jahre,
- Grundstücksfläche ist identisch oder
- Zimmeranzahl ist identisch

Die gewählten Grenzwerte werden empirisch aus dem Datensatz abgeleitet. Hierzu wird untersucht, ab welchem Grenzwert die Zunahme der zuordenbaren Fälle bei weiterer Aufweitung der Grenzen nicht mehr signifikant ansteigt. Die Straßennamen werden für alle zutreffenden Fälle durch die Schreibweise des ersten Falles ersetzt und der niedrigste und höchste Angebotspreis je Fall sowie die Gesamtvermarktungsdauer mit abgespeichert. Nach der Bereinigung der Angebotsdaten hinsichtlich der Duplikate verbleiben noch 1230 Kauffälle im Datensatz.

5.3.2.2. Angewendete Methode zur Zuordnung von Angebotsdaten und Kaufpreisen

In einem zweiten Schritt werden die Angebotsdaten den Kaufpreisen zugeordnet. Dies erfolgt zunächst über die Adresse. Darüber hinaus werden die Kaufpreise auch über die Koordinaten zugeordnet. Die Angebots- und Kauffalldaten liegen in unterschiedlichen Koordinatensystemen vor[3], die jedoch in ein einheitliches Koordinatensystem überführt werden können. Hierzu wird sowohl eine direkte Umrechnung über die Koordinatensysteme[4] als auch eine 7-Parameter-Helmerttransformation (Niemeier, 2008, S. 116 ff.)

1 Länge Straßenname < 6 Zeichen: Levenshtein $\leq$ 1 (z. B. Bindestrich oder falscher Buchstabe)
Länge Straßenname < 10 Zeichen: Levenshtein $\leq$ 4 (z. B. Straßenschreibweisen)
Länge Straßenname $\geq$ 10 Zeichen: Levenshtein $\leq$ 5 (z. B. Straßenschreibweisen und Bindestrich).

2 Zur Ableitung dieser Kriterien wird als Referenz eine vertretbare Menge von 50 Fällen zufällig gezogen, für die ein vollständiger Abgleich mit allen anderen Angebotspreisen erfolgte. Die dadurch identifizierten Duplikate können dann als Referenz herangezogen werden. Bei dem Vergleich dieser Referenz und der automatisierten Zuordnung mittels 4 von 6 Kriterien wird im gewählten Datensatz eine Übereinstimmung von 98 % erreicht.

3 AKS Niedersachsen: UTM32 (EPSG:32632), Quelle: LGLN Niedersachsen,
Immobilienscout24 GmbH: Lambert-Conformal-Conic (CRS(„+proj=lcc +lat_1=40 +lat_2=60 +lat_0=30 +lon_0=10 +x_0=0 +y_0=0 +ellps=WGS84 +datum=WGS84 +units=m +no_defs“)), Quelle: E-Mail der Transparenzoffensive.

4 Hierzu wird das Tool PROJ.4 genutzt (`https://proj.org/`, letzter Zugriff 04.03.2020).

mit 50 identischen Fällen aus Angebots- und Kaufpreisen durchgeführt. Dies führt zu ähnlichen Ergebnissen (in der Validierung mit nicht bei der Transformation genutzten Kauffällen werden mittlere Abweichungen der Koordinaten im durch die Niedersächsische Katasterverwaltung in der Kaufpreissammlung genutzten Koordinatensystem UTM32 um wenige Meter ($\leq$ 20 m) festgestellt[1]).
In einem automatisierten Skript werden zunächst die Kauffälle den bereinigten Angebotsdaten zugeordnet. Hierbei werden die Koordinaten der Kauffälle mit einem Buffer von 20 m verknüpft, um die o. g. Unsicherheiten zu berücksichtigen.
Zudem werden die weiteren Merkmale der Kauffälle genutzt, um zu prüfen, ob es sich tatsächlich um identische Objekte handelt. Hierbei wird eine ähnliche Methodik angewendet, um identische Angebotsfälle in den Angebotsdaten zu identifizieren. Es werden wiederum unterschiedliche Unsicherheitsbereiche (beispielsweise eine Abweichung der Wohnfläche zwischen Angebotsfall und Kauffall von 5, 10, 15 und 20 %) getestet. Die Anzahl der den Angebotsfällen zugeordneten Kauffälle variiert auch hier ab 15 % Toleranz nicht mehr wesentlich. Die verschiedenen Varianten der Kriterien, die zur Zuordnung genutzt werden, sind in Anhang C.1 zusammengefasst.
Abschließend wird zur Identifikation der Unsicherheit jedes Kauffalls eine Untersuchung der Unterschiede der zugeordneten Angebote und Kauffälle durchgeführt. Hierzu wird die absolute Differenz jedes für die Zuordnung genutzten Parameters (aus den Toleranzen gemäß Anhang C.1) zwischen Kaufpreissammlung und Angebotsdatenbank gebildet und diese Differenz für die einzelnen Einflussgrößen zwischen 0 und 1 normiert (minimale Differenz = 0, maximale Differenz = 1). Anschließend wird für jeden Kauffall die Summe der normierten Differenzen für alle Zuordnungsparameter gebildet. Diese kann im Weiteren genutzt werden, um die Abschläge dahingehend zu prüfen, ob durch vermutete Fehlzuordnungen Ergebnisse verändert werden[2]. Der überwiegende Teil (70 %) der zugeordneten Kaufpreise weist eine summierte normierte Differenz von < 0,3 auf. Als Grenzwert, bis zu dem Fehlzuordnungen auftreten, kann durch einen Kreuzvergleich ein Wert > 1,7 identifiziert werden. Zugeordnete Kauffälle, die eine höhere Differenz als 1,7 aufweisen, werden von der weiteren Analyse ausgeschlossen.

5.3.3. Angewendete Methoden zur Prüfung der Forschungsfragen

Die angewandten Methoden gliedern sich in 3 Teilbereiche. Im ersten Teilbereich werden die Angebotsfälle auf die Preisanpassung im Vermarktungszeitraum hin untersucht. Im zweiten Teil werden die Preisunterschiede zwischen Angebots- und Kaufpreis untersucht und im dritten Teil die Abweichungen von Angebots- zu Kaufpreisen auf mögliche Systematiken, wie beispielsweise den Objekteigenschaften, hin untersucht.

5.3.3.1. Preisabschläge in den veröffentlichten Angeboten

In einer ersten Analyse werden die Angebotspreise hinsichtlich Auffälligkeiten im Vermarktungszeitraum untersucht. Es tauchen immer wieder Angebote von Immobilien auf, die oftmals identisch sind oder sich stark gleichen. In dem genutzten Datensatz sind

1 Diese sind im Wesentlichen auf unterschiedliche Vorgehensweise bei der Festlegung der Koordinate für ein Grundstück zurückzuführen (Schwerpunkt des Grundstücks bzw. Straßenanschluss des Grundstücks).
2 Eine hohe Summe der normierten Differenzen entspricht dann einem hohem Risiko der Fehlzuordnung, da die Toleranzen in mehreren Zuordnungsparametern bei der Zuordnung ausgenutzt wurden.

die einzelnen gebuchten Zeiträume in einer Spalte für jeden der 3061 Angebotsfälle mit angegeben. Die einzelnen Angebotsspannen können einen Monat oder mehrere Monate umfassen. Auch kann ein und dasselbe Objekt mehrmals mit dem gleichen oder überlappendem Angebotszeitraum auftreten. Die einzelnen Buchungszeiträume für sich gleichende Objekte werden miteinander verglichen. Es stellen sich zwei Gruppen heraus:

- Die Angebote sind dauerhaft online.
- Die Angebote sind für einen Zeitraum nicht online (Lücke im Vermarktungszeitraum).

Für diese beiden Gruppen werden getrennte Untersuchungen hinsichtlich der Preisentwicklung im Angebotszeitraum durchgeführt. Mit der Untersuchung wird festgestellt, ob:

- Die Angebotspreise im Vermarktungszeitraum nach oben angepasst werden bzw.
- Unterschiede bei der Anpassung von Angebotspreisen auftreten, wenn Lücken im Vermarktungszeitraum bestehen.

Hierzu werden die Angebotspreise identischer Objekte im Zeitverlauf untersucht. Die Objekte gleicher Adresse bzw. gleicher Koordinaten werden dabei zusammengefasst. Insgesamt können 1230 unabhängige Fälle untersucht werden. Für die Entscheidung, ob eine Datenlücke auftritt, wird die Summe aller Teilzeiträume (bereinigt um redundante Fälle) dem Gesamtzeitraum (erste Veröffentlichung bis Ende des letzten Vermarktungszeitraums) gegenübergestellt. Ist die Summe der Teilzeiträume kleiner als die Summe der Differenz des Gesamtzeitraums, wird eine Lücke in der Vermarktung angenommen. Für alle zusammengehörenden Fälle wird untersucht, ob die Preise innerhalb des Vermarktungzeitraums angepasst werden. Ist dies der Fall, werden die prozentualen Differenzen zwischen den minimalen und maximalen Angebotspreisen gebildet (Zu- oder Abschlag). Ist die Differenz 0, so kann davon ausgegangen werden, dass keine Anpassung stattgefunden hat. Zudem wird untersucht, ob Preise vom ersten Angebot zu weiteren Angeboten nach oben hin angepasst werden (Zuschlag) oder ob der erste Preis der maximale Preis ist (Abschlag). Die Zu- und Abschläge werden dann im Weiteren noch hinsichtlich der Vermarktung durch Makler (Merkmal Courtage ist belegt) oder ohne Makler differenziert betrachtet.

5.3.3.2. Preisabschläge zwischen Angebotspreisen und Kaufpreisen

Ungefähr 800 nicht redundante Angebotsfälle weisen eine Information über die Adresse sowie zum Vergleich bzw. zur Zuordnung (nach Anhang C.1) notwendige Informationen auf. Für den gesamten LK Nienburg (Weser) können davon 335 Kauffälle zu den Angebotsfällen verknüpft werden. Die Zuordnung erfolgt über die Kriterien der Lage (Straße, Hausnummer oder Koordinate mit Buffer) und weiteren Kriterien wie Wohnfläche, Baujahr, Grundstücksgröße oder Vertragsdatum zum Vermarktungszeitraum. Die verschiedenen Varianten der zulässigen Unsicherheitsbereiche sowie Hintergründe zur

Ableitung dieser Unsicherheitsbereiche sind in Anhang C.1 dargestellt. Aus den zugeordneten Kauffällen kann der prozentuale Abschlag je Angebotsfall errechnet werden nach:

$$Abschlag[\%] = \frac{Kaufpreis - Angbotspreis}{Angebotspreis} * 100. \tag{5.1}$$

Diese Abschläge können hinsichtlich ihrer Verteilung näher untersucht werden. Aus den erhaltenen Verteilungen können Mittelwerte und Streuungsmaße abgeleitet werden. Die Untersuchung kann differenziert nach den minimalen Angebotspreisen und maximalen Angebotspreisen durchgeführt werden (sofern eine Anpassung des Angebotspreises im Vermarktungszeitraum aufgetreten ist). Mit den durchgeführten Zuordnungsmethoden zeigt sich, dass ein Großteil der Angebotsdaten keinem Kauffall zugeordnet werden kann. Dies kann aufgrund verschiedener Ursachen erklärt werden:

- Die angebotene Immobilie wurde an einer falschen Position in die Datenbank eingetragen[1].
- Die angebotene Immobilie wurde nicht veräußert.
- Die angegebenen Informationen im Expose stimmen nicht mit den Angaben in der Kaufpreissammlung überein.

5.3.3.3. Prüfung der Abhängigkeiten der Abschläge

Die 335 zugeordneten Kauffälle können hinsichtlich der Abhängigkeiten der Abschläge auf verschiedene Weise untersucht werden. Es werden die zeitlich zuerst auftretenden Angebotspreise je Angebot aus der vorangegangenen Analyse genutzt, da diese auch bei zukünftigen Analysen zur Verfügung stehen[2]. In einer ersten Untersuchung wird mittels Regressionsanalysen geprüft, ob ein (linearer) Zusammenhang zwischen Abschlag und verschiedenen Einflussgrößen besteht. Insbesondere werden alle zur Verfügung stehenden Einflussgrößen untersucht, für die eine Abhängigkeit vermutet werden kann. Diese sind:

- Vermarktungsart (mit oder ohne Makler (Indikator Maklercorutage)),
- Vermarktungszeitraum,
- Größe der Immobilie (mittels Wohnfläche),
- Qualität der Immobilien (mittels Standardstufe) und
- Lage (mittels Bodenrichtwert).

Alle Variablen werden als metrisch skalierte Daten interpretiert, auch wenn es sich streng genommen bei der Standardstufe um eine ordinalskalierte Information handelt. In der Praxis der Wertermittlung findet sich für die Standardstufe bei Analysen eine überwiegende Verwendung als stetige Variable. Neben den genannten Einflussgrößen

1 Beim Verkauf eigengenutzter Immobilien liegt es nahe, dass ein Makler nicht die korrekte Adresse angibt, da ein potentieller Käufer sonst direkt in Kontakt mit dem Käufer treten könnte.

2 Insbesondere bei Analysen mit aktuellen Angebotsdaten kann eine Anpassung der Angebotspreise noch nicht eingetreten sein. Daher ist es sinnvoll, den ersten genannten Angebotspreis zu verwenden.

wird untersucht, ob Unterschiede hinsichtlich der Abschläge nach der Vermarktungsart (mit oder ohne Makler) nachweisbar sind. Als Kriterium für die Vermarktung durch einen Makler wird die Information zur Courtage herangezogen. Diese ist in 264 Fällen gegeben. In den verbleibenden 71 Fällen wird vermutet, dass die Vermarktung nicht durch einen Makler vorgenommen wurde.
Da für die Abschläge keine Normalverteilung angenommen werden kann, wird mittels des nichtparametrischen Zweistichproben-Wilcoxon-Test geprüft, ob die beiden Stichproben der Abschläge zur gleichen Grundgesamtheit gehören. Der Wilcoxon-Test ist ein rangbasierter Test, der prüft, ob die zentralen Tendenzen zweier abhängiger Stichproben[1] verschieden sind. Um die Wirkungen differenziert betrachten zu können, werden drei verschiedene Kategorien untersucht:
Fälle die

- nur Abschläge oder
- nur Zuschläge zwischen Angebotspreisen und Kaufpreisen aufweisen bzw.
- beide Kategorien gemeinsam.

Im Analyseprozess wird zudem geprüft, ob es sich bei den Zu- bzw. Abschlägen um log-normalverteilte Daten handelt. Durch Logarithmierung der prozentualen Abschläge kann mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 5 % mittels Shapiro-Wilk-Test eine Normalverteilung nachgewiesen werden. Dies belegt die Annahme einer Log-Normalverteilung. Für die Kategorie der Zuschläge kann dieser Nachweis ebenfalls geführt werden. Für die beiden Kategorien „Zuschläge" bzw. „Abschläge" wird die Regressionsanalyse aufgrund dieser Erkenntnis ebenfalls mit dem logarithmierten Abschlag durchgeführt.

5.3.4. Ergebnisse zur Analyse von Angebotsdaten

Im folgenden Abschnitt werden die Ergebnisse für die einzelnen Forschungsfragen dargestellt. Zunächst werden die Ergebnisse zur Analyse während der Vermarktungszeit von Angebotspreisen dargestellt und darauf folgend die Erkenntnisse zur Größe der Differenzen zwischen Angebotspreisen und Kaufpreisen diskutiert, die abschließend auch hinsichtlich Einflüsse auf diese Größe betrachtet werden.

5.3.4.1. Preisabschläge in den veröffentlichten Angebotspreisen

Eine Anpassung der Angebotspreise mit der Zeit auf einen höheren Preis kann im untersuchten Datensatz nachgewiesen werden. Jedoch tritt dies selten auf (<1 %). Für die Preise, die keine Vermarktungslücke aufweisen (n= 1110), lassen sich im Mittel Abschläge von rund -1 % beobachten[2].

Mit Blick auf die Immobilien, bei denen es tatsächlich zu einem Zu- oder Abschlag kommt (nur ca. 9 % der Fälle), liegt dieser im Mittel in der Größenordnung von rund -11 % (Median= -9 %, siehe Abbildung 5.15).

1 Eine Abhängigkeit kann unterstellt werden, da die Daten auf dieselbe Art entstanden sind.
2 Mittelwert bei Betrachtung aller Immobilien, auch derer die keinen Abschlag aufweisen.

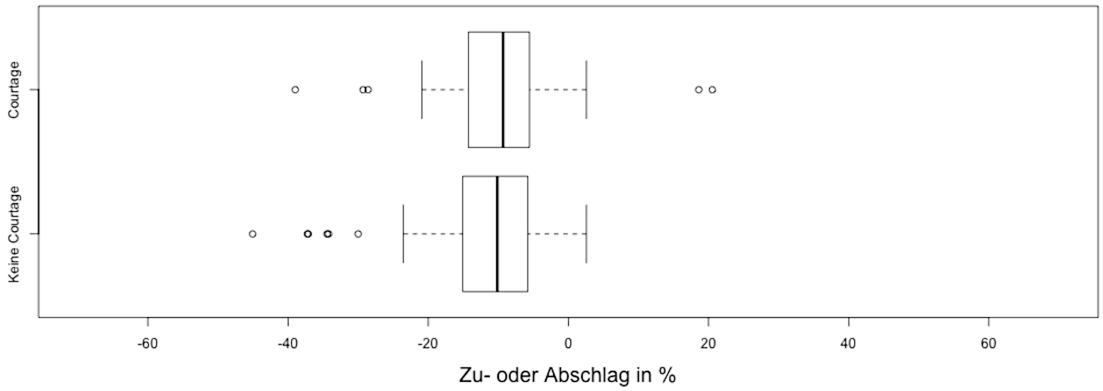


Abbildung 5.15.: Boxplot der Zu- und Abschläge der Angebotspreise im Vermarktungszeitraum ohne Lücke in der Vermarktung (eigene Darstellung).

Werden nur die Abschläge (91 Fälle) betrachtet, liegen diese bei -11 % (Median = -10 %). Vier Fälle weisen einen Zuschlag auf. Dieser liegt isoliert betrachtet in einer Größenordnung von 14 %.
Angebotsfälle, die eine Vermarktungslücke aufweisen (n= 120), weisen im Mittel einen Preisabschlag des Angebotspreises von rund -9 % auf. Werden nur die Immobilien betrachtet, bei denen es tatsächlich zu einem Zu- oder Abschlag kommt (ca. 73 % der Fälle), liegt dieser im Mittel in der Größenordnung von -12.7 % (vgl. Abbildung 5.16). Die Anpassungen des Angebotspreises treten aber nicht immer direkt bei der erneuten Einstellung des Angebotes auf. Werden nur die Abschläge (ohne Zuschläge) betrachtet, liegen diese bei -13 % (Median= -13 %). Sieben Fälle weisen einen Zuschlag auf. Dieser liegt isoliert betrachtet in einer Größenordnung von +40 %.

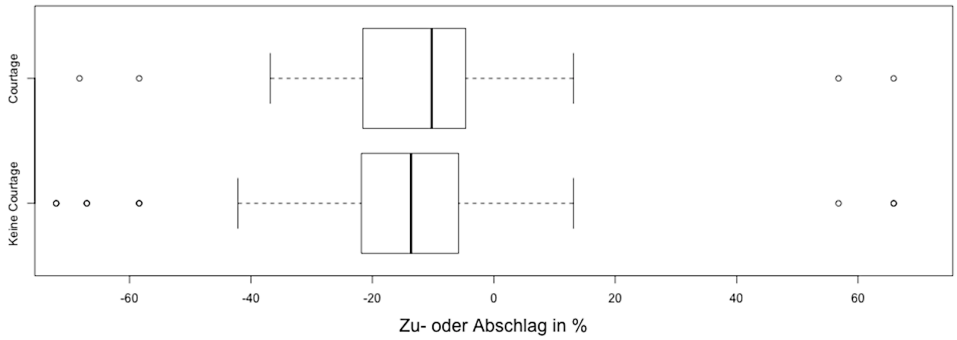


Abbildung 5.16.: Boxplot der Zu- und Abschläge der Angebotspreise im Vermarktungszeitraum mit Lücke in der Vermarktung (eigene Darstellung).

Eine Abhängigkeit der Größe der Vermarktungslücke zur prozentualen Abweichung kann nicht nachgewiesen werden. Es kann davon ausgegangen werden, dass es zumindest in einigen Fällen zu einer Veräußerung der Immobilien kam und es sich bei dem erneuten Auftreten des Angebotes um eine neue Vermarktung handelt. Dies ist insbesondere dann zu vermuten, wenn die Lücken mehrere Jahre betragen.
Werden nur die Zu- und Abschläge differenziert nach Lücken im Vermarktungszeitraum und ohne Lücken im Vermarktungszeitraum betrachtet, können deutlich höhere Streuungen für die Fälle erkannt werden, in denen eine Vermarktungslücke auftritt.

Bei differenzierter Betrachtung der Angebote nach einer Vermarktung durch einen Makler und ohne einen Makler fällt auf, dass die Abschläge für die Vermarktung ohne einen Makler etwas größer ausfallen. Die Differenz liegt in etwa in der Größenordnung von 0,5 % (Median) bzw. -2 % (arithmetischer (arith.) Mittelwert) bei der Betrachtung der Fälle ohne Lücke in der Vermarktungzeit (vgl. Abbildung 5.15). Werden die Fälle mit Lücken im Vermarktungszeitraum betrachtet, liegen sie bei 3 % (Median) bzw. -5 % (arith. Mittelwert) (vgl. Abbildung 5.16).
Werden die Zu- und Abschläge bei der Anpassung der Angebotspreise im Vermarktungszeitraum bei Vermarktung mit oder ohne Makler verglichen kann kein signifikanter[1] Unterschied festgestellt werden. Die Zu- und Abschläge bei Auftreten einer Datenlücke unterscheiden sich ebenfalls nicht signifikant[2] von den Zu- und Abschlägen einer Vermarktung ohne Vermarktungslücke.

5.3.4.2. Preisabschläge zwischen Angebotspreisen und Kaufpreisen

In der Auswertung der Daten in Nienburg (Weser) können Zu- und Abschläge zwischen Angebotspreis und Kaufpreis festgestellt werden (vgl. Abbildung 5.17).

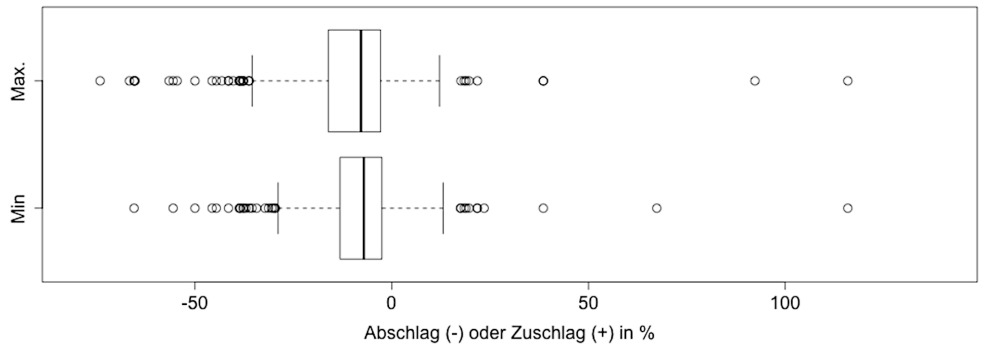


Abbildung 5.17.: Boxplot der Abschläge zwischen Angebotspreis und Kaufpreis in Prozent. Als Referenz für die Abschläge wird der maximale Angebotspreis (oben) und der minimale Angebotspreis (unten) genutzt (eigene Darstellung).

Werden die maximalen Angebotspreise betrachtet, ergeben sich folgende Eigenschaften: In 7 % der Fälle kann ein höherer Kaufpreis als Angebotspreis festgestellt werden. Diese Abweichungen liegen durchschnittlich im Bereich von +17 % (Median = +7 %). Ein Kauffall weist einen extrem hohen Zuschlag von 116 % auf (vgl. Abbildung 5.17 (oben)). Lediglich in 12 % der Fälle gleichen sich Angebotspreis und Kaufpreis. In den verbleibenden 81 % der Fälle gibt es einen Kontrahierungsabschlag. Dieser liegt isoliert betrachtet in der Größenordnung von -15 % (Median = -11 %). Werden alle Kaufpreise gemeinsam (Zu- und Abschläge) betrachtet, ergibt sich eine mittlere relative Abweichung von -11 % (Median= -8 %).

1 Da die Verteilung der Abschläge nicht normalverteilt sind, wird der nichtparametrische Wilcoxon-Test zum Vergleich der beiden Stichproben angewendet. Die Nullhypothese der Gleichheit wird mit 5 % Irrtumswahrscheinlichkeit nicht abgelehnt.
2 Der Wilcoxon-Test wird angenommen.

Werden die minimalen Angebotspreise (nach Anpassung) betrachtet, ergeben sich für die Stichprobe leicht andere Größen.
Der Angebotspreis und Kaufpreis gleichen sich nun um 1 % häufiger (12 % der Fälle). In den Fällen der Abschläge sind die Abschläge mit -13 % (Median= -10 %) etwas geringer (vgl. Abbildung 5.17 (unten)). In beiden Fällen (relativ zum minimalen und maximalen Angebotspreis) ist der Kauffall mit dem maximalen Zuschlag bei 116 %. Dies bedeutet, dass es keine Anpassung des Angebotspreises gibt. Der Kauffall stimmt in allen wesentlichen Einflussgrößen (Adresse, Koordinaten, Wohnfläche, Grundstücksgröße, Transaktionszeitpunkt = Angebotsende) überein, weswegen davon ausgegangen werden kann, dass es sich um das identische Objekt in der Kaufpreissammlung handelt. Lediglich das Baujahr weicht um 5 Jahre (1900 zu 1905) ab. Wird dieser Kauffall bei der Berechnung der Zuschläge ausgeschlossen, verändert sich der durchschnittliche Zuschlag auf 15 % (Median = 7 %). Auf die gemeinsam errechneten Zu- und Abschläge hat dieser Ausreißer keinen signifikanten Einfluss.
Im zweiten Teil dieser Analyse wird untersucht, ob ein Einfluss der Vermarktungsart (mit oder ohne Makler) auf die Höhe der Differenz zwischen Angebotspreis und Kaufpreis besteht. Dabei wird der Datensatz mit den erstgenannten Angebotspreisen verwendet. Die Verteilung der Zu- und Abschläge ist differenziert in Abbildung 5.18 zu finden.

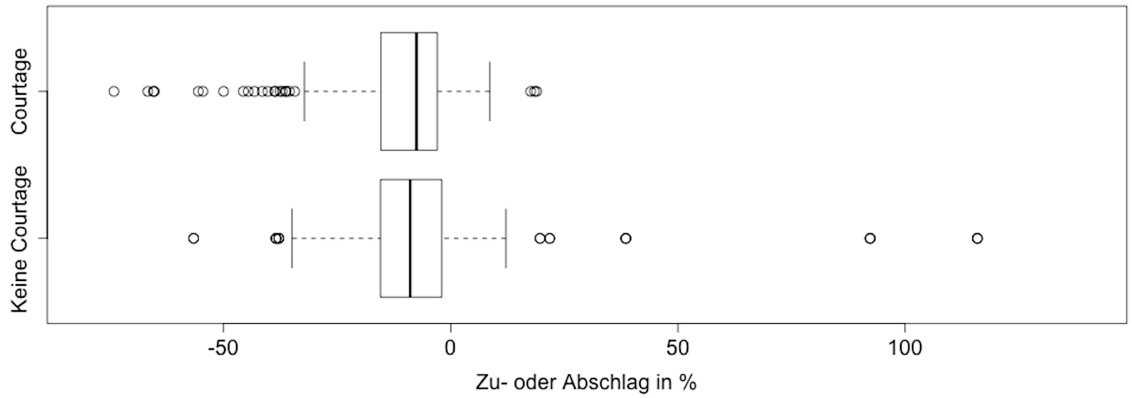


Abbildung 5.18.: Boxplot der Abschläge zwischen Angebotspreis und Kaufpreis in Prozent, die eine Angabe über eine Courtage aufweisen (oben) und ohne diese Angabe (unten) (eigene Darstellung).

Allgemein kann eine größere Spanne für die Zu- und Abschläge bei einer Vermarktung ohne Makler beobachtet werden. Die mittlere relative Abweichung bei einer Vermarktung ohne Makler ist zwar geringer (Median -11 %) als bei der Vermarktung mit Makler (Median -9 %), jedoch gibt es bei der Vermarktung mit Makler häufiger größere Abschläge (bis zu 80%) (vgl. Abbildung 5.18).
Im folgenden Abschnitt wird untersucht, ob Systematiken der aufgedeckten Abweichungen nachgewiesen werden können.

5.3.4.3. Prüfung der Abhängigkeiten auf die Abschläge

Für die zugeordneten Kaufpreise werden die Abschläge nach der zuvor beschriebenen Vorgehensweise untersucht. Im Fokus stehen hierbei die Unterschiede zwischen der

Vermarktung mit und ohne Makler. Der Wilkoxon-Test ergibt, dass die Nullhypothese (H_0 = „Die Abschläge zwischen den Stichproben mit Maklercourtage und ohne Maklercourtage unterscheiden sich nicht“) mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 5 % nicht abgelehnt werden kann[1].
Die Streudiagramme aller vorgenannten untersuchten Größen sind im Anhang C.2 abgebildet. Die Ergebnisse der Signifikanzen im Rahmen der Regressionsanalysen sind in Anhang C.3 zusammengestellt.
Aufgrund der geringen Anzahl der Kauffälle mit Zuschlägen (Stichprobengröße von 27 Fällen) sind aus den Analysen keine gesicherten Erkenntnisse ableitbar. Für die isolierte Betrachtung der Zuschläge ist der Parameter Wohnfläche signifikant[2] bestimmt. Nach einer Transformation der Zuschläge mit dem Logarithmus ist lediglich die Vermarktungsdauer signifikant.
Für die isolierte Betrachtung der Abschläge sind in der linearen Regression mit und ohne Transformation der Zielgröße (Abschlag in %), die beiden Parameter Vermarktungsdauer und Standardstufe signifikant. Sie weisen jedoch eine sehr hohe Heteroskedastizität auf (vgl. Abbildung 5.19).

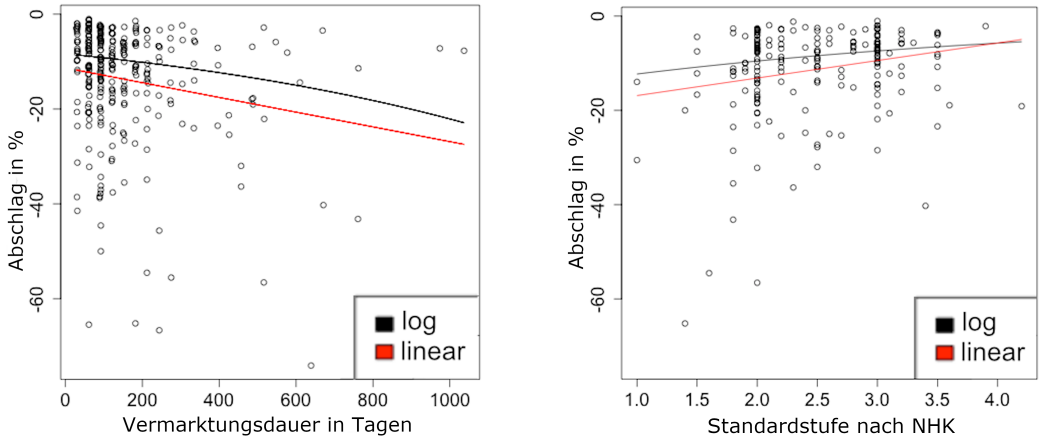


Abbildung 5.19.: Darstellung der Vermarktungsdauer zu Preisabschlägen (links) und der Standardstufe nach NHK zu Preisabschlägen (rechts) mit zugehörigen Regressionsgraden (eigene Darstellung).

Der Parameter der Vermarktung weist eine negative Ausprägung auf. Je Tag der Vermarktung nimmt nach dem linearen Modell der Abschlag vom Angebotspreis um 0.02 % zu. Dies bedeutet das nach 50 Tagen ein Abschlag um 1 % höher liegt (siehe Abbildung 5.19 links).
Der Parameter der Standardstufe weist eine positive Ausprägung auf, was bedeutet, dass die Abschläge mit zunehmender Qualität der Objekte geringer werden. Ein Objekt der Standardstufe 2 weist also einen um ca. 3 % größeren Abschlag auf, als ein Objekt der Standardstufe 3. Die Ausprägung wirkt sich im transformierten Modell etwas geringer aus (siehe Abbildung 5.19 rechts). Werden Abschläge und Zuschläge gemeinsam betrachtet, ist ebenfalls die Vermarktungsdauer signifikant.
Eine Untersuchung hinsichtlich eines multiplen Ansatzes (gemeinsame Modellierung der

1 Nur Abschläge: p-Wert= 0.25, Nur Zuschläge: p-Wert= 0.19, Zu- und Abschläge: p-Wert= 0.92.
2 Im Folgenden bezieht sich der Begriff immer auf eine Irrtumswahrscheinlichkeit von 5 % bei der Durchführung des t-Tests der Einflussgröße und F-Test der Gesamtregression.

Zu- und/oder Abschläge durch mehrere Einflussgrößen wie beispielsweise der Qualität der Objekte und Vermarktungszeit) führt zu keinen signifikanten Modellen. Aufgrund der etwas höheren Signifikanz der Standardstufe wird dieses Modell zur Modellierung von Abschlägen vorgeschlagen.

5.3.5. Fazit und Methodenkritik

Die Zuordnung der Angebotsdaten mit realen Kaufpreisdaten gestaltet sich schwierig. Die vorgestellte Vorgehensweise berücksichtigt die lokale Vorgehensweise der Makler. Es ist aus Sicht eines Maklers negativ, wenn die genaue Adresse des zu vermarktenden Objektes bekannt ist, da ein direkter Kontakt zwischen Käufer und Verkäufer aufgenommen werden kann. Es ist daher davon auszugehen, dass aus diesem Grund insbesondere die Adressdaten, von zum Kauf angebotenen Immobilien, nicht oder falsch angegeben werden. Im Rahmen der Arbeit wird eine Methodik zur Zuordnung entwickelt, bei der eine hohe Genauigkeit der Zuordnung erwartet werden kann. Dies führt jedoch dazu, dass sehr viele Kauffälle nicht zugeordnet werden können. Schlüsse, ob die geringe Zuordnung auf eine geringe Zahl an tatsächlichen Verkäufen aus den Angeboten zurückzuführen ist, können nicht gezogen werden.
Die genutzten Methoden zur Zuordnung in diesem Teilmarkt können zukünftig auf andere Teilmärkte angewendet werden. Hierzu ist jedoch eine erneute Prüfung der Kriterien zu empfehlen, da zum einen der genutzte Datensatz bereits aus dem Jahr 2015 stammt und die Nutzer in anderen Teilmärkten gegebenenfalls anders agieren (beispielsweise bei Anpassungen von Wohnfläche, Baujahr oder Straßenname).
Allgemein kann eine sehr hohe Streuung der Abweichungen von Angebotsdaten zu den realisierten Kaufpreisen festgestellt werden. Dies führt zu der Erkenntnis, dass Analysen, die rein auf Grundlage von Angebotsdaten durchgeführt werden, kritisch hinterfragt werden müssen. Eine Modellierung des Preisoffsets lässt sich nur bedingt realisieren. Weitere Untersuchungen, was den Preisunterschied beeinflusst, sind notwendig.
Aufgrund der Erkenntnisse aus dem verwendeten Datensatz können Hypothesen zum Wirkzusammenhang des Preisabschlags von Angebotsdaten zu Kaufpreisen generiert werden, die durch größere Datenvergleiche bestätigt werden sollen:

- Je länger die Vermarktungsdauer, desto größer die Preisabschläge.
- Je qualitativ hochwertiger die Objekte, desto geringer der Abschlag.
- Die Abschläge bei Vermarktung mit Makler unterscheiden sich nicht von denen ohne Makler.

Eine Übertragbarkeit der Erkenntnisse auf reale Märkte mit geringen Transaktionszahlen kann nicht direkt erfolgen. Eine Preisbildung in Angebotsportalen ist in diesen Regionen erschwert, da Referenzen fehlen und diese Märkte in der Regel eine geringere Markttransparenz aufweisen. Ebenso kann vermutet werden, dass in Märkten mit hohem Marktdruck die Abschläge deutlich geringer ausfallen und durch viele Bieterverfahren in diesen Lagen deutlich häufiger Kaufpreise über den Angebotspreisen liegen werden. Dahingehende Untersuchungen sollten zukünftig durchgeführt werden.

6. Neue statische Methoden für die Wertermittlung

In den vorangegangenen Analysen werden Daten zur Anwendung in Märkten mit geringer Transaktionszahl untersucht. Auch wenn diese zusätzlichen Daten nutzbar gemacht werden, reicht die Anzahl der Daten oft nicht für statistische Analysen aus. Aus diesem Grund werden im folgenden Kapitel verschiedene Verfahren zur Auswertung von Datensätzen für Märkte mit geringer Transaktionszahl durch die Zusammenfassung von Daten und gemeinsamer Auswertung durchgeführt. Hierzu werden Verfahren gewählt, die zum einen räumliche Besonderheiten mit erfassen bzw. insbesondere nichtlineare Zusammenhänge in einem Lernverfahren berücksichtigen können. Zunächst werden die beiden genutzten Methoden geographisch gewichtete Regression (GWR) und künstliche neuronale Netze (KNN) vorgestellt und danach das Forschungsdesign sowie die genutzten Daten dargestellt. Anschließend werden die Untersuchungen und deren Ergebnisse zusammengefasst.

6.1. Wahl der Methoden

Für die Ableitung von sonstigen zur Wertermittlung erforderlichen Daten auch für Märkte mit geringen Transaktionszahlen wird ein Mehrwert durch landesweite Auswertungen von Daten vermutet. Eine mögliche Methode muss also in der Lage sein, landesweite Analysen durchführen zu können und dabei die lokalen Eigenschaften der Märkte mit abzubilden. Zur landesweiten Auswertung stehen verschiedene räumliche Auswerteverfahren zur Verfügung. Die in der Literatur verwendeten räumlichen Auswerteverfahren sind in Abschnitt 2.4.3 diskutiert. Vorangegangene Analysen (Bidanset und Lombard, 2014; Weise und Wallner, 2019) zeigen, dass die GWR für räumlich inhomogene Märkte ein geeignetes Auswerteverfahren ist. Als geeignetste Methode wird die geographisch gewichtete Regressionsanalyse (GWR) gewählt.
Neben räumlichen Inhomogenitäten wird bei landesweiten Auswertungen auch nichtlineares Marktverhalten vermutet. Nichtlinearitäten können zwar im Rahmen der Regressionsanalyse entweder durch eine Transformation oder einen nichtlinearen Aufbau des Regressionsmodells berücksichtigt werden (Soot et al., 2018a), jedoch muss der Auswerter der Daten jeweils die Entscheidung über die Modelle fällen. Aus diesem Grund werden die Daten auch hinsichtlich eines Mehrwertes durch Nichtlinearitäten in Modellen untersucht.

Ein Vorteil nichtparametrischer Lernverfahren ist, dass keine Kenntnisse über die nichtlinearen Modelle notwendig sind. Aus diesem Grund werden die künstlichen neuronalen Netze (KNN) als gängiges nichtparametrisches Verfahren näher untersucht.

6.1.1. Methodische Grundlagen der geographisch gewichteten Regressionsanalyse

Die GWR wird in vielen geographischen Anwendungen verwendet. Sie unterstellt eine räumliche Nichtstationarität der erklärenden Wirkzusammenhänge in den Modellen. Eine ausführliche Beschreibung der Methodik ist in Fotheringham et al. (2002) zu finden. Der Vorteil dieser Methodik liegt in der Gewichtung von Fällen nach dem Abstand. Je näher ein Kauffall zum interessierenden Ort liegt, desto höher wird er in der Regressionsanalyse gewichtet. Im Gegensatz zu einer landesweiten Regression, ohne geographische Gewichtung, können die Spezifika des lokalen Marktes bei Vorhandensein von Kauffällen durch die GWR mit berücksichtigt werden. Die Regressionsfunktion mit $i = 1 .. I$ Einflussgrößen wird in der Form bestimmt:

$$y(u,v) = \beta_0(u,v) + \sum_{i=1}^{1..I} \beta_i(u,v) \cdot x_i + \varepsilon(u,v). \tag{6.1}$$

Die GWR berücksichtigt bei der Ableitung der Regressionsgleichung für eine Koordinate (u, v) die benachbarten Kauffälle durch eine Gewichtungsfunktion mittels eines dreidimensionalen Gewichtungskerns. Dies bedeutet, dass für die Ableitung der Regressionskoeffizienten an der Koordinate (u, v) die Kauffälle der Stichprobe unterschiedlich gewichtet berücksichtigt werden. Kauffälle, die räumlich näher an der Koordinate liegen, werden stärker bei der Ermittlung der Koeffizienten β_i gewichtet als weiter entfernte Kauffälle (Abbildung 6.1).

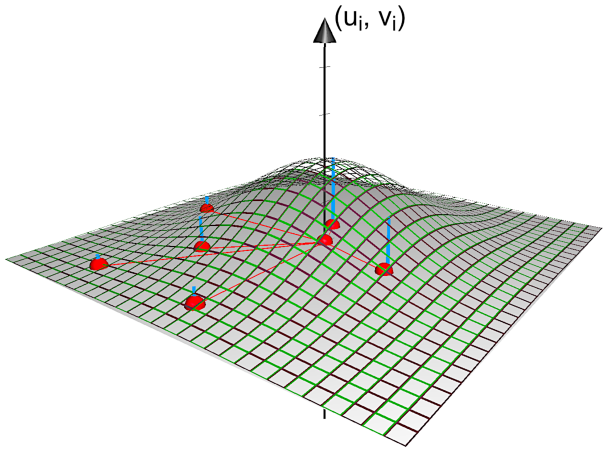


Abbildung 6.1.: Darstellung der Gewichtung anhand des verwendeten Kerns in Abhängigkeit von der Entfernung zur Koordinate (u, v). Kauffälle, die näher an der Koordinate liegen, haben ein höheres Gewicht (größere blaue Linie) als Kauffälle, die weiter entfernt liegen (kleinere blaue Linie). Quelle: nach Soot et al. (2019).

Für jede Koordinate (u, v) kann eine solche Regressionsfunktion nach der Methode der kleinsten Quadrate abgeleitet werden. Die mit dem Gewichtungskern für jede Koordinate individuell abgeleiteten Gewichte werden in dieser Regressionsfunktion durch die Gewichtsmatrix $\mathbf{W}_{(u,v)}$ berücksichtigt:

$$\beta_{(u,v)} = (\mathbf{X}^T\mathbf{W}_{(u,v)}\mathbf{X})^{-1} - \mathbf{X}^T\mathbf{W}_{(u,v)}\mathbf{y}. \tag{6.2}$$

Wirkt eine Einflussgröße in einer Region stärker, wird der Einfluss in der Regressionsfunktion für die Koordinaten in dieser Region auch stärker bestimmt. Allgemein gibt es verschiedene Gewichtungsfunktionen, die genutzt werden können. Am etabliertesten ist die Gewichtungsfunktion mit einem Gaußkern (Abbildung 6.2 links). Darüber hinaus gibt es einige weitere Gewichtungsfunktionen wie z. B. den Bisquarekern (Abbildung 6.2 rechts). Hierbei haben alle Kauffälle, die weiter als das durch die Bandweite definierte Ende der Verteilung entfernt liegen, ein Gewicht von 0.

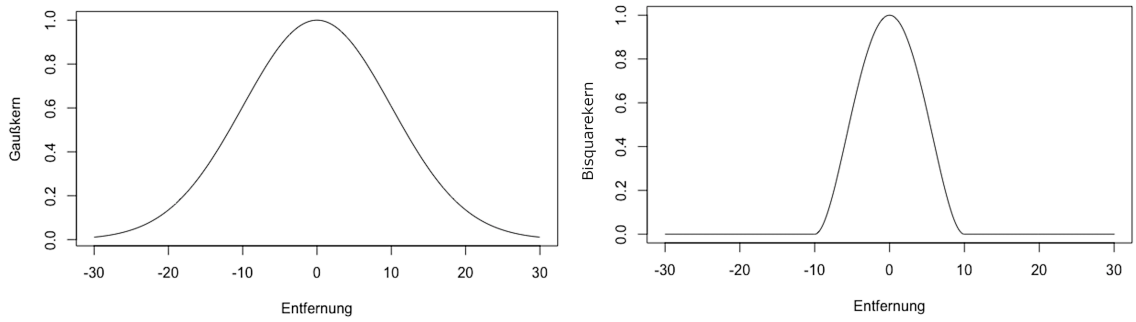


Abbildung 6.2.: Darstellung der Gewichtungsfunktionen für eine beispielhafte Bandweite von 10 Entfernungseinheiten (z. B. km). Der Gaußkern G (links) gibt allen Kauffällen ein Gewicht > 0, während der Bisquarekern B (rechts) allen Kauffällen, die weiter als die Bandweite entfernt liegen, das Gewicht 0 gibt (eigene Darstellung).

Klassischerweise wird die GWR mit einem fixierten Kern durchgeführt. Aus fachlicher Sicht ergibt es jedoch Sinn, mit einem variablen Kern zur Ableitung der Gewichte zu arbeiten, da in städtischen Lagen kleinräumigere Märkte auftreten können als in ländlichen Räumen. Ebenso ist die Wahl eines geeigneten Kerns Teil der Untersuchung.
Neben dem klassischen Gaußkern, der zur Gewichtung herangezogen werden kann, sind auch weitere Kerne möglich. Im Rahmen der Analyse werden lediglich Bisquarekern (als endliche Gewichtungsfunktion) und Gaußkern (als nicht endliche Gewichtungsfunktion) untersucht.
Eine raum-zeitliche Erweiterung wird von Fotheringham et al. (2015) vorgeschlagen. Dies erscheint für den Anwendungsfall der Wertermittlung nur bedingt sinnvoll, da zeitliche Veränderungen in der Analyse ermittelt werden sollen. Es kann durchaus Sinn ergeben, die zeitlichen Effekte auch durch eine Gewichtung zu berücksichtigen, wenn davon ausgegangen werden kann, dass sich die Wirkung einzelner Parameter über die Zeit verändert. Dies ist bei sehr langfristigen Auswertungen zu vermuten, bei denen sich Vorlieben von Käufern ändern.
Die Methode kann in der Wertermittlung auf andere Parameter adaptiert werden. Beispielsweise könnte eine zweite Gewichtungsfunktion hinsichtlich der Lagequalität eingeführt werden. Hierbei wird unterstellt, dass sich die Wirkungen verschiedener Ein-

flussgrößen in unterschiedlichen Lagequalitäten ungleich verhalten. Während die GWR lediglich die räumlichen Lagen zueinander abzubilden vermag, kann diese Erweiterung die Qualitätsunterschiede, die durchaus räumlich eng auftreten können (Flussgrenzen, Stadtgrenzen etc.), berücksichtigen. Als Lageindikator kann bei homogenen sachlichen Teilmärkten der Bodenrichtwert als Näherungswert herangezogen werden (vgl. Ortner et al. (2018)), da dieser im Wesentlichen durch die Lage dominiert wird (keine wesentlichen Unterschiede bei der Nutzbarkeit und Beschaffenheit der Bodenrichtwertgrundstücke). Hierdurch kann verhindert werden, dass Analysen an Koordinaten, die zwar der Luftlinie nach in der Nähe einer großen Stadt liegen, jedoch einen ländlichen Charakter aufweisen, in der Modellierung durch die Kauffälle aus der Stadt wesentlich beeinflusst werden. Wirkungen einer Einflussgröße in einer Stadt strahlen auch auf das Umland aus.

6.1.2. Methodische Grundlagen der künstlichen neuronalen Netze

KNN gehören zu den nichtparametrischen maschinellen Lernverfahren. Anders als die lineare Regression werden Zusammenhänge nicht direkt modelliert.

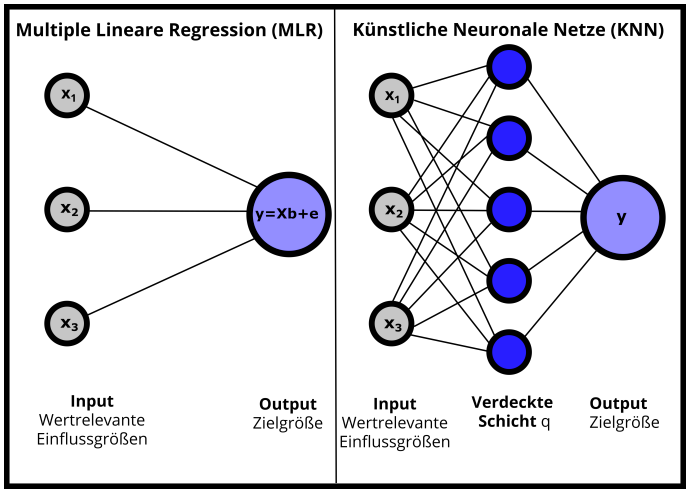


Abbildung 6.3.: Gegenüberstellung der Methode der MLR und der KNN (eigene Darstellung nach Horvath et al. (2019)). Die MLR schließt direkt aus den Einflussgrößen auf die Zielgröße, während die KNN im Hidden Layer mit *l* Knoten interagieren.

Der auszuwertende Datensatz wird in einen Trainingsdatensatz und einen Testdatensatz aufgeteilt. Der Trainingsdatensatz *T* besteht aus *n* Fällen ($t = 1 .. n$). Der Trainingsdatensatz wird genutzt, um die Strukturen im Datensatz aufzudecken. In Formel 6.3 und Abbildung 6.3 ist der funktionale Zusammenhang eines KNN mit einer verdeckten Schicht q aufgezeigt. Auf Basis der Werte von *l* Einflussgrößen x_i (t), denen *i* Knoten ($i = 1 .. l$) in der Eingangsschicht (Input) zugeordnet sind, sowie den initialen Modellparametern $\mathbf{w}_0 = [w_{qi,0}; w_{q,0}]$, wird die Zielgröße[1] der Ausgangsschicht (Output) berechnet. Zur Ableitung von $\mathbf{w}_0$ wird die Aktivierungsfunktion φ als Basisfunktion der KNN verwendet (Haykin,

1 Im Anwendungsfall wird nur eine Zielgröße je Fall betrachtet. Abweichend könnten in anderen Anwendungsfällen auch mehrere Zielgrößen je Fall vorstellbar sein.

1999). Die in der k-ten Iteration als Funktion aus $\mathbf{w}_k$ und den Einflussgrößen $\mathbf{x}$ berechnete Werte für die Zielgröße $\hat{y}_k(t)$ und die tatsächlich beobachteten Werte für die Zielgröße $y(t)$ werden verglichen. Die Abweichungen $e_k(t)$ werden durch das Netz zurück propagiert. Mit dieser Information werden dann die Parameter $\mathbf{w}_k$ so angepasst, dass der totale Fehler ε_k aus Gl. 6.4 minimiert wird.

$$\begin{aligned} e_k(t) = y(t) - \hat{y}_k(t) &= y(t) - \boldsymbol{f}(\mathbf{w}_k, \mathbf{x}(t)) \\ &= y(t) - \varphi\left(\sum_q w_{q,k}\varphi^{(q)}\left(\sum_l w_{ql,k}x_l(t)\right)\right), \end{aligned} \tag{6.3}$$

$$\varepsilon_k = \frac{1}{2}e_k^2(t) \tag{6.4}$$

Die Komplexität des Modells hängt von der Anzahl der Knoten in der verdeckten Schicht q sowie der verwendeten Aktivierungsfunktion φ ab. Anhand der universellen Aktivierungsfunktion (Hornik et al., 1989) können Festlegungen bezüglich der Modellstruktur getroffen werden. Im Rahmen dieser Arbeit wird eine Tangens hyperbolicus (tanh)-Aktivierungsfunktion verwendet (vgl. Horvath et al. (2019)). Die nichtlineare tanh-Funktion ist eine Standardaktivierungsfunktion für KNN, die eine S-Form aufweist und einen großen Wertebereich von -1 bis 1 umfasst. Es handelt sich um eine differenzierbare monotone Funktion, während ihre Ableitung nicht monoton ist.
Für die Optimierungsfunktion werden im Rahmen dieser Arbeit drei verschiedene Varianten verwendet:

- Levenberg-Marquardt (LM),
- Extended-Kalman-Filter (EKF) und
- Extended-Kalman-Filter mit Rauschmodell (EKF-dq).

Die Standardoptimierungsfunktion der KNN ist LM. Die Einführung der Kalmanfilter als Optimierungsfunktionen (EKF und EKF-dq) führen zu schnelleren Konvergenzen, da die Parameter der Kovarianzmatrix aktualisiert wird. Zudem können kleinere Modellstrukturen verwendet werden und detailliertere Unsicherheitsanalysen durchgeführt werden. Die tieferen mathematischen Hintergründe und die detaillierte Vorgehensweise sind in Horvath (2019) und Horvath et al. (2020) dargestellt. Für weitere allgemeine Hintergründe zu KNN wird auf Heunecke et al. (2013) verwiesen.

6.2. Aufbau der Vergleichsstudie

Mit den beiden gewählten Methoden werden zwei verschiedene großräumige Datensätze analysiert, um sie auf ihre Eignung zu analysieren. Zudem wird als Referenz die in der Wertermittlung etablierte klassische MLR angewandt. Aus der Forschungsfrage:
„*Bieten alternative statistische Auswerteverfahren eine Möglichkeit, überregionale Auswertungen zu verbessern?*“,
leitet sich das Forschungsdesign ab.
Als Datensätze werden zwei sachliche und räumliche Teilmärkte im Flächenland Niedersachsen gewählt. Niedersachsen zeichnet sich durch eine große Inhomogenität der

Märkte aus. Es existieren sehr ländlich geprägte Regionen (in Teilen des Emslandes oder an der Grenze zu Sachsen-Anhalt) bis hin zu Großstädten (z. B. Hannover, Braunschweig oder Osnabrück). Es existieren in Niedersachsen jedoch keine extrem außergewöhnlichen Märkte (wie bspw. die Millionenstädte München oder Berlin). Daher ist dieser Markt gut geeignet, um Ergebnisse auf weite Räume Deutschlands zu übertragen. Um die Anwendbarkeit der Methoden zu testen, werden zwei unterschiedliche räumliche Märkte sowie zwei unterschiedliche sachliche Märkte mit einer geeigneten Anzahl an Transaktionen gewählt, die in sich eine relativ hohe Homogenität aufweisen[1]:

- Liegenschaftszinssätze für Mehrfamilienhäuser in einer landesweiten Auswertung sowie
- Vergleichsfaktoren (Gebäudefaktoren) für verschiedene Wohnungsmarktregionen[2] in Niedersachsen.

Die Daten werden mit den beiden Verfahren (KNN und GWR) analysiert. Zur Abschätzung der Genauigkeit der Methoden wird eine Kreuzvalidierung durchgeführt (vgl. Abbildung 6.4).

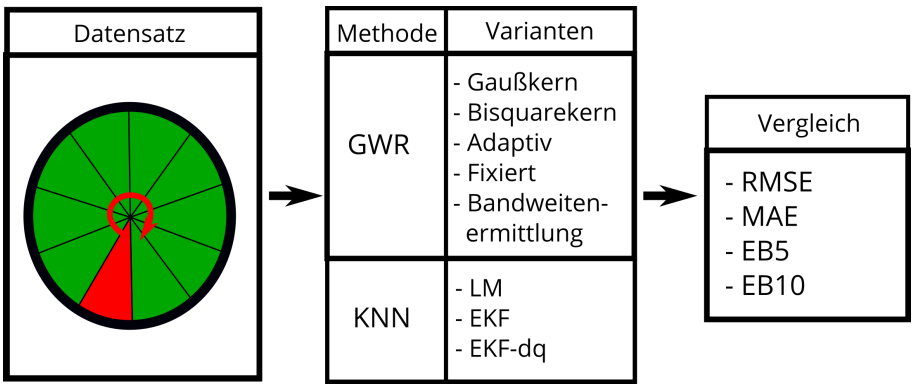


Abbildung 6.4.: Darstellung des Ablaufs der Kreuzvalidierung zur Bestimmung der Kriterien (eigene Darstellung).

Hierzu wird der Datensatz in Teile von je 10 % der Kauffälle aufgeteilt (10-Fold-Cross-Validation). In der Auswertung werden dann jeweils neun Teile zur Auswertung verwendet und ein Teil zur Kreuzvalidierung zurückgelegt. Die Auswertung wird 10 mal durchgeführt, wobei jeweils ein anderer der 10 Teile zur Kreuzvalidierung zurückgelegt wird.
Um die Forschungsfrage zu beantworten, werden als Vergleichskriterien der RMSE, MAE und EB5 gewählt (vgl. Kapitel 4.2.1), mit denen abgeleitet werden kann, wie gut das jeweilige Modell die Realität erklären kann. Für den Liegenschaftszinssatz wird ein weiterer Parameter eingeführt (Error below 0,5 % absolut (EB05)), der die Anteile der Fälle angibt, deren absolute Abweichung in der Kreuzvalidierung $\leq$ 0,5 % ist. Darüber hinaus

1 Im Vergleich zu Wohn- und Geschäftshäusern oder Gewerbebetrieben, die große Unterschiede in ihren Eigenschaften aufweisen.
2 Hierbei werden die Stadtregionen (Hannover, Braunschweig, Wolfsburg, Osnabrück, Oldenburg) in Niedersachsen sowie die zwei Umlandregionen mit mittlerem Marktdruck (Hannover-Braunschweig-Wolfsburg Umland und Bremen Umland) gewählt. Die Umlandregion Hamburg wird auf Grund des deutlich höheren Marktdrucks ausgeschlossen.

wird geprüft, wie häufig die jeweilige Methode in den 10 Durchläufen der Kreuzvalidierung das beste Ergebnis der Kreuzvalidierung liefert.
Durch die genannten Kriterien kann gezeigt werden, wie gut das Modell die Realität abbilden kann.
Zunächst wird die GWR in verschiedenen weiteren Varianten getestet. Hierbei geht es im Wesentlichen um die Auswahl einer geeigneten Gewichtsfunktion.
Zum einen werden verschiedene Typen der Gewichtungsfunktionen getestet (Bisquare- und Gaußkern), zum anderen verschiedene Varianten zur Wahl der geeigneten Bandweite der Kerne untersucht. Zur Auswahl der besten Bandweite werden zwei verschiedene Methoden untersucht: Die erste Methode nutzt eine simple Kreuzvalidierung (CV), um die beste Bandweite zu ermitteln[1]. Die zweite Methode betrachtet das Akaike-Informatitonskriterium (AIC) bzw. korrigierte Akaike-Informatitonskriterium AICc[2] (bei geringer Stichprobengröße < 3000 Fälle).
Darüber hinaus erfolgt eine Untersuchung, ob ein Mehrwert durch eine adaptive Gewichtungsfunktion (A)[3] gegenüber einer fixierten Gewichtungsfunktion (F)[4] besteht. Dies wird ebenfalls anhand der o. g. Kriterien überprüft. In den untersuchten großräumigen Märkten mit großen Schwankungen in den Eigenschaften können Nichtlinearitäten vermutet werden. Die Gegenüberstellung der verschiedenen Varianten der KNN (LM, EKF und EKF-dq) werden in Horvath et al. (2020) diskutiert und im Rahmen dieser Arbeit nicht näher betrachtet. Im Rahmen dieser Arbeit erfolgt eine Untersuchung zur Gegenüberstellung der Methoden der KNN und GWR gegenüber der klassischerweise eingesetzten MLR. Hierzu werden die o. g. Kriterien für allen Methoden und Varianten berechnet und gegenübergestellt sowie diskutiert.

6.3. Sachliche Teilmärkte

Das Ziel der Auswertung ist, zu prüfen, ob die Auswertung von großen Datensätzen neben der Ableitung von Marktdaten (sonstige zur Wertermittlung erforderliche Daten nach §§ 11-14 ImmoWertV) auch für die Ableitung von Vergleichsfaktoren geeignet ist. Die Auswahl der Daten bzw. Teilmärkte erfolgt nach den folgenden Kriterien:

- Räumlich übergreifende Märkte und
- sachlich homogene Märkte.

Im Folgenden werden die beiden ausgewählten Datensätze näher vorgestellt.

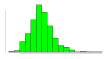
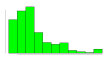
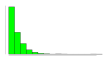
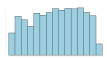
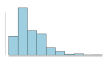
6.3.1. Liegenschaftszinssätze für Mehrfamilienhäuser in Niedersachsen

Für die Analyse werden Kaufpreise aus den Jahren 2010-2015 im Teilmarkt der Mehrfamilienhäuser in Niedersachsen verwendet. Die Daten werden aus der Kaufpreissammlung

1 Diese Kreuzvalidierung erfolgt unabhängig von der Kreuzvalidierung zur Evaluierung der besten Gewichtungsfunktion. Im Rahmen dieser Kreuzvalidierung wird der auszuwertende Datensatz (jeweils 90 % des Gesamtdatensatzes) genutzt, um iterativ durch Variation der Bandweiten und Vergleich mit den zurückgelegten 10 % die optimale Bandweite zu ermitteln.
2 Hier wird die Bandweite variiert und mittels der AICc-Werte (minimaler AICc-Wert) die optimale Bandweite gewählt.
3 Die Bandweite des Gewichtungskerns wird nach der Dichte der Kauffälle variiert. Die Bandweite wird anhand der Distanz zum n-ten Nachbarn festgelegt.
4 Die Bandweite bleibt für das gesamte Auswertungsgebiet konstant bei n km.

entnommen. Der Liegenschaftszinssatz wird hierbei durch die örtlichen GAAs nach dem Model des Ertragswertverfahrens in der AKS abgeleitet.

Tabelle 6.1.: Deskriptive Statistik der 2271 bereinigten Kauffälle für die Auswertung der Liegenschaftszinssätze mit allen Daten. Die im Regressionsmodell genutzten Parameter sind mit einer grünen Verteilung dargestellt (eigene Darstellung).

	Min.	Max.	Mittelwert	Median	Verteilung
Liegenschaftszinssätze [%]	-0,95 [1]	8,77	3.85	3,8	
Restnutzungsdauer [a]	15	70	30	28	
Bodenrichtwert [€/m^2]	8	550	130	90	
Preis pro m^2 Wohnfläche [€/m^2]	202	4874	1055	905	
Wohnfläche [m^2]	103	12000	495	350	
Baujahr	1640	2019	1947	1957	
Kaufzeitpunkt (Monat/Jahr)	11/15	9/19	10/17	11/17	
Modernisierungsgrad (SW-RL)	0	20	5,2	4	
Standardstufe (SW-RL)	1	4,5	2.4	2.4	
Grundstücksgröße [m^2]	96	54219[2]	1174	816	

Die Datensätze werden in einer Voranalyse aufbereitet. Die deskriptive Statistik des bereinigten Datensatzes ist in Tabelle 6.1 dargestellt. Die räumliche Verteilung der Daten findet sich in Abbildung 6.5. Der gesamte Datensatz ist im Anhang D.2.2 dargestellt. Eine Aufbereitung der Daten findet nach folgenden Kriterien statt:

- Kauffälle lediglich auf dem Festland (keine Berücksichtigung von Kauffällen auf Inseln - Ausreißer, da besonderer Markt).

- Außergewöhnlich hohe und niedrige Liegenschaftszinssätze sowie außergewöhnlich hohe und niedrige Einflussgrößen werden durch eine Quantilsuntersuchung ausgeschlossen. Hierzu wird die Methode des Boxplots verwendet. Der Interquantilsabstand (3. Quartil (Q3) - 1. Quartil (Q1)) wird mit dem 1,5-fachen zum 3. Quartil (Q3) addiert und vom 1. Quartil (Q1) subtrahiert. Fälle jenseits dieser Grenze werden als Ausreißer im Sinne des Boxplots angesehen und in der Auswertung nicht mit berücksichtigt. (Schnell, 1994, S. 18 ff.)

1 Eine allgemeine Diskussion zu negativen Liegenschaftszinssätzen erfolgt in Abschnitt 6.4.1.1.

2 Da der Liegenschaftszinssatz auf die Rendite abstellt und keine Abhängigkeit hinsichtlich der Grundstücksgröße der MFH nachgewiesen werden kann, stellen extrem große oder kleine Grundstücke bzw. Wohnflächen kein Problem dar. Kauffälle mit sehr großer Grundstücksfläche und Wohnfläche weisen keine Auffälligkeit im Modell auf und können daher mit genutzt werden.

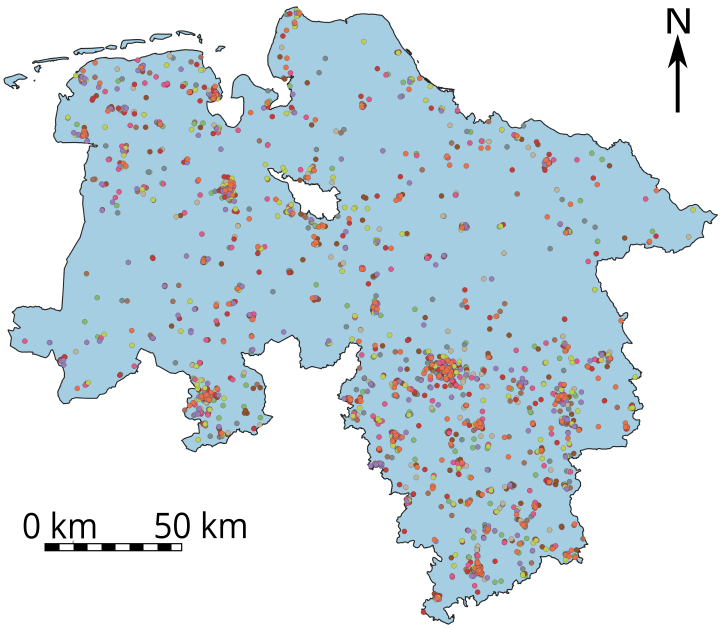


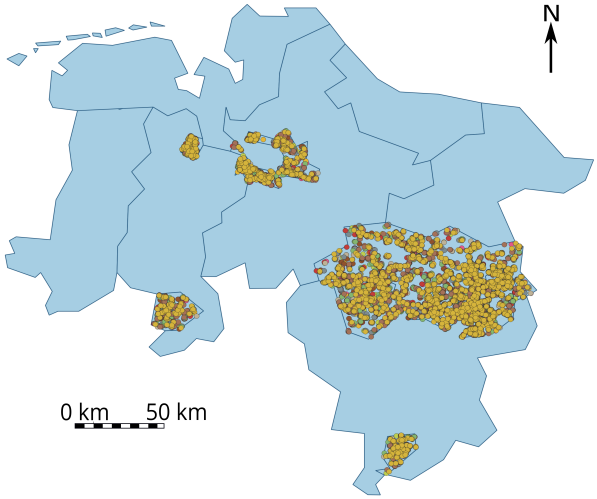
Abbildung 6.5.: Darstellung der räumlichen Verteilung der Daten für die Analyse der Liegenschaftszinssätze. Farblich codiert ist die Aufteilung in 10 Teildatensätze zur Kreuzvalidierung (eigene Darstellung).

- Kauffälle mit Restnutzungsdauern < 15 Jahre werden nicht in der Analyse berücksichtigt.
- Kauffälle, die in einer globalen Regression eine auffällig hohe Cook-Distanz aufweisen, werden ausgeschlossen. In der Literatur sind für die Grenzen der Cook-Distanzen unterschiedliche Werte zu finden. Cook (1977) spricht von 1 und Urban und Mayerl (2011, S. 188) von 4/n. Sinnvoll erscheint ein Ausschluss von signifikant abweichenden Cook-Distanzen. Hierzu wird eine Methodik vorgeschlagen, um zu testen, ob eine signifikante Abweichung vorliegt. Die Cook-Distanzen folgen einer Verteilung, die aus F-Verteilungen abgeleitet werden kann. Nach Jayakumar und Sulthan (2015) kann die exakte Verteilung der Cook-Distanzen für n Kauffälle und p Ziel- und Einflussgrößen empirisch abgeleitet werden und kritische Werte für einflussreiche Beobachtungen mit einer gewählten Irrtumswahrscheinlichkeit von 5 % identifiziert werden. Anhand dieser Werte können die Kauffälle ausgeschlossen werden.
- Da die dem Kauffall zugeordneten Bodenrichtwerte jeweils dem Stichtag vor dem Kauf entsprechen, wird damit die Lageeinschätzung verfälscht. Aus diesem Grund werden die Bodenrichtwerte auf einen einheitlichen Stichtag mittels lokaler Bodenpreisindexreihen normiert. Somit werden die Einflüsse der Konjunktur auf den Bodenrichtwert minimiert.

Für die Analyse der GWR wird der aufbereitete Datensatz verwendet. Für den Vergleich zwischen GWR und KNN wird der vollständige Datensatz genutzt, da durch die Ausreißerbereinigung der Datensatz auf ein lineares Modell zugeschnitten wird und Nichtlinearitäten so nicht mehr nachgewiesen werden können.

6.3.2. Vergleichsfaktoren nach Wohnungsmarktregionen in Niedersachsen

Im Teilmarkt des individuellen Wohnungsbaus in Niedersachsen werden Einfamilienhäuser und Doppelhaushälften aus verschiedenen Wohnungsmarktregionen in einer gemeinsamen Auswertung bewertet. Der Datensatz, der zum Einsatz kommt, ist deutlich größer als der Datensatz der Liegenschaftszinssätze. Ziel ist es, zu prüfen, inwieweit die Methoden (GWR und KNN) mit sehr großen Datensätzen umgehen können. Im Datensatz finden sich die Städte und Stadtumlandregionen (Abbildung 6.6).



Wohnungs-marktregion	Anzahl Kauffälle
Oldenburg	1067
Osnabrück	742
Wolfsburg	1365
Hannover	628
Braunschweig	1360
Göttingen	950
HB-Umland	3066
H-BS-WOB	10471
$\sum$	19649

Abbildung 6.6.: Räumliche Verteilung der Kauffälle (eigene Darstellung).

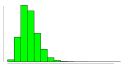
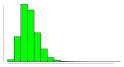
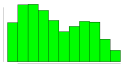
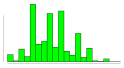
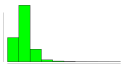
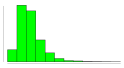
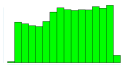
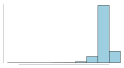
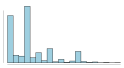
Die zeitliche Spanne erstreckt sich über ca. 8 Jahre. Aus dem Datensatz werden Vergleichsfaktoren (Gebäudefaktoren pro m^2 Wohnfläche) abgeleitet. Hierzu wird als Zielgröße der durch die Wohnfläche normierte Kaufpreis herangezogen.

Da landesweite einheitliche Lageklassen nicht vorliegen, wird der BRW als Lageindikator zur Modellierung herangezogen. Neben der reinen Lage beinhalten die jeweiligen BRW auch die Nutzbarkeit und Beschaffenheit der Bodenrichtwertgrundstücke. Die Nutzbarkeit ist im individuellen Wohnungsbau in der Regel nicht signifikant abweichend. Bei der Beschaffenheit der Bodenrichtwertgrundstücke kann auch davon ausgegangen werden, dass diese innerhalb eines sachlichen Teilmarktes eine kleinere Schwankungsbreite aufweist[1]. Wesentlich größer ist der Einfluss der konjunkturellen Weiterentwicklung auf dem Markt der Bodenpreise. Um diese Veränderungen nicht als Lageveränderungen zu berücksichtigen, werden alle Bodenrichtwerte mittels Indizes des Oberen Gutachteraus-

1 Grundstücksgröße und weitere Eigenschaften streuen für die Bodenrichtwertgrundstücke des individuellen Wohnungsbaus in der Regel nicht wesentlich.

schusses Niedersachsen[1] für jede Gemeinde auf einen gemeinsamen Stichtag normiert[2]. Die deskriptive Statistik des Gesamtdatensatzes ist in Tabelle 6.2 zusammengestellt.

Tabelle 6.2.: Deskriptive Statistik der Kauffälle für die Auswertung der Vergleichsfaktoren in mehreren Wohnungsmarktregionen. Die im Regressionsmodell genutzten Parameter sind mit einer grünen Verteilung dargestellt (eigene Darstellung).

	Min.	Max.	Mittelwert	Median	Verteilung
Preis pro m^2 Wohnfläche [€/m^2]	49	8333	1663	1570	
Wohnfläche [m^2]	30	426	142	135	
Restnutzungsdauer [a]	16	69	39	36	
Standardstufe (SW-RL)	1	5	2.6	2.5	
Grundstücksgröße [m^2]	84	4736	738	677	
Bodenrichtwert [€/m^2]	6	585	122	110	
Kaufzeitpunkt (Monat/Jahr)	1/11	10/18	3/15	5/15	
Baujahr	1550	2017	1975	1976	
Modernisierungsgrad (SW-RL)	0	20	4.3	4	

Die verwendeten Einflussgrößen zur Modellierung werden anhand einer klassischen Regression mit dem Gesamtdatensatz ausgewählt. Hierbei kommt das AIC in Verbindung mit einer vollständigen Strategie als Modellwahlkriterium zum Einsatz. Bei den bisher etablierten Methoden zur Modellwahl (Vorwärts-, Rückwärts- oder Schrittweise-Selektion) werden jeweils zwei Modelle gegenübergestellt und geprüft, welches der Modelle einen höheren Erklärungsgehalt für die Daten aufweist. Mit der vollständigen Strategie, die aufgrund heutiger Rechentechnik für nahezu alle Anwendungsfälle geeignet ist, kann für alle Linearkombinationen der Modelle eine Regressionsanalyse durchgeführt werden und somit das Modell mit dem höchsten Erklärungsgehalt identifiziert werden. Der Nachteil, dass die Nutzung unterschiedlicher Selektions-Methoden zu unterschiedlichen Modellen führt, kann hiermit aufgehoben werden.
Als Zielgröße wird der normierte Kaufpreis pro Wohnfläche und als mögliche Einfluss-

1 An den Oberer Gutachterausschuss (OGA) gemeldete Indexreihen. Bodenwertindexreihen für den individuellen Wohnungsbau werden in Niedersachsen von den örtlichen Gutachterausschüssen abgeleitet. Die räumliche Gliederungsebene hängt von der fachlichen Einschätzung der Ausschüsse ab (Landkreisebene, einzelne Gemeinden oder ein Subkreis) (Quelle: Andreas Teuber, Dezernatsleiter OGA).
2 In der Kaufpreissammlung werden zum Kauffall die jeweils zum Kaufzeitpunkt beschlossenen Bodenrichtwerte zum letzten Bodenrichtwertstichtag vor dem Kauf eingetragen.

größen werden Wohnfläche, Grundstücksgröße, Baujahr, Standardstufe (nach SW-RL), Bodenrichtwert, Restnutzungsdauer, Garage, Modernisierungsgrad (nach SW-RL), Datum des Kaufvertrags, Gebäudeart (kategorial) genutzt. Mit einer Linearkombination aus allen Parametern werden 1024 Regressionsanalysen gerechnet und miteinander verglichen. Die Voraussetzungen für die Durchführung der Regressionsanalyse (vgl. Soot et al. (2018a)) werden für alle möglichen Modelle geprüft. Alle Modelle, die die Voraussetzungen erfüllen, werden anhand des AIC verglichen[1].
Das Modell mit dem niedrigsten AIC wird als Modell für die Vergleichsstudie herangezogen. Insgesamt werden 19645 Kauffälle in der Analyse verwendet. Das verwendete Modell nutzt aus den o. g. Einflussgrößen die folgenden Parameter: Wohnfläche, Grundstücksgröße, Bodenrichtwert, Standardstufe, Kaufzeitpunkt, Restnutzungsdauer.

6.4. Auswertung

6.4.1. Ergebnisse für die geographisch gewichtete Regressionsanalyse

In der Analyse werden die oben beschriebenen verschiedenen Varianten der GWR für die beiden Datensätze gegenübergestellt. Dabei werden die gewählten Kriterien für alle vorgestellten Varianten ermittelt und verglichen.

6.4.1.1. Datensatz der Liegenschaftszinssätze

Die Ergebnisse der Analyse der Liegenschaftszinssätze mit den vorgenannten Kriterien sind, differenziert nach den verschiedenen Gewichtungsfunktionen, in Tabelle 6.3 gegenübergestellt. Dabei wird auch die Anzahl n(*Kriterium*) der Fälle, in denen in der 10-fachen Kreuzvalidierung die jeweilige Variante zum besten Ergebnis für das jeweilige Kriterium geführt hat, mit angegeben. Teilweise liefern die Methoden nicht signifikant unterschiedliche Ergebnisse, weswegen auch mehrere Varianten das beste Ergebnis liefern können ($\sum_{n(Kriterium)} \geq 10$).
Die Varianten mit Bisquarekern und Gaußkern weisen alle signifikant bessere Ergebnisse auf als die MLR. Insbesondere im robusten Parameter MAPE[2] ist dies deutlich erkennbar. Es kann gezeigt werden, dass der Gaußkern im direkten Vergleich der Methoden einen etwa gleich großen RMSE und MAPE in der Kreuzvalidierung aufweist wie der Bisquarekern (Werte zwischen 27 % und 30 % für MAPE und Werte zwischen 1,3 %-Punkte und 1,4 %-Punkte für den RMSE in Tabelle 6.3). Ebenso kann festgestellt werden, dass ein adaptiver Kern (A) mit allen Varianten zu einem besseren Ergebnis führt als der fixierte Kern (F). Die MAE-, RMSE- und EB- Werte weisen für den Vergleich zwischen fixiertem Kern (F) und adaptivem Kern (A) stets bessere Werte auf. Die zusätzliche Gewichtung der Lage weist ein deutlich schlechteres Ergebnis auf (Tabelle 6.3 rechte Spalte). Eine mögliche Erklärung hierfür ist, dass räumlich weiter auseinanderliegende Kauffälle mit ähnlichen BRWen stärker zueinander gewichtet werden, jedoch trotz gleicher Bodenrichtwerte andere Marktverhältnisse herrschen. Dies würde dafür sprechen, dass Märkte nur lokal

1 Voraussetzung hierfür ist die gleiche Anzahl an Kauffällen in allen Auswertungen sowie eine lineare Modellierung.
2 Aufgrund der Nutzung von Prozentpunkten bei Liegenschaftszinssätzen, die aktuell sehr niedrig sind (Median 3,8 %, Minimum -1 % und Maximum 9 %), ist das relative Maß MAPE sehr anfällig auf wachsende Abweichungen.

Tabelle 6.3.: Gegenüberstellung der Kriterien zur Auswahl der geeignetsten Gewichtungsfunktion. Zusätzlich wird die Gewichtung mittels räumlicher Distanz und BRW dargestellt (Lage) (eigene Darstellung).

		Bisquarekern				Gaußkern				
		CV		AICc		CV		AICc		
Kriterium	MLR	A	F	A	F	A	F	A	F	Lage
MAPE [%]	82	37	28	27	28	30	27	30	28	106
n(MAPEmin)	0	3	1	2	0	4	0	2	0	0
RMSE [%-Punkte]	1,4	1,3	1,3	1,3	1,4	1,3	1,3	1,3	1,3	1,7
n(RMSEmin)	0	1	0	0	0	4	0	5	0	0
EB5 [%]	10,3	11,4	11,6	11,5	11,1	11,8	11,3	12,0	11,0	8,9
n(EB5max)	1	1	2	1	1	3	1	3	1	0
EB10 [%]	21,9	22,9	22,7	22,6	22,9	23,1	23,1	22,9	23,1	18,4
n(EB10max)	2	3	0	3	1	3	1	1	2	1
EB0,5 [%]	26,3	28,2	27,6	28,2	28,1	28,4	27,9	28,2	27,9	23,7
n(EB0,5max)	2	3	0	3	3	2	0	3	2	0

gelten und das Bodenwertniveau nicht geeignet ist, vergleichbare Lagen mit gleichen Marktverhältnissen zu identifizieren.

Die Daten weisen auch nach der Aufbereitung negative Liegenschaftszinssätze auf. Diese negativen Liegenschaftszinssätze werden in dieser Analyse auch mit untersucht. Es ist jedoch zu hinterfragen, ob für derartige Objekte das Ertragswertverfahren in seiner heutigen Form aus fachlicher Sicht das geeignete Verfahren ist, bzw. das Ertragswertmodell nach Ertragswertrichtlinie (EW-RL) an sich für diese Objekte nicht sogar ungeeignet ist:

- Die Erträge des Ertragswertverfahrens in seiner heutigen Art werden nicht korrekt erfasst. Dies kann zum einen in einer falsch angesetzten marktüblichen Miete liegen, zum anderen kann es an einem modellbedingten Fehler liegen. Die Rendite des Ertragswertverfahrens nach EW-RL berücksichtigt die jährlichen Miet- und Pachterträge. Die Entwicklung dieser Mieten und Pachten wird in den Liegenschaftszinssätzen erfasst. Eine jährliche Wertsteigerung der Immobilie selbst, wie sie derzeit in vielen Märkten vorherrscht, wird nicht als Ertrag im Modell erfasst[1] und beeinflusst somit den abgeleiteten Liegenschaftszinssatz. Ein Investor würde diese Wertsteigerung als Rendite durchaus in seine Investitionsentscheidung mit einfließen lassen. Rechnerisch ergibt sich durch die Verwendung des Modells in der heutigen Form ein negativer Liegenschaftszinssätz, der zwar den Verkehrswert abbilden kann, jedoch als reine Modellgröße zu verstehen ist, die die Investitionsentscheidung des Investors nicht sachgerecht widerspiegelt.

- Der Käufer hat die Immobilie tatsächlich nicht unter Renditegesichtspunkten gekauft, sondern war an der Immobilie in seiner Art interessiert. Hier wäre gegebenenfalls ein Übergang auf das Sachwertverfahren für derartige Objekte mit einer eigenen Ableitung von Sachwertfaktoren sinnvoll.

1 In der Übertragung auf den Aktienmarkt wäre dann die Rendite auch nur die jährlich ausgezahlte Dividende. Der Investor wird aber auch den Gewinn aus einer Wertsteigerung als Rendite sehen.

6.4.1.2. Datensatz der Vergleichsfaktoren nach Wohnungsmarktregionen

Der zweite Datensatz der Vergleichskauffälle der Wohnungsmarktregionen wird lediglich mit der Methode der CV abgeleitet, da die Prozessierungsdauer der ca. 20000 Fälle sehr rechenintensiv ist[1]. Ebenso wird auf eine Ausreißerbereinigung in einem linearen Modell verzichtet, da der Datensatz allgemein sehr heterogen ist. Auch in diesem Datensatz ist zu erkennen, dass der adaptive Kern bessere Ergebnisse liefert (Tabelle 6.4). Aufgrund der fehlenden Ausreißerbereinigung sind die robusten Maße (MAPE und EB Werte) besser für eine Interpretation geeignet. Generell ist zu erkennen, dass auch in diesem Datensatz die adaptiven Kerne bessere Ergebnisse liefern.
Zudem ist in diesem Datensatz ein besseres Ergebnis mit dem Bisquarekern im Vergleich zum Gaußkern zu sehen (signifikant bessere Werte für RMSE (kleiner), EB5 und EB10 (jeweils größer) in allen Varianten in Tabelle 6.4). Der wesentliche Unterschied zwischen beiden Kernen liegt am endlichen Einfluss von Gewichten bei Kauffällen (Abbildung 6.2). Beim Gaußkern erhalten auch Kauffälle in einer sehr weiten Entfernung noch ein Gewicht > 0. Beim Bisquarekern ist ab einem in Abhängigkeit von der Bandweite definierten Abstand das Gewicht = 0. Dies deutet darauf hin, dass die untersuchten Daten eine hohe räumliche Inhomogenität aufweisen und dadurch weit entfernte Kauffälle die Auswertung an der Koordinate (u, v) verfälschen.

Tabelle 6.4.: Gegenüberstellung der Ergebnisse der MLR und GWR für die Daten der Vergleichsfaktoren nach Wohnungsmarktregionen (eigene Darstellung).

Kriterium	CV,A,B	CV,F,B	CV,A,G	CV,F,G
MAPE [%]	21	21	20	21
RMSE [€/m^2]	521,4	527,9	528,3	552,3
EB5 [%]	16,7	16,2	16,2	15,0
EB10 [%]	32,3	32,2	31,9	30,3

Der MAPE liegt mit rund 20 % deutlich über den von den Experten angegebenen und erwartbaren Genauigkeiten für eine Immobilienbewertung (vgl. Abschnitt 5.1.5). Da für alle Wohnungsmarktregionen das gleiche lineare Modell der Einflussgrößen verwendet wird, ist das Ergebnis, insbesondere bei Betrachtung der breiten Spannen in den einzelnen Einflussgrößen, erklärbar. Bei den sehr großen Spannen sind nichtlineare Effekte zu erwarten. Dies wird auch durch die Ergebnisse der KNN gegenüber der MLR bestätigt, die ebenfalls deutlich bessere Ergebnisse aufgrund der nichtlinearen Modellierung liefern.

6.4.2. Vergleich der multiplen linearen Regressionsanalyse mit geographisch gewichteter Regressionsanalyse und künstlichen neuronalen Netzen

Die Daten der landesweiten Liegenschaftszinssätze und die Daten der Vergleichsfaktoren für die Wohnungsmarktregionen werden mit den Methoden MLR, GWR und KNN prozessiert. Dabei werden jeweils die gleichen Daten zur Kreuzvalidierung genutzt.
Um einen Vergleich zwischen KNN und GWR herzustellen, wird die GWR erneut ohne

1 Eine Iteration der Kreuzvalidierung benötigt auf einem 8-Kern Prozessor ca. 14 h.

eine Ausreißerbereinigung mittels globalem linearem Modell durchgeführt[1]. Durch die Ausreißerbereinigung werden die Daten auf das lineare Modell zugeschnitten und etwaige nichtlineare Effekte können so nicht mehr mit den KNN modelliert werden. Es zeigt sich generell auch hier ein ähnliches Verhalten, auch wenn die Kriterien signifikant schlechter werden. Die zusätzliche Gewichtung mit dem Bodenrichtwert führt auch hier zu schlechteren Ergebnissen. Nähere Untersuchungen zur Gewichtung der Lage durch die BRW sind hier notwendig. Die Kriterien für den Bisquarekern sind in Tabelle 6.5 gemeinsam mit den Ergebnissen der MLR- und der KNN-Varianten zusammengefasst.

Eine Auswertung mit den verschiedenen Optimierungsfunktionen für die KNN im Kontext der Liegenschaftszinssätze zeigt, dass die Unterschiede zwischen MLR und KNN bei Weitem nicht in der Größenordnung der Unterschiede zwischen MLR und GWR liegen. Dennoch sind, bis auf den RMSE der Methode LM, alle untersuchten Kriterien besser als bei der MLR (vgl. Tabelle 6.5).

Tabelle 6.5.: Gegenüberstellung der Ergebnisse der MLR und KNN für die Daten der Liegenschaftszinssätze. Die MLR wird hier abweichend zur Variante der GWR zusätzlich mit der kategorialen Variable des Regionstyps berechnet (eigene Darstellung).

	MLR	KNN			GWR, CV			
Kriterium	MLR	LM	EKF	EKF-dq	A, B	F, B	A, G	F, G
MAPE [%]	98	88	90	93	40	35	40	42
RMSE [%-Punkte]	1,9	1,9	1,9	1,8	1,7	1,7	1,7	1,7
EB5 [%]	8	9	10	9	12	12	12	12

Insbesondere sind Ergebnisse der MLR in den robusten Parametern schlechter als die Ergebnisse der KNN und GWR. Dies ist zum Teil auch auf die nicht durchgeführte Ausreißerbereinigung zurückzuführen. In der Analyse der Liegenschaftszinssätze mit Ausreißerbereinigung (Tabelle 6.3) und ohne Ausreißerbereinigung (Tabelle 6.5) ist auch für die MLR ein deutlicher Unterschied zu erkennen (ca. 30 % Abweichung). Ein wesentlicher Mehrwert für die MLR durch die Nutzung der Regionstypen (MLR in Anhang D.1, Tabelle D.1 ohne Regionstypen und in Tabelle 6.5 mit Regionstypen) kann nicht festgestellt werden (RMSE und EB5 identisch, MAPE um 2 % besser).

Tabelle 6.6.: Gegenüberstellung der Ergebnisse der MLR, KNN und GWR für die Daten der Wohnungsmarktregionen (eigene Darstellung).

	MLR	KNN			GWR, CV			
Kriterium	MLR	LM	EKF	EKF-dq	A, B	F, B	A, G	F, G
MAPE [%]	20	19	19	18	18	19	18	19
RMSE [€/m^2]	393,7	374,3	401,0	359,2	461,1	463,9	466,7	491,5
EB5 [%]	18,7	20,1	20,1	21,6	19,1	19,3	19,1	17,3

1 Die vollständigen Ergebnisse für die Auswertungen des ausreißerbehafteten Datensatzes mit Gaußkern und Bisquarekern sind in Anhang D.1, Tabelle D.1 dargestellt.

Auch für die Daten der Wohnungsmarktregion kann ein Mehrwert durch die Verwendung der Methode der GWR und der KNN gegenüber der MLR festgestellt werden.
Für diesen Markt liefern die KNN in den nicht robusten Kriterien RMSE sowie im EB5 signifikant bessere Ergebnisse für den Markt der Einfamilienhäuser. Die mittlere absolute Abweichung (MAPE) liegt für KNN und GWR in einer Größenordnung von unter 20% (vgl. Tabelle 6.6). Die Methoden mit Kalmanfilter (EKF bei Liegenschaftszinssätzen und EKF-dq bei der Analyse der Wohnungsmarktregion) zeigen leicht bessere Ergebnisse als die Anwendung der LM-Optimierungsfunktion. Durch die sehr großen Spannen der genutzten Einflussgrößen im Auswertedatensatz (vgl. deskriptive Statistik in Tabelle 6.2) wirken die Nichtlinearitäten stärker als die lokalen Marktunterschiede. Es kann vermutet werden, dass die Wirkungen der verwendeten Einflussgrößen räumlich übergreifend ähnlicher sind als im Markt der Mehrfamilienhäuser. Aufgrund der außergewöhnlich hohen Spannen der Einflussgrößen kann der Mehrwert durch die nichtlineare Modellierung gezeigt werden.

6.5. Ergebnisse

Durch die GWR können bei einem lokalen Vergleich deutlich bessere Ergebnisse erzielt werden als mit der klassischen linearen Regressionsanalyse. Es zeigt sich, dass bei den landesweiten Auswertungen der Liegenschaftszinssätze kein wesentlicher Unterschied zwischen dem Gaußkern und dem Bisquarekern festzustellen ist. In der Analyse der Wohnungsmarktregionen kann ein leicht besseres Abschneiden des Bisquare-Ansatzes festgestellt werden. In allen Varianten schneiden die adaptiven Kerne mit variabler Bandweite besser ab als die fixierten Kerne.
Auch bei der Nutzung der KNN verbessert sich das Ergebnis gegenüber der MLR. Dies deutet darauf hin, dass die in den Modellen genutzten Einflussgrößen regional unterschiedliche Wirkungen und Nichtlinearitäten aufweisen.
Das wesentlichste Problem bei einer landesweiten Auswertung stellen inhomogene Erfassungsmethoden und inhomogene Datengrundlagen dar. Insbesondere eine inhomogene Anwendung von Mieten im Rahmen der Ableitung von Liegenschaftszinssätzen sowie eine nicht einheitliche Vorgehensweise bei der Ableitung der Restnutzungsdauer führen bei landesweiten Auswertungen zu Problemen. Die Liegenschaftszinssätze sind in diesen Fällen dann nicht miteinander vergleichbar. Im Rahmen der GWR wirken sich Inhomogenitäten allerdings nicht so stark aus wie bei einer landesweit einheitlichen Auswertung mit einer linearen Regressionsanalyse, da vermutet werden kann, dass die abweichenden Erfassungsmethoden lokal homogen sind. Es bedarf dann für die Anwendung der mit der GWR abgeleiteten Liegenschaftszinssätze allerdings der Kenntnis über die lokal von den GAA verwendeten Mieten bzw. Reinerträgen und Methodiken zur Ableitung der Restnutzungsdauer.

6.6. Fazit und Methodenkritik

Sowohl die GWR als auch die KNN bieten einen Mehrwert gegenüber der klassischen linearen Regression. Da die KNN einen Mehrwert bei Nichtlinearitäten liefern und die GWR die Inhomogenität von Märkten abbilden kann, deutet dies darauf hin, dass sowohl Nichtlinearitäten als auch Inhomogenitäten der räumlichen gemeinsam ausgewerteten

Teilmärkte bestehen. Bei der GWR sollte bei landesweiten Auswertungen mit einem adaptiven Kern gearbeitet werden, der den maximalen Abstand der *n* nächsten Kauffälle für die Bildung der Gewichtungsfunktion nutzt. Dieser zeigt in den Analysen einen signifikanten Vorteil gegenüber den fest definierten Bandweiten.
Das räumliche Auswerteverfahren bietet für inhomogene Märkte einen größeren Mehrwert als die Modellierung mit den KNN. Für Märkte, die generell ein ähnliches Marktverhalten aufweisen, können auch mit KNN gute Ergebnisse erzielt werden, insbesondere dann, wenn Nichtlinearitäten auftreten. Dies ist immer dann zu vermuten, wenn die Spannen der Einflussgrößen sehr weit sind. Die Modellierung der räumlichen Wirkungen durch die Regionstypen im Rahmen der Analyse mit KNN kann die lokalen Märkte nicht hinreichend abbilden. Zielführend erscheint ein kombinierter Ansatz, in dem die Nachbarschaften in einem KNN besser modelliert werden. Die Modellierung über den Regionstyp gibt nur eine Aussage zur Lagequalität, jedoch nicht zur Nachbarschaft.
Eine Abschätzung, ob die Methoden fähig sind, auch in Märkten mit geringen Transaktionszahlen gute Ergebnisse zu liefern, kann mit der gewählten Kreuzvalidierung nicht erfolgen. Im gewählten Ansatz wird keine Differenzierung nach Märkten mit geringer Transaktionszahl und gewöhnlicher Transaktionszahl durchgeführt. Generell ist eine Validierung mit Kauffällen aus Märkten mit geringer Transaktionszahl schwer, da die Informationen der Kauffälle aus den Märkten mit geringen Transaktionszahlen für die allgemeine Modellbildung sehr wichtig sind. Eine Validierung mit dritten Daten, z. B. Gutachten der jeweiligen Immobilien aus Märkten mit geringer Transaktionszahl, scheitert an der ausreichend zur Verfügung stehenden Anzahl von Gutachten bzw. einem zu hohen Aufwand einer Befragung. Zukünftig könnte mit dem Aufbau einer zentralen Gutachtendatenbank diesem Problem begegnet werden und eine Prüfung der Anwendbarkeit auch für Märkte mit geringen Transaktionszahlen geprüft werden.

7. Zusammenfassung der Ergebnisse

Im Rahmen der Arbeit werden zunächst Unterschiede in den Eigenschaften der Märkte mit geringen Transaktionszahlen untersucht. Differenziert für einzelne Märkte kann mit dieser Strukturierung eine passende Auswertestrategie entwickelt werden.

Es wird gezeigt, dass die geringen Transaktionszahlen in einem bestimmten Markt verschiedene Ursachen haben können. Diese Ursachen werden im Rahmen der Arbeit strukturiert. Zur Ableitung wird mittels einer qualitativen Untersuchung von Leitfadeninterviews sowie der Literatur zum Thema eine Theorie zur Systematisierung der Märkte gebildet. Die gestellte Forschungsfrage:
„Wie können Immobilienmärkte mit geringer Transaktionszahl systematisiert werden?“ kann beantwortet werden:
Aus der Ursache für die geringe Transaktionszahl kann eine Systematisierung der Märkte erfolgen. Grundsätzlich lassen sich die Märkte mit geringer Transaktionszahl in Märkte mit Angebotsmangel und Nachfragemangel unterscheiden. Eine weitere Unterteilung dieser Teilmärkte kann mittels der existierenden Grundgesamtheiten für die einzelnen Märkte erfolgen. Die Ursachen sind durch verschiedene Einflüsse hervorgerufen. Einer der Hauptgründe sind demographische Entwicklungen sowie wirtschaftliche Einflüsse. Die bisher genutzten Begrifflichkeiten im Kontext der Märkte mit geringen Transaktionszahlen werden uneinheitlich oder nicht eindeutig abgrenzbar verwendet. Aus diesem Grund wird die Verwendung von Begriffen wie (unbebauter) Markt mit geringer Transaktionszahl vorgeschlagen. Durch den Zusatz unbebaut wird klargestellt, dass es sich um den Bodenmarkt handelt. Neben der Systematisierung der Märkte mit geringer Transaktionszahl sind verschiedene Daten, die in diesen Lagen weiterhin zur Verfügung stehen, zusammengefasst. Für viele dieser Daten bestehen bereits Methoden zur Nutzung im Kontext der Wertermittlung wie beispielsweise Mieten in Form von Mietlageverfahren. Für weitere Daten werden im Rahmen dieser Arbeit Untersuchungen präsentiert.

Insbesondere die bisher nicht genutzten Kauffälle in den Kaufpreissammlungen weisen ein hohes Potential auf. Kauffälle, die unvollständig erfasst sind, werden bei Auswertungen vollständig ausgeschlossen (Fallweiser Ausschluss). Teilweise fehlt nur eine Information für eine multivariate Analyse. Im Rahmen der Arbeit wird untersucht, ob und mit welchen Methoden diese Datenlücken geeignet gefüllt werden können, um eine höhere Genauigkeit in den Analysen auch mit wenigen Daten zu erhalten. Als Methoden

werden neben dem Fallweisen Ausschluss eine Mittelwertimputation sowie die Auffüllung der Datenlücken mittels Expectation-Maximization und Random-Forest-Regression untersucht. Die gestellte Forschungsfrage:
„Wie können Kaufpreise mit Datenlücken in Einflussgrößen für die Auswertung nutzbar gemacht werden?“ kann beantwortet werden:
Mit Imputationsmethoden können die Ergebnisse von Regressionsanalysen deutlich verbessert werden. Selbst bei einem großen Vorkommen von Datenlücken in unterschiedlichen Parametern kann eine Auswertung noch gute Ergebnisse in der Größenordnung der vollständigen Kauffälle liefern.
Die komplexen Methoden RF und EM weisen keinen wesentlichen Vorteil gegenüber der simplen Methode der Mittelwertimputation auf. Mit dieser Methode kann ein ähnlich gutes Ergebnis erzielt werden wie mit dem RF Algorithmus. Für die Mittelwertimputation kann auch die beste Akzeptanz erwartet werden, da sie die geringste Komplexität, die höchste Objektivität und die beste Performanz aufweist.

Neben der Vergrößerung der verwendbaren Stichprobe für eine Auswertung von Immobilienwerten kann für eine Auswertung auch Expertenwissen integriert werden. Daher wird in einem weiteren Teil der Arbeit das Expertenwissen, das in verschiedenen Formen (Befragungen, Angebotspreisen, Gutachten) geäußert werden kann, untersucht. Es wird zunächst das Expertenwissen allgemein im Rahmen einer quantitativen Befragung näher betrachtet, um Handlungsweisen und Unterschiede von Experten aus verschiedenen Gruppen zu identifizieren. Anschließend werden (intersubjektive) Experten- und Laienbefragungen im Kontext der Immobilienbewertung ausgewertet sowie Angebotspreise, die von Maklern und ohne Makler vermarktet werden, im Verhältnis zu den realisierten Kaufpreisen untersucht. Die gestellte Forschungsfrage:
„Welche Eigenschaften hat das Expertenwissen?“ kann beantwortet werden:
Experten im Bereich der Immobilienbewertung haben die unterschiedlichsten beruflichen Herkünfte. In ihrer Arbeitsweise lassen sich keine wesentlichen Systematiken feststellen. Lediglich bei der Nutzung von Daten können Systemtiken aufgedeckt werden. Expertenbefragungen weisen grundsätzlich hohe Streuungsmaße auf. Die Streuungsmaße werden dann reduziert, wenn bei den Befragungen Einschränkungen beispielsweise durch eine vorgegebene Skala oder durch vorgeschlagene Werte erfolgen. Weitere Untersuchungen dahingehend sind notwendig. Auch die Abschläge zwischen Angebotspreisen und Kaufpreisen, aber auch die Anpassung von Angebotspreisen im Vermarktungszeitraum, weisen hohe Streuungsbreiten auf. Einen signifikanten Unterschied zwischen der Vermarktung mit einem Makler oder ohne einen Makler kann in der untersuchten Stichprobe nicht nachgewiesen werden.

Da die untersuchten zusätzlichen Daten wie die Angebotsdaten oder die Expertenbefragungen in einigen Teilmärkten nicht zur Verfügung stehen oder nur mit sehr hohem Aufwand erzeugt werden können, sind alternative Nutzungsansätze notwendig. Hierzu werden zwei Methoden auf ihre Eignung hinsichtlich räumlich zusammengefasster Auswertungen geprüft. Der Vergleich erfolgt zur klassischerweise eingesetzten linearen Regressionsanalyse. Zum einen wird die GWR, die lokale Märkte besser abbilden kann, sowie die KNN, die Nichtlinearitäten besser abbilden können, angewendet.
Die gestellte Forschungsfrage:
„Bieten alternative statistische Auswerteverfahren eine Möglichkeit, überregionale Auswertungen zu verbessern?“ kann beantwortet werden:

Sowohl die Nutzung der GWR, als auch die Nutzung von KNN bieten bei der Auswertung von räumlich zusammengefassten Daten in einer Kreuzvalidierung einen Vorteil. Dies lässt darauf schließen, dass die Märkte sowohl räumlich inhomogen als auch nichtlinear sind. Die GWR weist bessere Ergebnisse auf als die KNN. Grundsätzlich können mit den genutzten Methoden aber nur bedingt die Ergebnisse von lokalen Auswertungen erreicht werden, da die Einflussgrößen in den genutzten Modellen für das gesamte Untersuchungsgebiet gleich sind. Lokal auftretende und wirkende Parameter werden in diesem globalen Modell gegebenenfalls nicht mit berücksichtigt.

8. Hypothesengenerierende Erkenntnisse

Im folgenden Kapitel werden die Erkenntnisse aus der Arbeit aufgegriffen und Hypothesen für eine gemeinsame Auswertung von Daten erörtert. Dazu werden zunächst Hypothesen zur besseren Beschaffung von (Meta-)Daten von Immobilien aufgestellt und anschließend ein Konzept der Datenfusion und Aggregation näher diskutiert und gemeinsam mit den Erkenntnissen dieser Arbeit Hypothesen für ein Konzept zur gemeinsamen Auswertung abgeleitet.

8.1. Datenerfassung

Es kann gezeigt werden, dass durch Methoden zur Imputation von Datenlücken die Auswertungen verbessert werden können. Denoch ist eine verbesserte Erfassung von Daten zur Füllung der Datenlücken und Vermeidung von groben Fehleinschätzungen sinnvoll. Hier sind insbesondere die Instrumente der Digitalisierung hilfreich. Im Konzept VKV2025 der Niedersächsischen Vermessungs- und Katasterverwaltung werden beispielsweise verschiedene Instrumente thematisiert, die im Weiteren näher andiskutiert werden.

8.1.1. Schaffung von Schnittstellen

Durch das Projekt Digitale Abwicklung von Immobilienkaufverträgen (Statistisches Bundesamt, 2019) besteht in absehbarer Zeit die Möglichkeit, die Informationen aus den Kaufverträgen sehr schnell in der Datenbank zu erfassen. Insbesondere die in der Anlage zum Projektbericht genannten Parameter sind bereits einige der derzeit mit Datenlücken belegten Parameter.
Viele weitere Informationen zu Immobilien sind bereits in der öffentlichen Verwaltung verfügbar. So liegen beispielsweise bereits Bauakten (Baubehörden) sowie Mieten (Finanzverwaltung), geplante Nutzung für Flächen (Baubehörden und Planungsbehörden) und viele weitere Daten vor. Aus unterschiedlichen Gründen werden diese Informationen jedoch nicht flächendeckend genutzt.
Durch die Schaffung von Schnittstellen zwischen den Behörden und Schaffung von Standards kann der Erfassungsprozess hier zukünftig deutlich verkürzt werden.

8.1.2. Befragung

Es ist zu erwarten, dass eine Verbesserung der Befragung von Käufern (online-Befragung) aller Voraussicht nach zu einer höheren Rücklaufquote führen wird und damit zu weniger Datenlücken. Insbesondere bildbasierte Befragungen erleichtern den Befragten die Einordnung ihrer Immobilie in ein einheitlicheres Schema. Die unterschiedliche Auffassung zu rein deskriptiven Texten kann durch Bildmaterial objektivierter eingestuft werden. Durch ein flexibles Design des Fragebogens, in der die Anpassung der Befragung individualisert werden kann, können gezielter Daten erhoben werden, die noch fehlen. Die Bereitschaft der Befragten könnte durch die Verkürzung des Fragebogens erhöht werden und die Datenlücken damit verringert werden.

8.1.3. Nutzung von Bilddaten und 3D-Stadtmodelle

Aus Fernerkundungsdaten können viele Informationen für die Wertermittlung abgeleitet werden. Insbesondere zukünftig erfasste Schrägluftbilder und 3D-Modelle (Schlösser und Kuhnt, 2020) können helfen, weitere Informationen aus den Bildern zu erhalten. Mit der Einführung von Luftbildern (deutschlandweit, flächendeckend) und Schrägluftbildern (in einigen Bundesländern[1]) sowie 3D-Stadtmodellen (in städtischen Lagen[2]) können weitere Informationen durch die GAAs auch aus diesen Daten abgeleitet werden. Die Ableitung von Eigenschaften (beispielsweise Anzahl Geschosse, Baujahr, Modernisierung, Zustand, Umgebung) der Immobilien aus diesen fernerkundlichen Daten birgt jedoch Unsicherheiten. Diese Unsicherheiten wurden bisher noch nicht untersucht. Es ist zu vermuten, dass es bei Informationen, die sich um den Zeitpunkt des Kaufes verändern (z. B. Modernisierung), zu Fehleinschätzungen bei der Ableitung aus diesen Informationen kommen kann. Die hieraus abgeleiteten Daten sollten daher auf eine andere geeignetere Art validiert werden. Ansätze zur Ableitung z. B. von Durchgrünung der Umgebung (Einfluss auf Lageeinschätzung) oder die Baujahre von Immobilien können mittels maschinellen Lernens abgeleitet werden (Koch et al., 2017; Despotovic et al., 2019).
Durch die zukünftigen fernerkundlichen Auswertungen können viele Daten, die bisher durch Befragungen oder Ortsbesichtigungen abgeleitet werden, automatisiert für die Immobilienbewertung bereitgestellt werden.

8.2. Datenfusion

Es werden in der Literatur die Begriffe der Datenfusion und Datenaggregation unterschieden (Chhabra und Singh, 2015). Die Datenaggregation wird heute bereits in der Wertermittlung eingesetzt (z. B. bei der Zusammenfassung von räumlich/sachlichen Teilmärkten). Es handelt sich dabei um die Zusammenfassung von Daten gleicher Art vor der Analyse. Bei der Datenfusion handelt es sich um eine Technik, die Daten im

1 z. B. Niedersachsen (Schlösser und Kuhnt, 2020).
2 Liste der Städte in Apple Maps: `https://airtable.com/shre0zOyQBIKz78py/tbl2afna25z62sc9N?blocks=hide` (letzter Zugriff 29.08.2020).
Liste Google Earth/Maps: `https://earth.google.com/web/@51.23405009,11.58457955,656.32732225a,1665258.49827468d,35y,0h,0t,0rdata=CjkSNxIgZDY1OGRjYWIzNjlhMTFlOGFjNmU2OWJjN2I2ZDI2Y2EiE2xheWVyXzNkY292ZXJfcGFuZWw` (letzter Zugriff 29.08.2020).

Auswerteprozess gemeinsam zu analysieren. Für die Wertermittlung soll der zukünftige Fokus vorwiegend auf der Datenfusion nach der Definition: „a process dealing with the association, correlation, and combination of data and information from single and multiple sources to achieve refined position [...], and complete and timely assessments of situations and threats, and their significance. The process is characterized by continuous refinements of its estimates and assessments, and the evaluation of the need for additional sources, or modification of the process itself, to achieve improved results“[1] (White, 1991) liegen.
Am Immobilienmarkt stehen Daten aus verschiedenen Quellen zur Verfügung. Diese verschiedenen Quellen können als einzelne Sensoren aufgefasst werden. Die Beobachtung des Immobilienmarktes kann als Multisensorsystem aufgefasst werden, in dem durch Messungen mit verschiedenen Sensoren der Markt aus einer anderen Perspektive bzw. mit einem anderen Abstraktionsgrad beobachtet wird. So können die im Rahmen dieser Arbeit identifizierten Daten aus Kapitel 3.4.5 in einer gemeinsamen Auswertung genutzt werden.
Alle diese Daten weisen typische Eigenschaften von Sensordaten auf, die je nach Daten unterschiedlich stark ausgeprägt sind. Die Daten sind nach Koch (2014, S. 53)

- ungenau,
- unvollständig,
- mehrdeutig,
- ungleich aufgelöst (zeitlich/räumlich),
- falsch,
- verfälscht,
- schwer zu formalisieren und
- widersprüchlich.

Durch die Datenfusion können entweder genauere Daten durch Verbesserung des Signal-Rausch-Verhältnisses (z. B. Fusion von zwei Radarmessungen am gleichen Ort) oder mehr Information (zwei Radarmessungen an verschiedenen Orten→ Distanz zu mehr Objekten, bzw. Radar und Bildmessung → Entfernung und Art) verbessert werden. In einer Übertragung auf den Immobilienmarkt könnte so z. B. die Nutzung mehrerer Experten in einer Befragung verstanden werden, um das Signal-Rausch-Verhältnis zu minimieren.

Das Expertenwissen selber bildet sich in der Regel auch durch eine Fusion von Informationen, die durch den Experten im Rahmen seiner Aus- und Weiterbildung sowie seiner täglichen Arbeit aufgenommen werden. Diese Informationen können allgemein audiovisuell erfasst werden. Das menschliche Gehirn führt eine Datenfusion durch (Massaro

1 „Ein Prozess der durch den Zusammenhang, die Verknüpfung und Kombination von Daten und Informationen aus einzelnen und mehreren Quellen eine präzisere Position [...]liefert und globale sowie zeitlich aufgelöste Beurteilungen von Situationen und Gefahren mit ihrer jeweiligen Aussagekraft (Unsicherheit) ermöglicht. Der Prozess ist charakterisiert durch dauerhafte Verfeinerung der Aussage sowie Beurteilung und Abschätzung der Notwendigkeit zusätzlicher Informationsquellen oder der Anpassung der Auswerteprozesse selbst zur Erreichung besserer Ergebnisse.“ Übersetzung durch den Autor.

und Cowan, 1993, S. 401 ff.), die das Expertenwissen bilden, aus denen dann in Form von Expertisen bestimmte Sachverhalte bewertet werden. Im Rahmen dieser Arbeit wurden erste Erkenntnisse zu genutzten Quellen gesammelt, die in einem Multisensorsystem genutzt werden können, um Korrelationen von Experten mit den durch sie genutzten Datenquellen zu modellieren.

8.2.1. Sensoren des Immobilienmarktes

Eine einfache Übertragung des Begriffs Sensor auf den Immobilienmarkt erfolgt in Abbildung 8.1. Ein Signal (elektromagnetische Wellen des sichtbaren Spektrums bzw. Verträge, die am Immobilienmarkt geschlossen werden) wird durch einen Sensor erfasst. Zum Bildsensor ist die Datenbank äquivalent, wie z. B. eine Automatisierte Kaufpreissammlung (AKS) oder eine Datenbank eines Anbieters für Immobilienvermarktung. Im Ergebnis steht ein Produkt (rasterbasiertes Bild oder strukturierte Tabelle mit gesammelten Informationen zum Kaufpreis), welches einer Analyse unterzogen werden kann (Merkmalspunkt-Detektion oder GWR). Im Ergebnis wird die gesuchte Information, wie beispielsweise die Verortung der Merkmalspunkte, oder im Immobilienkontext, die Wirkung der Zeit auf die realisierten Preise am Immobilienmarkt ermittelt.

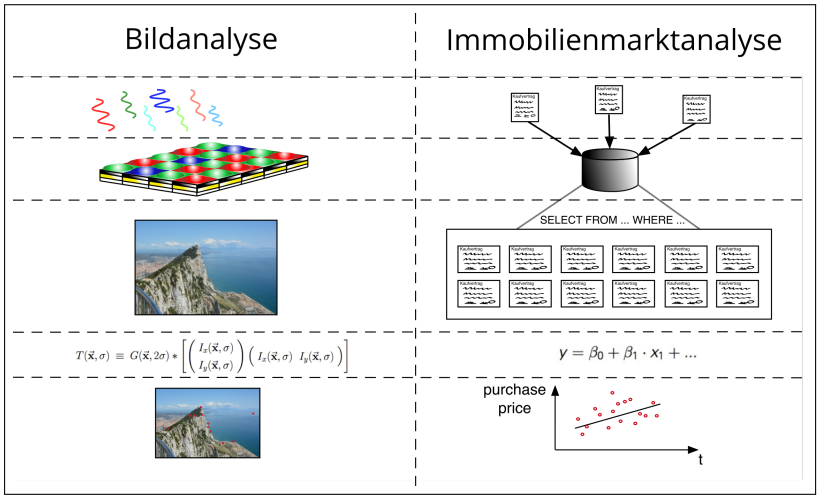


Abbildung 8.1.: Vergleich eines Bildsensors mit einer Kaufpreisdatenbank als Sensor (eigene Darstellung).

8.2.2. Konzepte für Multisensorsysteme

Die einzelnen Sensoren arbeiten nach Durrant-Whyte in einem Team von Entscheidern zusammen, die zu einer gemeinsamen Entscheidung kommen. Hierbei wird die Information (bzw. Entscheidung) des Sensors beschrieben durch eine Struktur η. Diese Struktur wird zur Entscheidungsfindung des Sensors genutzt. Aus der Entscheidung kann eine Aktion $\mathbf{z}$ abgeleitet werden, die als Meinungen der Sensoren aufgefasst werden kann. Zur Ableitung werden die physikalische Eigenschaft (gemessen) des Sensors $\mathbf{x}_i$ (i= 1 .. j), die

a-priori-Information der Umgebung $\mathbf{p_i}$ sowie die Informationen der anderen Sensoren $\mathbf{a}$ verwendet nach dem Schema:

$$\mathbf{z_i} = \eta_i(\mathbf{x_i}, \mathbf{p_i}, \mathbf{a}_1, \ .. \mathbf{a}_{i-1}, \mathbf{a}_{i+1} \ .. \mathbf{a}_n) \tag{8.1}$$

Das n-Tupel $\eta = (\eta_1 \ .. \eta_n)$ wird als Informationsstruktur bezeichnet.
Eine Klassifikation einer Multidatensensorkonfiguration nach drei Arten des Informationsflusses erfolgt durch Durrant-Whyte (1988).

- Konkurrierend
  Messungen des gleichen Phänomens mit unterschiedlichen Methoden (Freiheitsgrade) am gleichen Ort werden miteinander kombiniert (Beobachtungsintegration). Eine Transformation kann notwendig sein.

  - Hypothese für die Wertermittlung: *Ein derartiges Multisensorsystem kann die gemeinsame Verwendung von Angebotsdaten und Kaufpreisen ermöglichen. Die Angebotsdaten müssen nach den Erkenntnissen dieser Arbeit noch mit einem Abschlag versehen werden und weisen generell eine höhere Unsicherheit auf.*

- Komplementär
  Messung des gleichen Phänomens (z. B. Geometrien) mit mehreren Sensoren in verschiedenen Freiheitsgraden.
  Die durch den Sensor ermittelten Informationen überlappen sich nicht (unabhängige Beobachtung an unterschiedlichen Orten). Die einzelnen Sensormessungen hängen hierbei nicht von den anderen Sensorbeobachtungen ab: $\mathbf{z_i} = \eta_i(\mathbf{x_i}, \mathbf{p_i})$.

  - Hypothese für die Wertermittlung: *Ein derartiges Multisensorverfahren wird bereits in der Wertermittlungspraxis angewendet, wenn bei einer Auswertung von verschiedenen Regionen oder zu verschiedenen Zeiträumen mit der gleichen Methode gearbeitet wird. Es entsteht so eine flächendeckende Repräsentation des Marktes.*

- Kooperativ
  Interaktion von Sensoren untereinander. Hierbei werden die Informationen der anderen Sensoren als weitere Information gegebenenfalls auch für die eigene Messung genutzt. Dies kann beispielsweise vom Großen ins Kleine (Sensor 1 gibt Näherungswert, Sensor 2 Detailauswertung) oder auch mit verschiedenen Informationen wie beispielsweise Geometrien (Laserscanner) und Semantik (Kamera) durchgeführt werden.

  - Hypothese für die Wertermittlung: *Ein derartiges Multisensorverfahren kann z. B. eine gemeinsame Betrachtung des Miet- und Kaufmarktes am Immobilienmarkt sein. Dabei können Rückschlüsse auf den jeweils andern Markt erfolgen. Dies findet bereits im Ertragswertverfahren, indem der Mietmarkt mit dem Kaufmarkt verknüpft wird, Anwendung.*

Ebenfalls lassen sich Multisensorsysteme nach ihrer Aufnahmeart und Konfiguration unterscheiden (vgl. Durrant-Whyte (1988)):

- Komplexizität
  Kamera hat viele Fehlereinflüsse (Charged Couple Device (CCD) Matrix, Objektiv

etc.), deren summierte Einzeleinflüsse den Gesamtfehler ergeben.
Hypothese für die Wertermittlung: *Alle Preise, die am Immobilienmarkt realisiert werden, unterliegen komplexen Preisbildungsprozessen.*

- Beobachtungsfehler
  Falsche Beobachtungen beispielsweise durch falsche Positionierung des Sensors oder fehlende Beobachtungen in einem oder mehreren Freiheitsgraden.
  Hypothese für die Wertermittlung: *Falsche Markteinschätzungen und fehlende Marktbeobachtungen kommen in der Immobilienwirtschaft vor.*

- Beobachtungsvielfalt
  Inhomogenität der Informationen der einzelnen Sensoren. Sensoren können Kanten, Normale, Positionen, Texturen etc. als Information liefern.
  Hypothese für die Wertermittlung: *Die Vielfalt der Daten des Immobilienmarktes ist sehr hoch. Die Datenarten sind sehr inhomogen (Mietpreise, Kaufpreise, demographische Faktoren).*

- Unterschiedliche Sichtwinkel
  Wenn Sensoren räumlich unterschiedlich platziert sind, müssen die unterschiedlichen Daten zunächst in ein einheitliches Koordinatensystem überführt werden.
  Hypothese für die Wertermittlung: *Marktinformationen kommen aus unterschiedlichen Quellen, die Abweichungen zueinander aufweisen. Eine Transformation ist notwendig.*

Fazit: Die Konzepte der Multisensorsysteme finden zum Teil schon Anwendung im Bereich der Immobilienwertermittlung. Es kann die Hypothese aufgestellt werden, dass die Eigenschaften von physikalischen Sensoren, die in den Konzepten der Multisensorsysteme Berücksichtigung finden, auch auf den Immobilienmarkt zutreffen. Aus diesem Grund kann vermutet werden, dass die Konzepte für die Wertermittlung geeignet sind, um Marktbeobachtungen durchzuführen.

8.2.3. Entwicklung eines Konzepts für ein Multisensorsystem in der Immobilienbewertung

In diesem Kapitel werden die Begrifflichkeiten aus dem Multisensor-Fusionsbereich auf die Wertermittlung übertragen und ein geeigneter Fusionsansatz für die Wertermittlung ausgewählt, um diesen anhand von realen Daten zu testen.
Ein Sonderfall der Multisensorfusion in Form eines komplementären Ansatzes wird in der Wertermittlungspraxis bereits eingesetzt. In der Forschung finden sich auch Multisensoransätze auf Bayesischer Grundlage (Zaddach, 2016). Hier wird der gleiche Sensor genommen und jeweils Daten aus verschiedenen Messepochen miteinander verknüpft. Ein umgekehrter Ansatz findet sich in Abernethy und Johnson-Roberson (2015). Hier wird eine Methode aus der Finanzwelt in die Multi-Sensor-Welt überführt.
Grundsätzlich setzt sich der Immobilienmarkt aus dem Miet- und Pachtmarkt sowie dem Kaufmarkt[1] zusammen (Abbildung 8.2). Für diese Märkte existieren Marktdaten (i. d. R. Angebote, Gebote und tatsächliche Abschlüsse sowie Gutachten und Expertenbefragungen). Gegebenenfalls auftretende Lücken in diesen Daten können mit den im

1 Weitere Spezialmärkte wie z. B. Erbbaurechte könnten darüber hinaus noch betrachtet werden.

Rahmen dieser Arbeit vorgeschlagenen Methoden geschlossen und die Daten somit nutzbar gemacht werden.
Der Immobilienmarkt lässt sich darüber hinaus zusätzlich durch andere äußere Einflüsse beschreiben. Insbesondere die Demographie und die wirtschaftliche Situation haben Einfluss auf den Immobilienmarkt und können in einem Multisensoransatz mit berücksichtigt werden.

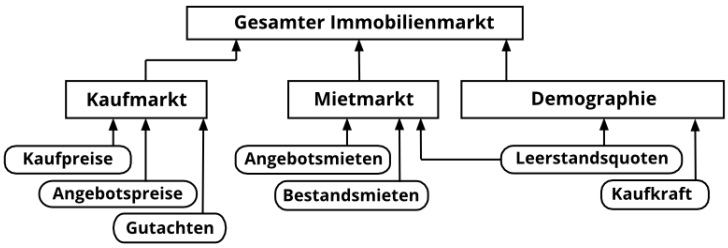


Abbildung 8.2.: Darstellung eines beispielhaften Multisensorsystems zur Immobilienmarkterfassung (eigene Darstellung).

8.2.3.1. Fusionsebenen

Ebenen der Datenfusion werden beispielsweise in (Ruser und Leon, 2007, S. 96) diskutiert. Diese lassen sich auf den Immobilienmarkt übertragen. Die Fusion kann auf Ebene der Signale (Kaufpreise oder Mietpreise), der Merkmale (Information der ausgewerteten Ebene wie z. B. der β-Koeffizienten der Regressionsanalyse) oder auf der Symbolebene (Eigenschaften des gesamten Marktes) geschehen (Abbildung 8.3).

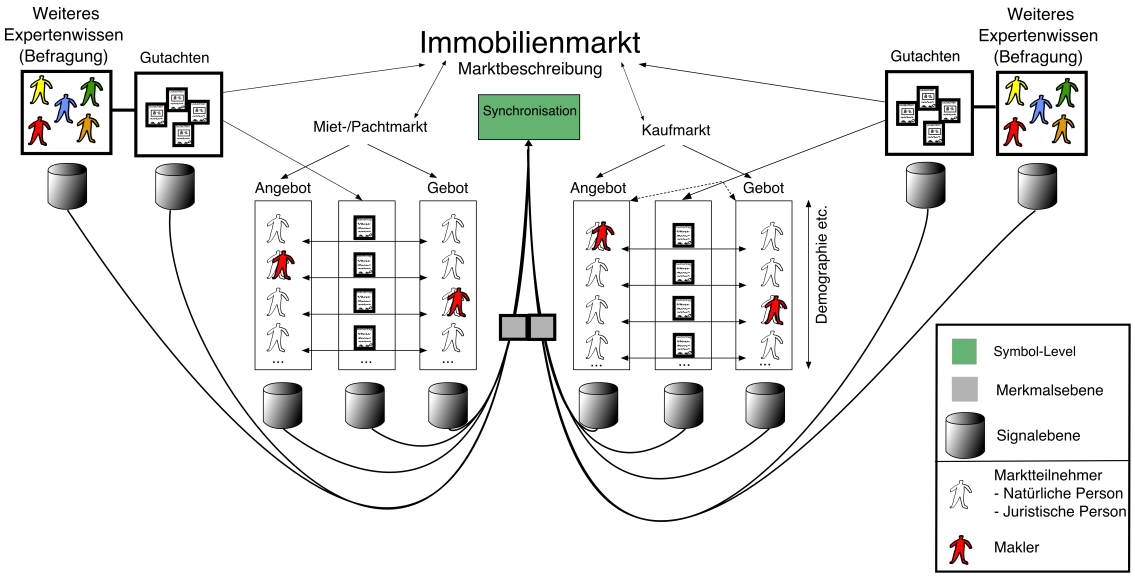


Abbildung 8.3.: Multisensorsystem für Wertermittlung (eigene Darstellung).

- Signalebene
  Auf Signalebene können gleichartige Daten ausgewertet werden. Dabei kann beispielsweise eine gemeinsame Auswertung von Kaufpreisen und Angebotspreisen

und Bieterverfahren erfolgen. Diese kann z. B. in einer gemeinsamen Regressionsanalyse erfolgen:

$$Preis = \beta_0 + x_1\beta_1 + x_2\beta_2 + x_{Angebot}\beta_3 + x_{Gebot}\beta_4 \tag{8.2}$$

Wenn $x_{Angebot}$ als Dummyvariable fungiert, ist der Offset als Absolutwert aufzufassen (Formel 8.2).

$$Preis = \beta_0 + x_1\beta_1 + x_2\beta_2 + x_{Angebot}\beta_3 \cdot Angebotshoehe + x_{Gebot}\beta_3 \cdot Gebotshoehe \tag{8.3}$$

Wenn $x_{Angebot}$ mit einer stetigen Variablen kombiniert wird, wird ein von der Höhe abhängiger Faktor abgeleitet. So kann z. B. die im Rahmen dieser Arbeit festgestellte Abhängigkeit des Preisabschlages von Angebotspreisen zu Kaufpreisen von der Qualität der Objekte mit modelliert werden. Ebenso können in diesem Ansatz auch die GWR oder KNN eingesetzt werden.
Probleme treten für die Regressionsanalyse bei Korrelationen zwischen Parametern sowie im stochastischen Modell auf (unterschiedliche Genauigkeiten). Diese müssen entsprechend modelliert bzw. ausgeschlossen werden (Abschnitt 8.2.3.3). Doppelberücksichtigungen von Kaufpreis und Angebotspreis sind nur bei Berücksichtigung von Korrelationen sinnvoll. Gibt es zu hohe Deckung zwischen Kaufpreisen und Angebotspreisen, kann es zu einem Rangdefekt in der Designmatrix kommen. Dies ist jedoch nur bei sehr kleinem Datenumfang zu erwarten.
Neben der Modellierung innerhalb der linearen Regressionsanalyse kann eine Modellierung auf Normalgleichungsebene (z. B. Stapelung der Normalgleichungsmatrix der einzelnen Daten) erfolgen (vgl. (Thaller, 2008, S. 17)). Zudem bietet sich der Kalmanfilter als Ansatz zur Datenfusion an (vgl. (Feng et al., 2007)).

- Merkmalsebene
  Eine alternative Möglichkeit der Aggregation kann auf der Merkmalsebene erfolgen. Hier kann beispielsweise auf Grundlage des Bayes-Theorems gestuft eine Kombination der Regressionsergebnisse erfolgen (Nutzung Merkmal 1 (z. B. die β Koeffizienten der ersten Regressionsanalyse mit den Bieterdaten) als a-Priori-Wissen für die Ableitung des Merkmals 2 (z. B. Angebotsdaten) und deren a-Posteriori-Wissen als a-Priori-Wissen für Ableitung des Merkmals 3 (z. B. Kauffalldaten) etc.).

- Symbolebene
  Eine Verknüpfung auf Symbolebene kann z. B. bei der Ableitung von Trends unter verschiedenen Märkten (Mietmarkt oder Kaufmarkt) oder externen Einflussgrößen (Wirtschaftsentwicklung) erfolgen.

8.2.3.2. Mögliche Methoden zur Datenkalibrierung

Um Messungen mit einem Sensor durchzuführen, muss dieser zunächst kalibriert werden[1]. Den Vorschlag der Kalibrierung betrachtet auch Jeschke et al. (2014). Das Problem

1 Bei der Kalibrierung wird der konkrete Sensor mit einem perfekten Soll verglichen. Hierbei wird das physikalische Messkonzept und die hierbei auftretenden „Fehlers“ beschrieben und mit einem Soll verglichen. Die hierbei auftretenden Fehler sind in der Regel auf unterschiedliche physikalische Phänomene in verschiedenen Teilbereichen der Sensoren zurückzuführen.

für den Immobilienmarkt stellt das Fehlen einer physikalischen Referenz (Soll) dar. Dies gleicht eine Simulation eines realen Marktes aus, ist aber für die Kalibrierung von unterschiedlichen Systemebenen nicht zielführend. Erkenntnisse dieser Arbeit und aus der Literatur geben erste Hinweise zur Anpassung von Angebotsdaten an Kaufpreise sowie zu Ankereffekten bei Befragungen. Hierzu sind weitere Untersuchungen notwendig, um Modelle zur Anpassung der Daten in ein einheitliches (Koordinaten-)System zu realisieren und so eine gemeinsame Auswertung zu ermöglichen. Zur Untersuchung der Angebotspreise und zur Kalibrierung der Daten auf die Kaufpreise können zudem verschiedene Instrumente aus dem Bereich der Zeitreihenanalyse genutzt werden. Der Kaufpreis ist als eine diskrete Beobachtung in einer kontinuierlichen, unregelmäßigen Beobachtungsreihe aufzufassen. Hierzu werden die Realisierungen von Kaufpreisen, wie auch die Realisierungen von Angebotspreisen, als stochastische Prozesse aufgefasst. Eine von zufälligen Schwankungen beeinflusste Messgröße als Funktion eines kontinuierlichen Parameters t (t: Zeit und Ort) wird als als Zufallsprozess bezeichnet.
Bei Kaufpreisen handelt es sich um nicht stationäre Prozesse, da Kaufpreise in der Regel einem Trend folgen. Es gilt also, dass der Erwartungswert des Kaufpreises nicht konstant ist ($E(y) \neq const$). Es werden sogenannte trendstationäre Prozesse (beispielsweise stetiger Meeresspiegelanstieg) und differenzstationäre Prozesse (stochastischer Trend) unterschieden. In der Wertermittlung kann in der Regel von einem trendstationären Prozess ausgegangen werden. Für jeden Zeitpunkt t existiert eine Verteilungsfunktion $F_t(x)$, die eine Wahrscheinlichkeitsaussage über die möglichen Messwerte x(t) macht, die der stochastische Prozess zur Zeit t annehmen kann. Handelt es sich bei der gegebenen Verteilungsfunktion für jeden Messwert um eine Normalverteilung des gleichen Typs, so wird von einem stationären Gaußschen Zufallsprozess gesprochen.

8.2.3.3. Dekorrelation

Alle wesentlichen Einflussgrößen im Immobilienmarkt sind miteinander korreliert. Eine sehr hohe Korrelation findet sich z. B. zwischen Grundstücksgröße und Wohnfläche oder auch Bodenrichtwert und Grundstücksgröße. Die Voraussetzung für viele statistische Analysen wie beispielsweise die Regressionsanalyse ist die Unkorreliertheit der Größen (Urban und Mayerl, 2011, S. 124). Korrelationen wirken sich bei Analysen dahingehend aus, dass Größen nicht vergleichbar sind, da sich Einflüsse bei Analysen in jeweils andere Parameter verschieben können. Während eine hohe Korrelation von Daten bei der Fusion von Daten wünschenswert ist, führt die Korrelation von Einflussgrößen beispielsweise bei der Regressionsanalyse zu Problemen bei der Auswertung. Um eine Vergleichbarkeit herzustellen, müssen die Größen zunächst dekorreliert werden. Diese Methodik ist aus der Signal- und Bildverarbeitung bekannt (Strutz, 2009). Ist ein Signal abhängig von einem weiteren Signal, kann diese Abhängigkeit durch eine Funktion beschrieben werden. Alternativ können korrelierte Daten auch als Faktoren eingeführt werden (Faktorenanalyse (Wegers (2020))). Hierzu gibt es jedoch bisher noch wenige Untersuchungen im Immobilienmarktkontext.

9. Schlussfolgerungen

Zur Erhöhung der Markttransparenz in allen Märkten am Grundstücksmarkt sind nähere Betrachtungen, insbesondere der Märkte mit schwer auszuwertenden Eigenschaften notwendig. Im Rahmen dieser Arbeit werden die Märkte mit geringen Transaktionszahlen näher betrachtet und Daten sowie mögliche Methoden zur Anwendung von Daten auf ihre Eignung hin untersucht.

Die durchgeführte Systematisierung der Märkte mit geringer Transaktionszahl kann zukünftig genutzt werden, um, differenziert nach den Eigenschaften, Methoden zu entwickeln und weitere Daten entsprechend zu betrachten. Insbesondere in den Märkten mit geringen Transaktionszahlen ist die Weiterentwicklung von Methoden zur Ableitung der sonstigen zur Wertermittlung erforderlichen Daten notwendig, um auch hier eine hohe Markttransparenz zu erzeugen. Die Kategorisierung der unterschiedlichen Ursachen nach Angebots- und Nachfragemangel bietet die Chance, die entsprechend noch vorhandenen Daten methodisch besser zu würdigen. Märkte mit ähnlichen Eigenschaften können nach der hier vorgeschlagenen Systematik zusammengefasst werden. Für diese zusammengefassten Märkte können gemeinsame Auswertungen durchgeführt werden. Notwendig ist hierfür eine Prüfung, ob diese zusammengefassten Märkte sich in ihren Funktionsweisen nicht signifikant unterscheiden.

Nur teilweise erfasste Kauffälle, in denen lediglich eine oder zwei Informationen fehlen, können durch Imputationsmethoden nutzbar gemacht werden. Eine geeignete Methode, die durch ihre geringe Komplexität und dennoch guten Ergebnissen in der Praxis Anwendung finden kann, ist die Mittelwertimputation. Insbesondere dann, wenn die Datenlücken nicht in den gleichen Einflussgrößen auftreten und wenn die Datensätze an sich groß sind, können hierbei gute Ergebnisse erzielt werden. Als Erkenntnis aus den Untersuchungen ist zu empfehlen, dass größere Anstrengungen unternommen werden sollten, die Datenlücken generell zu minimieren. Es besteht sonst generell die Gefahr einer Fehlinterpretation der Daten-Imputationsmethoden, beispielsweise beim Auftreten von nicht zufälligen Datenlücken (MNAR). Hierzu müssen vermehrt bereits vorhandene Daten herangezogen und entsprechende Schnittstellen geschaffen werden. Zudem müssen vorhandene Daten tiefer ausgewertet werden. Dies soll vorrangig mit automatisierten Methoden erfolgen, um einen möglichst hohen Objektivitätsgrad zu erreichen.

Das Expertenwissen wird in Deutschland häufig im Rahmen von Wertermittlungen eingesetzt. Die Nutzung des Expertenwissens sollte stets mit der gebotenen Sorgfalt erfolgen und Befragungen möglichst objektiv durchgeführt werden. Hohe Streuungsmaße können durch innere Einflüsse (beispielsweise die Fragestellung) oder äußere

Einflüsse (Einfluss auf einzelnen Experten) entstehen. Es ist empfehlenswert, stets zu prüfen, worauf die hohe Streuung im Antwortverhalten zurückzuführen ist und eine angepasste Befragung gegebenenfalls erneut (mit anderen Experten) durchzuführen. Bei hohen Streuungsmaßen sollte die Stichprobe entsprechend vergrößert und anhand der Verteilung der Antworten ein geeignetes Lagemaß verwendet werden (symetrische Verteilung = arith. Mittelwert, schiefe Verteilung = Median). Die extremen Streuungen der Abweichungen zwischen Angebotspreisen und Kaufpreisen lassen eine Verwendung von Angebotsdaten, insbesondere bei sehr kleinen Datensätzen, nur bedingt zu. Die Angebotspreise können zur Plausibilisierung herangezogen werden. Dennoch lässt sich mit einer gemeinsamen Würdigung von Kaufpreisdaten und Expertenwissen, beispielsweise in Form von Befragungen (z. B. zur Zusammenfassung von Märkten mit geringen Transaktionszahlen in der vorgeschlagenen Strukturierung), Angebotsdaten, Gutachten und Bieterverfahren eine Verbesserung der Daten in den Märkten mit geringen Transaktionszahlen erreichen.
Mit der (räumlichen) Aggregation von Daten kann dafür gesorgt werden, dass Märkte mit geringer Transaktionszahl in einer räumlich größeren Stichprobe mit betrachtet und ebenfalls zusammengefasst werden können. Die gemeinsame Auswertung von räumlich marktübergreifenden Daten mit der klassischen MLR ist dabei ungeeignet, da sie weder lokale Besonderheiten der Märkte mit erfassen kann noch in der Lage ist, ohne weitere Vorinformationen nichtlineare Markteffekte zu modellieren. Insbesondere bei aggregierten Daten kann davon ausgegangen werden, dass die zur Analyse genutzten Einflussgrößen große Spannen aufweisen und daher die Linearitätsannahme, die für kleinere Spannen approximativ angenommen werden kann, verworfen werden muss. Durch die GWR und die KNN können bei räumlich aggregierten Daten bessere Ergebnisse erzielt werden, als mit der MLR. Dies deutet auf inhomogenes und nichtlineares Marktverhalten hin. Die GWR hat sich insbesondere als zielführend erwiesen, wenn vermutet werden kann, dass ein inhomogenes Marktgefüge vorliegt. Die KNN liefern insbesondere dann gute Ergebnisse, wenn die Spannen der Einflussgrößen sehr weit sind und somit nichtlineare Marktverhaltensweisen erwartet werden können. Die Erkenntnisse zu den untersuchten Daten werden im Kontext von Konzepten der Multisensordatenfusion diskutiert. Die Grundkonzepte der Datenfusion werden als geeignet für die Daten der Wertermittlung erachtet. Auf der Grundlage der Verarbeitung von Multisensorsystemen wird ein Vorschlag eines Systems für die Wertermittlung erarbeitet. Dieses Konzept kann als Basis für ein Multisensorsystem zur Immobilienmarktbeobachtung verstanden werden, das in den kommenden Jahren weiterentwickelt werden sollte.

10. Ausblick

Die Bereitstellung von Marktdaten (sonstige zur Wertermittlung erforderliche Daten) in Märkten mit geringen Transaktionszahlen kann auf verschiedene Weise unterstützt werden. Am marktnächsten erscheint die bessere Auswertung der in diesen Märkten durchgeführten Transaktionen und damit verbunden eine Verbesserung der Methodik der Sammlung von Informationen zu diesen Transaktionen.

Neben den im Rahmen dieser Arbeit untersuchten Ansätzen zur Schließung von Datenlücken sind insbesondere die Methoden der Datensammlung zu verbessern. Die Sammlung der Daten aus den verschiedensten Quellen sollte erweitert werden und die Daten (auch dieselbe Information wie beispielsweise das Baujahr aus verschiedenen Quellen) parallel in der Datenbank abgelegt werden. Zu allen gespeicherten Daten sollte die Quelle der Information mit angegeben werden. Diese Informationen können dann bei der Auswertung genutzt werden, um falsche Angaben zu identifizieren oder auch Unsicherheiten der Einflussparameter mit zu modellieren. Dadurch können deutlich bessere Auswertungen von Kauf- und Mietpreisen erfolgen.
Die identifizierten Hypothesen zu Expertenbefragungen sollten durch weitere Analysen validiert werden.

Im Rahmen der Arbeit kann gezeigt werden, dass die Auswertung sowohl mittels räumlicher Verfahren als auch mittels nichtparametrischer Verfahren einen Mehrwert bieten. Zum einen spielt hier die räumliche Nähe der Kauffälle eine Rolle, zum anderen die besonderen Eigenschaften wie beispielsweise das in ländlichen Räumen auftretende geringere Bodenwertniveau. Durch die zusätzliche Gewichtung mit dem Bodenrichtwert kann keine Genauigkeitssteigerung erzielt werden. Hier sollten weitere Gewichtungsparameter getestet werden, die gleichartige lokale Märkte besser zusammenfassen können.
Aus diesem Grund sollte zukünftig versucht werden, die beiden Methoden der KNN und GWR zu kombinieren. Ein Lernverfahren sollte in der Art angepasst werden, dass es die räumliche Nähe von Kauffällen mit berücksichtigt, für die ein ähnliches Marktverhalten vermutet werden kann. Dies geschieht im Rahmen dieser Arbeit bereits durch eine Definition der Regionstypen bzw. Wohnungsmarktregionen. Eine Weiterentwicklung im Rahmen der KNN durch eine Identifizierung benachbarter Fälle erscheint zielführend und sollte weiter untersucht werden.

Die gemeinsame Nutzung aller am Immobilienmarkt und darüber hinaus existierenden Informationen kann zu deutlich transparenteren Märkten führen. Für die im Rahmen dieser Arbeit diskutierten Aspekte hinsichtlich eines Multisensorsystems ist es notwendig, größere Datensammlungen aller Immobilienmarktdaten (Mieten, Angebotspreise, Gutachten, Lageindikatoren etc.) zu erstellen sowie Wirtschafts- und Demographieindikatoren zu identifizieren und zu sammeln, die auf den Immobilienmarkt wirken.
Das im Rahmen dieser Arbeit aufgestellte Konzept der Multisensorsysteme muss auf seine Eignung in der Praxis, insbesondere in Märkten mit geringen Transaktionszahlen, getestet werden. Neben den funktionalen Zusammenhängen von Daten auf Signal-, Merkmals- und Symbolebene muss aus dem abstrakten System zur Modellierung (Abbildung 8.3) eine konkrete Methode zur Verknüpfung (Kalibrierung, Dekorrelierung, Fusion etc.) der Daten gewählt werden. Erste Erkenntnisse zu Kontrahierungsabschlägen bei Angebotspreisen sind in weiteren Märkten zu untersuchen und zu systematisieren.
Insbesondere sollte auch ein höherer Fokus auf die Untersuchung von Zusammenhängen zu externen Einflüssen (Wirtschaftsentwicklung und Demographie) gesetzt werden. Es kann vermutet werden, dass die Preisentwicklung in vielen Märkten von den wirtschaftlichen und demographischen Situationen und den dort prognostizierten Entwicklungen abhängt.

11. Literatur

Abernethy, J. und Johnson-Roberson, M. Financialized methods for market-based multi-sensor fusion. In *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Seiten 900–907, Hamburg, 2015. ISBN 978-1-4799-9993-4.

Ache, P., Georgi, S., Korrinke, E. und Hebecker, J. Strukturierung des sachlichen Teilmarktes wirtschaftlich genutzter Immobilien für die Zwecke der Marktbeobachtung und Wertermittlung. Seiten 1–28, 2016.

Alda, H. und Rohrbach-Schmidt, D. Imputation fehlender Werte für die Einkommensvariable in der BIBB / BAuA- Erwerbstätigenbefragung 2006. *Forschungsdatenzentrum im Bundesinstitut für Berufsbildung (BIBB-FDZ) – Daten- und Methodenberichte*, 1(2):1–23, 2011.

Alkhatib, H. und Weitkamp, A. Bayesischer Ansatz zur Integration von Expertenwissen in die Immobilienbewertung (Teil 1). *zfv - Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement*, 137(2):93–102, 2012a. ISSN 1618-8950.

Alkhatib, H. und Weitkamp, A. Robust Bayesian Regression Approach for Areas with Small Numbers of Purchases. In *Proceedings of COBRA Conference, New Delhi*, 2012b.

Alkhatib, H. und Weitkamp, A. Bayesischer Ansatz zur Integration von Expertenwissen in die Immobilienbewertung (Teil 2). *zfv - Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement*, 137(2):103–114, 2012c. ISSN 1618-8950.

Alwosheel, A., van Cranenburgh, S. und Chorus, C. G. Is Your Dataset Big Enough? Sample Size Requirements when Using Artificial Neural Networks for Discrete Choice Analysis. *Journal of Choice Modelling*, 28:167–182, 2018. ISSN 1755-5345.

an de Meulen, P. und Micheli, M. Droht eine Immobilienpreisblase in Deutschland? *Wirtschaftsdienst*, 93(8):539–544, 2013.

Bauer, T. K., Braun, S. T. und Kvasnicka, M. Nuclear Power Plant Closures and Local Housing Values : Evidence from Fukushima and the German Housing Market. *Journal of Urban Economics*, 99:94–106, 2017. ISSN 0094-1190.

Benjamin, J., Guttery, R. und Sirmans, C. Mass Appraisal: An Introduction to Multiple Regression Analysis for Real Estate Valuation. *Journal of Real Estate Practice and Education*, 7(1):65–77, 2004.

Bidanset, P. und Lombard, J. R. Evaluating Spatial Model Accuracy in Mass Real Estate Appraisal : A Comparison of Geographically Weighted Regression and the Spatial Lag Model. *American Neighborhoods: Inclusion and Exclusion*, 16(3):169–182, 2014.

Bleutge, P. Öffentliche Bestellung und private Zertifizierung von Sachverständigen im Wettbewerb. *Grundstücksmarkt und Grundstückswert (GuG)*, 8(1): 72–84, 1997.

Böwing-Schmalenbrock, M. und Jurczok, A. Multiple Imputation in der Praxis, Universität Potsdam, 2011. URL `http://opus.kobv.de/ubp/volltexte/2012/5811/`.

Breiman, L. Random Forests. *Machine learning*, 45(1):5–32, 2001.

Bromme, R. und Jucks, R. Fragen Sie Ihren Arzt oder Apotheker: Die Psychologie der Experten-Laien-Kommunikation. In Blanz, M., Florack, A. und Ursula, P., (Hrsg.), *Kommunikation. Eine interdisziplinäre Einführung*, Seiten 237–246. 2014.

Brosius, H.-B., Haas, A. und Koschel, F. *Methoden der empirischen Kommunikationsforschung - Eine Einführung*. Springer VS, Wiesbaden, 7., überar Auflage, 2016. ISBN 978-3-531-19995-5.

Chatterjee, S. und Hadi, A. S. *Regression Analysis by Example*. Wiley & Sons Ltd, Hoboken, NJ, 5. Auflage, 2012. ISBN 978-0-470-90584-5.

Chhabra, S. und Singh, D. Data Fusion and Data Aggregation/Summarization Techniques in WSNs: A Review. *International Journal of Computer Applications*, 121(19):21–30, 2015.

Cook, R. D. Detection of Influential Observation in Linear Regression. *Technometrics*, 19(1):15–18, 1977.

Dempster, A. P., Laird, N. M. und Rubin, D. B. Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 39(1):1–38, 1977.

Despotovic, M., Koch, D. und Leiber, S. Automatic Extraction of Condition-Specific Visual Characteristics from Buildings. In *26th Annual European Real Estate Society Conference*, Cergy-Pontoise, France, 2019.

Diaz-Bone, R. *Statistik für Soziologen*. UVK Verlagsgesellschaft, Konstanz, 2006. ISBN 978-3-825-22782-1.

Diaz III, J. und Hansz, J. A. How Valuers Use the Value Opinions of Others. *Journal of Property Valuation and Investment*, 15(3):256–260, 1997. ISSN 0960-2712.

Diaz III, J. An Investigation into the Impact of Previous Expert Value Estimates on Appraisal Judgment. *Journal of Real Estate Research*, 13(1): 57–66, 1997.

Diaz III, J. und Hansz, A. Understanding the Behavioural Paradigm in Property Research. *Pacific Rim Property Research Journal*, 13(1):16–34, 2007.

Diaz III, J. und Hansz, J. A. A Taxonomic Field Investigation into Induced Bias in Residential Real Estate Appraisals. *International Journal of Strategic Property Management*, 14(1):3–17, 2010. ISSN 1648-715X.

Diaz III, J. und Wolverton, M. L. A Longitudinal Examination of the Appraisal Smoothing Hypothesis. *Real Estate Economics2*, 26(2):349–358, 1998.

Din, A., Hoesli, M. und Bender, A. Environmental Variables and Real Estate Prices. *Urban Studies*, 38(11):1989–2000, 2001.

Dinkel, M. und Kurzrock, B.-M. Angebots- und Transaktionspreise von selbstgenutztem Wohneigentum im Ländlichen Raum. *Zeitschrift für Immobilienökonomie*, 13(1):5–25, 2012.

Döring, N. und Bortz, J. *Forschungsmethoden und Evaluation für Human- und Sozialwissenschaftler*. Springer, 5. Auflage, 2016. ISBN 978-3-642-41088-8.

Dorndorf, A., Soot, M., Weitkamp, A. und Alkhatib, H. Development of a Robust Bayesian Approach for Real Estate Valuation in Areas with Few Transactions. In *FIG Working Week 2016*, Christchurch, New Zealand, 2-6 May 2016.

Dorndorf, A., Soot, M., Weitkamp, A. und Alkhatib, H. A heuristic Robust Aproach for Real Estate Valuation in Areas with Few Tranactions. In *FIG Working Week 2017*, Helsinki, Finland, May 29 May-2 June 2017.

Durrant-Whyte, H. F. Sensor Models and Multisensor Integration. *The International Journal of Robotics Research*, 7(6):97–113, 1988. ISSN 0278-3649.

Eisenhardt, K. M. Building Theories from Case Study Research. *The Academy of Management Review*, 14(4):532–550, 1989.

Ericsson, K. A., Krampe, R. T. und Tesch-Römer, C. The Role of Deliberate Practice in the Acquisition of Expert Performance. *Psychological Review*, 100 (3):363–406, 1993.

Ernst, W., Zinkahn, W., Bielenberg, W. und Krautzberger, M. *Baugesetzbuch : Kommentar*. Beck, München, 115 Auflage, 2014. ISBN 3406381650.

Fahrmeir, L., Kneib, T. und Lang, S. *Regression: Methoden Modelle und Anwendungen*. Springer, Heidelberg, 2. Auflage, 2009. ISBN 978-3-64201-836-7.

Fan, C. und Xu, H. The Review on Non-linear Analysis and Forecasting Methods of the Real Estate Market in China. *Asian Social Science*, 4(11):156–160, 2008.

Feng, Z., Teo, K., Ahmed, N., Zhao, Y. und Yan, W. Optimal fusion of sensor data for discrete kalman filtering. *Dynamic Systems and Applications*, 16(2): 393–406, 2007.

Fieder, P. *Die Nutzung von Geschäftsmieten für die Überprüfung und Verdichtung von Bodenrichtwerten in der Landeshauptstadt Dresden*. Diplomica Verlag, Hamburg, 2006. ISBN 78-3-8366-0316-4.

Fischer, S. und Peterson, T. Was Deutschland über Algorithmen weiß und denkt Ergebnisse einer repräsentativen Bevölkerungsumfrage. *Impuls Algorithmenethik, Bertelsmann Stiftung*, 2018.

Floter, B. Das Sachverständigenwesen in Europa - Aktuelle Fragen, Antworten und Perspektiven. *Der Sachverständige*, 1/2:8–13, 2007.

Flyvbjerg, B. Case Study. In *The Sage Handbook of Qualitative Research*, Kapitel 17, Seiten 301–316. Sage, 4th Auflage, 2011.

Fontoura Júnior, C. F. M., Uberti, M. S. und Tachibana, V. M. Mass Appraisal of Apartment through Geographically Weighted Regression. *Boletim de Ciências Geodésicas*, 26(2), 2020.

Fotheringham, A. S., Brunsdon, C. und Charlton, M. *Geographically Weighted Regressionthe Analysis of Spatially Varying Relationships*. Wiley, Chichester [u.a.], 2002. ISBN 978-0-471-49616-8.

Fotheringham, A. S., Crespo, R. und Yao, J. Geographical and Temporal Weighted Regression (GTWR). *Geographical Analysis*, 47(4):431–452, 2015.

Francke, M. K. Repeat sales index for thin markets. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 41(1):24–52, 2010.

GAA Berlin. Liegenschaftszinssätze 2015. *Grundstücksmarkt und Grundstückswert (GuG)*, 25(5):297–303, 2015.

GAA Münster. Grundstücksmarktbericht 2019 für die Stadt Münster. *Gutachterausschuss der Stadt Münster*, 2019.

Gallimore, P. Aspects of Information Processing in Valuation Judgment and Choice. *Journal of Property Research*, 11(2):97–110, 1994.

Gerardy, T., Möckel, R., Troff H. und Bischoff, B. *Praxis der Grundstücksbewertung (Loseblattsammlung.)*. Olzog, München, 2017.

Glaser, B. G. *Theoretical Sensitivity – Advances in the Methodology of Grounded Theory*. Sociology Press, Mill Valley, Calif., 1978. ISBN 978-1-884156-01-4.

Glaser, B. G. und Strauss, A. L. *Grounded theory: Strategien qualitativer Forschung*. Huber„ Bern, 3., unveränderte Auflage, 2010. ISBN 978-3-45684906-5.

Göthlich, S. E. Zum Umgang mit fehlenden Daten in großzahligen empirischen Erhebungen. In Albers, S., Klapper, D., Konradt, U., Walter, A. und Wolf, J., (Hrsg.), *Methodik der empirischen Forschung*, Seiten 119–135. GWV Fachverlag GmbH, Wiesbaden, 2009. ISBN 978-3-322-96406-9.

Gudat, R. und Voß, W. Transparenz am Grundstücks- und Immobilienmarkt - Verlässlichkeit behördlicher und gewerbsmäßiger Marktinformation. *Flächenmanagement und Bodenordnung (fub)*, 71(1):19–33, 2009.

Günther, E. Bodenrichtwertermittlung bei mangelnden Kaufpreisen unbebauter Grundstücke. *Zeitschrift des Bundes der Öffentlich bestellten Vermessungsingenieure e. V. (BDVI)*, 29(1):28–35, 2003.

Häder, M. *Empirische Sozialforschung: Eine Einführung*. Springer VS, Wiesbaden, 2015. ISBN 978-3-5311-967-49.

Hagedorn, W. Ausgleichsbeträge nach Standortverbesserungen im Sanierungsgebiet. *Städte- und Gemeindebund*, Seiten 624–628, 1984.

Halvorsen, R. und Pollakowski, H. O. Choice of Functional Form for Hedonic Price Equations. *Journal of Urban Economics*, 10(1):37–49, 1981.

Haubrich, W. Ermittlung der Grundwerte im Sanierungsgebiet der Stadt Grünstadt. *Nachrichten der Vermessungsverwaltung Rheinland-Pfalz*, Seiten 71–83, 1989.

Haykin, S. S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall, 2. Auflage, 1999. ISBN 978-0-7803-3494-6.

Helbich, M., Brunauer, W., Vaz, E. und Nijkamp, P. Spatial Heterogeneity in Hedonic House Price Models: The Case of Austria. *Urban Studies*, 51(2): 390–411, 2014.

Hendricks, A. *Bodenrichtwertermittlung*. Habilitationsschrift, Universität der Bundeswehr, 2017.

Henger, R. und Voigtländer, M. Transaktions- und Angebotsdaten von Wohnimmobilien – eine Analyse für Hamburg. *IW Trends*, 41(4):85–100, 2014.

Heunecke, O., Kuhlmann, H., Welsch, W., Eichhorn, A. und Neuner, H. *Handbuch Ingenieurgeodäsie: Auswertung geodätischer Überwachungsmessungen*. Wichmann Verlag, 2., neu bearbeitete und erweiterte Auflage, 2013. ISBN 978-3-87907-467-9.

Hildebrandt, H. Bewertung in der Sanierung mit Hilfe relativer Lagewerte. *Vermessungswesen und Raumordnung*, 38/2:65–70, 1976.

Himmelspach, L. Vergleich von Strategien zum Clustern von Daten mit fehlenden Werten. In Virgin, M., Peters, A. und Köhn, D., (Hrsg.), *Workshop Grundlagen von Datenbanken*, Seiten 129–134, Rostock, 2009.

Hitzler, R. *Expertenwissen: die institutionalisierte Kompetenz zur Konstruktion von Wirklichkeit*. Westdeutscher Verlag, Opladen, 1994. ISBN 978-3-531-12581-7.

Honaker, J., King, G. und Blackwell, M. Amelia II: A Program for Missing Data James. *Journal of Statistical Software*, 45(7):1–47, 2011. ISSN 1476-5551.

Hornik, K., Stinchcombe, M., White, H. et al. Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators. *Neural networks*, 2(5):359–366, 1989.

Horvath, S. und Neuner, H. System Identification of a Robot Arm with Extended Kalman Filter and Artificial Neural Networks. *Journal of Applied Geodesy*, 13(2):135–150, 2019.

Horvath, S., Soot, M., Weitkamp, A. und Neuner, H. Künstliche neuronale Netze in der Immobilienwertermittlung Artificial Neural Networks in Real Estate Valuation. *avn - Allgemeine Vermessungs-Nachrichten*, 126(8-9):199–213, 2019.

Horvath, S., Soot, M., Weitkamp, A. und Neuner, H. Deriving Adequate Sample Sizes for ANN-based Modelling of Real Estate Valuation Tasks by Complexity Analysis. *Land use policy*, submitted, 2020.

Jandura, O., Quandt, T. und Vogelgesang, J. *Methoden der Journalismusforschung*. VS Verlag für Sozialwissenschaften, Wiesbaden, 2011. ISBN 978-3-531-16975-0.

Jayakumar, G. D. S. und Sulthan, A. Exact Distribution of Cook's Distance and Identification of Influential Observations. *Hacettepe Journal of Mathematics and Statistics*, 44:165–178, 2015.

Jeschke, A. Flächenhafte Ermittlung von Bodenrichtwerten mittels Lagewertverfahren. *Flächenmanagement und Bodenordnung (fub)*, 1(73):25–31, 2011.

Jeschke, A., Krägenbring, R. und Steinbrecher, D. Zur Optimierung der Auswertung intersubjektiver Schätzungen - Psychologische, mathematisch-statistische und messtechnische Aspekte bei der Auswertung von Expertenbefragungen. *Flächenmanagement und Bodenordnung (fub)*, 76(2):83–89, 2014.

Kahneman, D. und Tversky, A. Choices, values, and frames. *American Psychologist*, 39(4):342–354, 1984. ISSN 0003-066X.

Kanngieser, E. Expectation-Maximization-Algorithmus und Kollokation im Bewertungsinformationssystem Hamburg. *zfv - Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement*, 141(5):291–297, 2016.

Kelle, U. *Empirisch begründete Theoriebildung zur Logik und Methodologie interpretativer Sozialforschung*, Band 6. Dt. Studien-Verl., Weinheim, 1994. ISBN 3-89271-560-2.

King, G. und Scheve, K. Analyzing Incomplete Political Science Data : An Alternative Algorithm for Multiple Imputation. *American Political Science Review*, 95(1):49–69, 2001.

Kleiber, Wolfgang, F. R. und Werling, U. *Verkehrswertermittlung von Grundstücken*. Bundesanzeiger Verlag, Köln, 2017. ISBN 978-3-8462-0680-5.

Kleiber, W. *Zur Geeignetheit des Vergleichspreissystems (VPS) der Bodenverwertungs-und –verwaltungs GmbH (BVVG) für die Ermittlung des Marktwerts von zu veräußernden landwirtschaftlichen Flächen*. Gutachterliche Stellungnahme, 2012.

Kleiber, W., Simon, J. und Weyers, G. *Verkehrswertermittlung von Grundstücken : Kommentar und Handbuch zur Ermittlung von Marktwerten (Verkehrswerten), Versicherungs- und Beleihungswerten unter Berücksichtigung der ImmoWertV*. Bundesanzeiger-Verl., Köln, 7 Auflage, 2014. ISBN 978-3-8462-0218-0.

Klein, I., Ortner, A. und Soot, M. Einfluss von Zuwanderung auf Mietpreis- und Immobilienentwicklung. *DASL/ARL Jahrestagung 2016*, Seiten 43–47, 2016.

Klöpfel, T. *Untersuchungen zum Expertenwissen von Immobiliensachverständigen*. Bachelorarbeit, Technische Universität Dresden, 2015.

Knospe, F. und Schaar, H.-W. Zonale Bodenrichtwerte – das Essener Modell Zonale Bodenrichtwerte – das Essener Modell. *Grundstücksmarkt und Grundstückswert (GuG)*, 22(4):193–199, 2011.

Koch, D., Zeppelzauer, M., Despotovic, M., Döller, M. et al. Automatic image analysis and real estate. In *24th Annual European Real Estate Society Conference*, ERES: Conference, Delft, Netherlands, 2017.

Koch, K.-R. Statistische Methoden zur Analyse von Grundstückspreisen. *zfv - Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement*, 112 (12):617–621, 1987.

Koch, W. *Tracking and Sensor Data Fusion: Methodological Framework and Selected Applications*. Mathematical Engineering. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2014. ISBN 978-3-642-39270-2.

Köller, O., Trautwein, U., Lüdtke, O. und Baumert, J. Zum Zusammenspiel von schulischer Leistung , Selbstkonzept und Interesse in der gymnasialen Oberstufe. *Zeitschrift für Pädagogische Psychologie*, 20(1/2):27–39, 2006.

Kromrey, H., Roose, J. und Strübing, J. *Empirische Sozialforschung : Modelle und Methoden der standardisierten Datenerhebung und Datenauswertung mit Annotationen aus qualitativ-interpretativer Perspektive*. UVK Verlagsgesellschaft, Konstanz, 13., völlig überarbeitete Auflage, 2016. ISBN 978-3-8252-8681-1.

Kropp, S. A. *Hochwasserrisiko und Immobilienwerte – Zum Einfluss der Lage in überschwemmungsgefährdeten Gebieten sowie zu den Folgen von Überschwemmungsereignissen auf den Verkehrswert von Wohnimmobilien*. Dissertation, Rheinischen Friedrich-Wilhelms Universität zu Bonn, 2016.

Levenshtein, V. Binary Codes Capable of Correcting Deletions, Insertations and Reversals. *Soviet Physics Doklady*, 10(8):707–710, 1966.

Lisi, G. On the Functional Form of the Hedonic Price Function: A Matching-Theoretic Model and Empirical Evidence. *International Real Estate Review*, 16(2):198–207, 2013.

Loose, D. Alternative Methodik zur Anwendung des Liegenschaftszinssatzes. *Grundstücksmarkt und Grundstückswert (GuG)*, 23(3):160–167, 2012.

Lüdtke, O., Robitzsch, A., Trautwein, U. und Köller, O. Umgang mit fehlenden Werten in der psychologischen Forschung: Probleme und Lösungen. *Psychologische Rundschau*, 58(2):103–117, 2007. ISSN 0033-3042.

Maier, G. und Herath, S. *Immobilienbewertung mit hedonischen Preismodellen*. Springer Gabler, Wiesbaden, 2015. ISBN 978-3-658-02861-9.

Manganelli, B., Pontrandolfi, P., Azzato, A. und Murgante, B. Using Geographically Weighted Regression for Housing Market Segmentation. *International Journal of Business Intelligence and Data Mining*, 9(2):161–177, 2014. ISSN 1743-8195.

Massaro, D. W. und Cowan, N. Information Processing Models: Microscopes of the Mind. *Annual Review of Psychology*, 44(1):383–425, 1993. ISSN 0066-4308.

Mayer, H. O. *Interview und schriftliche Befragung - Grundlagen und Methoden empirischer Sozialforschung*. Oldenbourg Verlag, München, 2013. ISBN 978-3-486-70691-8.

McMillen, D. P. und Weber, R. N. Thin Markets and Property Tax Inequities: A Multinomial Logit Approach. *National Tax Journal*, Seiten 653–671, 2008.

Michl, P. *Hedonische Preisindizes für Transaktionen von Wohneigentum - dargestellt am Beispiel der Stadt Karlsruhe*. Dissertation, KIT Karlsruhe, 2018.

Mimis, A., Rovolis, A. und Stamou, M. Property Valuation with Artificial Neural Network: The Case of Athens. *Journal of Property Research*, 30(2): 128–143, Jun 2013. ISSN 0959-9916.

Morano, P., Tajani, F. und Torre, C. M. Artificial Intelligence in Property Valuations. An Application of Artificial Neural Networks to Housing Appraisal. In *Advances in Environmental Science and Energy Planning*, Seiten 23–29. WSEAS Press, 2015. ISBN 978-1-61804-280-4.

Mundt, R. W. Die Bewertung von Ackerflächen auf der Grundlage von Pachtpreisen. *zfv - Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement*, 143(4):250–259, 2018.

Muno, W. Fallstudien und die vergleichende Methode. In *Methoden der vergleichenden Politik- und Sozialwissenschaft: Neu Entwicklungen und Anwendungen*, Seiten 113–131. VS Verlag für Sozialwissenschaften, 2009.

Mürle, M. *Aufbau eines Wertermittlungsinformationssystems*. Dissertation, Universität Karlsruhe, 2006.

Nguyen, N. und Cripps, A. Predicting Housing Value: A Comparison of Multiple Regression Analysis and Artificial Neural Networks. *Journal of real estate research*, 22(3):313–336, 2001.

Niederberger, M. und Renn, O. *Das Gruppendelphi-Verfahren*. Springer VS, Wiesbaden, 2018. ISBN 978-3-658-18755-2.

Niemeier, W. *Ausgleichungsrechnung*. de Gruyter, Berlin, 2008. ISBN 978-3-11-019055-7.

OGA Niedersachsen. *Landesgrundstücksmarktbericht Niedersachsen 2019*. Oberer Gutachterausschuss für Grundstückswerte in Niedersachsen, 2019.

Ortner, A. und Weitkamp, A. *'Räumliche Lagen' – A Discourse on Location. Concepts for Assessing Interdisciplinary Application Potentials*, Seiten 25–38. vdf Hochschulverlag, 2018. ISBN 978-3-7281-3927-6.

Ortner, A., Soot, M. und Weitkamp, A. Determining Land Values by Location: Supporting Public Valuation Expert Committees in the Provision of Market Transparency. In Finka, M., Jasso, M. und Husar, M., (Hrsg.), *The Role of Public Sector in Local Economic and Territorial Development*, Seiten 83–96. Springer EAI, 2018.

Ortner, A., Jaimes Parra, M. D. und Weitkamp, A. Using Spatial Indicators to Assess the Quality Level of Residential Locations in Cities. In Hepperle, E. e. a., (Hrsg.), *Methods and Concepts of Land Management – Diversity, Changes and New Approaches*, Seiten 187–198. vdf Hochschulverlag, 2020.

Pelzer, H. Ein indirektes Vergleichswertverfahren unter Anwendung statistischer Methoden. *zfv - Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement*, 103(6):245–254, 1978.

Porst, R. *Fragebogen: Ein Arbeitsbuch*. VS Verlag für Sozialwissenschaften, Wiesbaden, 3 Auflage, 2011. ISBN 9783531928845.

Przyborski, A. und Wohlrab-Sahr, M. *Qualitative Sozialforschung: ein Arbeitsbuch*. Oldenbourg Verlag, München, 4., erweiterte Auflage, 2014. ISBN 978-3-486-71955-0.

Reuter, F. *Zur Umsetzung des Verkehrswertbegriffes in Wertermittlungsmethoden*. Dissertation, Rheinische Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn, 1989a.

Reuter, F. Zur Umsetzung des Verkehrswertbegriffes in Wertermittlungsmethoden. *Vermessungswesen und Raumordnung (VR)*, 51(6/7):377–386, 1989b.

Reuter, F. Vortrag: Bodenwertermittlung in kaufpreisarmen Lagen. In *Intergeo*, Stuttgart, 2004.

Reuter, F. Zur Ermittlung von Bodenwerten in kaufpreisarmen Lagen. *Flächenmanagement und Bodenordnung (fub)*, 68(3):97–107, 2006.

Rubin, D. Inference and Missing Data. *Biometrika*, 63(3):581–592, 1976. ISSN 0006-3444.

Ruser, H. und Leon, F. P. Informationsfusion - Eine Übersicht. *Technisches Messen*, 74(3):93–102, 2007. ISSN 0171-8096.

Schlösser, L. und Kuhnt, S. Einsatz von UAV im amtlichen Vermessungswesen – ein Werkstattbericht aus dem Zukunftskonzept VKV 2025. In e.V., D., (Hrsg.), *UAV 2020 – The Sky is the Limit?*, Band Band 97. DVW Schritenreihe, 2020. ISBN 978-3-95786-240-2.

Schnell, R. *Graphisch gestützte Datenanalyse*. Oldenbourg Verlag, 1994. ISBN 978-3-486-23118-2.

Schwann, G. M. A Real Estate Price Index for Thin Markets. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 16(3):269–287, 1998.

Schwenk, W. Öffentlich-rechtliche Bestellung und privat-rechtliche Zertifizierung. *zfv - Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement*, 127(4):244–249, 2002.

Seele, W. Wertermittlung bei der Preisprüfung und Ungewißheit des Verkehrswertes. *Vermessungswesen und Raumordnung (VR)*, 44/3:105–122, 1982.

Seele, W. Bodenwertermittlung durch deduktiven Preisvergleich. *Vermessungswesen und Raumordnung*, 60(8):393–412, 1998.

Soot, M., Weitkamp, A., Alkhatib, H., Dorndorf, A. und Jeschke, A. Analysis on Different Market Data for Real Estate Valuation – Investigations on German Real Estate Market. In *FIG Working Week 2016*, Christchurch, New Zealand, 2-6 May 2016.

Soot, M., Weitkamp, A., Dorndorf, A. und Alkhatib, H. Expertenwissen in der Immobilienbewertung. *Flächenmanagement und Bodenordnung (fub)*, 79 (2):82–91, 2017.

Soot, M., Zaddach, S., Weitkamp, A., Käker, R. und Ziems, M. Weiterentwicklung der AKS – Implementierung neuer Auswertemethoden und Steigerung der Nutzer-Interaktion. *zfv - Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagementsie*, 1(143):24–35, 2018a.

Soot, M., Zaddach, S., Weitkamp, A., Käker, R. und Ziems, M. Automatisierte Auswertung mit der AKS Niedersachsen. *Nachrichten der Niedersächsischen Vermessungs- und Katasterverwaltung*, 68(1):4–9, 2018b.

Soot, M., Dorndorf, A., Alkhatib, H. und Weitkamp, A. Möglichkeiten und Grenzen der Integrationsfähigkeit unterschiedlicher Daten für die Bewertung in realen kaufpreisarmen Lagen. *avn - Allgemeine Vermessungs-Nachrichten*, Seiten 247–258, 2019.

Sopranzetti, B. J. Hedonic Regression Analysis in Real Estate Markets: a Primer. In *Handbook of quantitative finance and risk management*, Seiten 1201–1207. Springer, 2010.

Spectrum. Online-Lexikon der Neurowissenschaft, 2003. URL `https://www.spektrum.de/lexikon/neurowissenschaft/expertenwissen/3790`.

Sprengnetter, H.-O. *Zur Anwendung von Mittelwertvergleichen als statistische Test- und Entscheidungsverfahren in der Grundstückswertermittlung*. Dissertation, Universität Bonn, 1980.

Sprengnetter, H.-O. Stellen Angebotspreise ein taugliches Instrument zur Wertbestimmung dar. *Immobilien & bewerten*, 4(2010):148–152, 2010.

Sprengnetter, H.-O. und Bünger, H. Vermarktungszeiträume und Preisnachlässe bei Immobilienverkäufen (Teil 2). *Immobilien & bewerten (vormals wfa)*, 2(2001):55–57, 2001.

Sprengnetter, H.-O. und Kurpjuhn, J. Vermarktungszeiträume und Preisnachlässe bei Immobilienverkäufen (Teil 1). *Immobilien & bewerten (vormals wfa)*, 1(1998):29–31, 1998.

Sprengnetter, H. O. H. *Immobilienbewertung (Loseblattsammlung)*. Sprengnetter, Sinzig, 2014.

Statistisches Bundesamt. Digitale Abwicklung von Immobilienkaufverträgen. Report, Wiesbaden, 2019.

Steinbrecher, D. *Zur Prognose von Immobilienwerten*. Dissertation, Technische Universität Dresden, 2016.

Stekhoven, D. J. und Bühlmann, P. MissForest — Non-Parametric Missing Value Imputation for Mixed-Type Data. *Bioinformatics*, 28(1):112–118, 2012.

Stephan, S. *Ermittlung von Bodenrichtwerten in kaufpreisarmen Lagen mittels Lagewertverfahren am Beispiel von Dresden*. Masterarbeit (Betreut durch Weitkamp/Soot/Jahn), Technische Universität Dresden, 2018.

Strausss, A. und Corbin, J. *Basics of Qualitative Research: Grounded Theory Procedures and Techniques*. Sage„ Newbury Park, Calif. [u.a.] :, [nachdr.] Auflage, 1990. ISBN 978-0-803-93251-7.

Strotkamp, H.-P. Ermittlung von Boden(richt)werten mittels Zielbaummethode - Zur Renaissance der Zielbaummethode. *Flächenmanagement und Bodenordnung (fub)*, 74(1): 2–8, 2012.

Strotkamp, H.-P. und Laux, R. Auswirkungen der demografischen Entwicklung auf den Immobilienmarkt in Rheinland-Pfalz. *Flächenmanagement und Bodenordnung (fub)*, 77(1):1–6, 2015.

Strutz, T. Techniken zur Dekorrelation. In *Bildkompression*, Seiten 99–157. Vieweg+Teubner Verlag, 2009.

Tabales Nuñez, J. M., Caridad, J. M. und Carmona, F. J. R. Artificial Neural Networks for Predicting Real Estate Prices. *Revista de Metodos Cuantitativos para la Economia y la Empresa*, 15(1):29–44, 2013.

Tay, D. und Ho, D. K. H. Artificial Intelligence and the Mass Appraisal of Residential Apartments. *Journal of Property Valuation and Investment*, 10 (2):525–540, 1992. doi: 10.1108/14635789210031181.

Thaller, D. *Intertechnique Combination Based on Homogeneous Normal Equation Systems Including Station Coordinates, Earth Orientation and Troposphere Parameters*. Dissertation, TU München, 2008.

Urban, D. und Mayerl, J. *Regressionsanalyse: Theorie, Technik und Anwendung*. VS Verlag, Wiesbaden, 2011. ISBN 978-3-531-17345-0.

Uttner, J. *Untersuchung einer Kaufpreisstichprobe hinsichtlich ihrer Repräsentativität zur Grundgesamtheit des zugehörigen Immobilienmarktes*. Bachelorarbeit (Betreut von Weitkamp/Soot), Technische Universität Dresden, 2017.

Wegers, A. *Neue Erkenntnisse über die Aggregation und Interpretation von Einflussgrößen in der Immobilienbewertung mittels multivariater Verfahren*. Masterarbeit (Betreut von Weitkamp/Soot/Horvath), Technische Universität Dresden, 2020.

Weise, T. *Untersuchung zur Entstehung von Angebotspreisen in Immobilienportalen bei Maklern*. Bachelorarbeit (Betreut von Weitkamp/Soot), Technische Universität Dresden, 2017.

Weise, T. und Wallner, C. *Methoden zur landesweiten Bestimmung von Liegenschaftszinssätzen am Beispiel von Mehrfamilienhäusern*. Masterarbeit (Betreut von Weitkamp/Soot/Zaddach), Technische Universität Dresden, 2019.

Weitkamp, A. und Alkhatib, H. The Bayesian Approach in the Valuation – a Strategy to Handle Markets with Low Purchasing Prices? In *FIG Working Week 2012*, Rome, Italy, 2012.

White, F. E. J. JBL Data Fusion Lexicon. In *Joint Directors of Laboratories, Technical Panel for C3, Data Fusion Sub-Panel, Naval Ocean Systems Center*, San Diego, USA, 1991.

Worzala, E., Lenk, M. und Silva, A. An Exploration of Neural Networks and Its Application to Real Estate Valuation. *Journal of Real Estate Research*, 10(2):185–201, 1995. ISSN 0896-5803.

Zaddach, S. *Zum Beitrag Bayesscher Schätzverfahren in der Vergleichswertermittlung*. Dissertation, Leibnitz Universität Hannover, 2016.

Zaddach, S. und Alkhatib, H. Anwendung der Kollokation als erweitertes Vergleichs - wertverfahren in der Immobilienwertermittlung. *zfv - Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement*, 138(2):144–153, 2013.

Zaddach, S., Weitkamp, A., Käker, R. und Alkhatib, H. Empirische Ableitung des Regionalfaktors mit statistischen Methoden. *Grundstücksmarkt und Grundstückswert (GuG)*, 22(4):200–210, 2011.

Zeißler, M. *Zur Ermittlung von Bodenrichtwerten bei fehlenden Kaufpreisen unbebauter Grundstücke*. Dissertation, Wissenschaftliche Arbeiten der Fachrichtung Geodäsie und Geoinformatik der Leibniz Universität Hannover, 2012.

Ziegenbein, W. *Zur Anwendung multivariater Verfahren der mathematischen Statistik in der Grundstückswertermittlung*. Dissertation, Technische Universität Hannover, 1977.

Ziegenbein, W. Zur Analyse der automatisiert geführten Kaufpreissammlungen für Grundstücke in Niedersachsen. *Nachrichten der Niedersächsischen Vermessungs- und Katasterverwaltung*, 36(3): 195–218, 1986.

Ziegenbein, W. Immobilienwertermittlung. In Kummer, K., Kötter, T. und Eichhorn, A., (Hrsg.), *Das deutsche Vermessungs- und Geoinformationswesen*, Seiten 421–468. Wichmann Verlag, Berlin, Deutschland, 2010. ISBN 978-3-87907-547-8.

Ziegenbein, W., Reuter, F. und Voß, W. Immobilienbewertung. In Kummer, K., Kötter, T. und Eichhorn, A., (Hrsg.), *Das deutsche Vermessungs- und Geoinformationswesen*, Kapitel 10, Seiten 589–666. Wichmann, 2015. ISBN 978-3-87907-547-8.

Zurada, J., Levitan, A. und Guan, J. A Comparison of Regression and Artificial Intelligence Methods in a Mass Appraisal Context. *Journal of Real Estate Research*, 33(3):349–387, 2011.

Abbildungsverzeichnis

2.1. Regressionsanalyse im Koordinatensystem 21
2.2. Ablaufschema der Arbeit mit 4 Themenschwerpunkten 27
2.3. Logik der Arbeit 29

3.1. Struktur des Leitfadeninterviews zu kaufpreisarmen Lagen (eigene Darstellung). 33
3.2. Abstraktion der Wirkzusammenhänge von beeinflussenden Größen nach dem 6 Cs Konzept (eigene Darstellung nach Glaser (1978, S. 74)). 35

4.1. Schematische Darstellung eines Ablaufs der RF Regression für eine Datenlücke. Aus dem lückenbehafteten Datensatz werden die 10 Entscheidungsbäume erstellt und durchlaufen, um damit die Gewichtungsmatrix abzuleiten und einen Wert für die Datenlücke zu bestimmen (eigene Darstellung). 49
4.2. Darstellung des schematischen Ablaufs der Simulation (eigene Darstellung nach Dorndorf et al. (2017)). 50
4.3. Verteilung der RMSE bei 100 Simulationsdurchläufen, Ausdünnung bis 70 von 100 Kauffällen, maximal eine Datenlücken je Kauffall (zufällig) (eigene Darstellung). 52
4.4. Verteilung der RMSE bei 100 Simulationsdurchläufen, Ausdünnung bis 70 von 100 Kauffällen, bis zu zwei Datenlücken je Kauffall (zufällig) (eigene Darstellung). 52
4.5. Verteilung der RMSE bei 100 Simulationsdurchläufen, Ausdünnung bis 70 von 100 Kauffällen, maximal eine Datenlücke je Kauffall 5 mal häufiger im signifikantesten Parameter (eigene Darstellung). 53
4.6. Boxplots der Antworten einer Telefonbefragung von zehn GAAs zum Rücklauf von Fragebögen (links) und abgeschätzter Belegung der drei wichtigsten Einflussgrößen mit erwartbaren Datenlücken. Quelle: Soot et al. (2019). 56
4.7. Schematische Vorgehensweise der Analyse (eigene Darstellung). . . . 61
4.8. Beispielhafte Darstellung der RMSE in Hannover 62
4.9. Beispielhafte Darstellung der RMSE im Rahmen einer Kreuzvalidierung für den Datensatz Braunschweig (EFH) mit kleinem Datensatz (40 % der Gesamtdaten) (eigene Darstellung). 63

4.10. Beispielhafte Darstellung der RMSE im Rahmen einer Kreuzvalidierung für den Datensatz Braunschweig (EFH) mit großem Datensatz (80 % der Gesamtdaten) (eigene Darstellung). 63
4.11. Beispielhafte Darstellung der RMSE im Rahmen einer Kreuzvalidierung für den Datensatz Braunschweig (ETW) mit großem Datensatz (80 % der Gesamtdaten) (eigene Darstellung). 64
4.12. Beispielhafte Darstellung der RMSE im Rahmen einer Kreuzvalidierung für den Datensatz Osnabrück (ETW) mit mittlerem Datensatz (60 % der Gesamtdaten) (eigene Darstellung). 64
4.13. Gegenüberstellung der tatsächlichen zu den vorhergesagten Eigenschaften. Es werden 50 Kauffälle für die Vorhersage genutzt (7 vollständige Fälle, 43 ausgedünnte Fälle (jeweils eine Information)). Neben den Fällen ohne Datenlücke in der jeweiligen Einflussgröße (schwarz) sind die Fälle mit geschätzter Datenlücken in der jeweiligen Einflussgröße (rot) dargestellt (eigene Darstellung). 66
4.14. Gegenüberstellung der Abweichungen der vorhergesagten Eigenschaften zu den tatsächlichen Eigenschaften bei 50 wiederholten Simulationen in Form von Boxplots (eigene Darstellung). 67

5.1. Altersstruktur (links), Berufserfahrung (Mitte) und Geschlecht (rechts) der Befragten. Quellen: Soot et al. (2017). 74
5.2. Altersstruktur der Mitglieder bei RICS (eigene Darstellung). 75
5.3. Bereiche, in denen die Befragten eine Berufsausbildung absolviert haben (links) und Kombination der einzelnen Schritte der Ausbildungen. Quellen: nach Soot et al. (2017). 75
5.4. Höchster Bildungsabschluss der Befragten (links) sowie Studiengang der Befragungsteilnehmer (rechts). Quellen: nach Soot et al. (2017). . . 75
5.5. Qualifikation der Befragten. Quelle: Soot et al. (2017). 76
5.6. Tätigkeitsregionen nach Bundesländern der Teilnehmer. Quelle: Soot et al. (2017). 77
5.7. Räumliche (links) und sachliche (rechts) Teilmärkte in denen die Sachverständigen tätig sind. Quelle: Soot et al. (2017). 78
5.8. Professionen der Teilnehmer. Quelle: Soot et al. (2017). 78
5.9. Genutzte Datenquellen für die Wertermittlung (Antwortmöglichkeiten vorgegeben - sortiert nach häufig und sehr häufig). Quelle: nach Soot et al. (2017). 79
5.10. Nutzung der Daten von Immobilienscout24 durch die Befragten, differenziert nach Professionen. Quelle: Soot et al. (2017). 80
5.11. Häufigkeit der Nutzung der normierten Wertermittlungsverfahren (links) und Methoden zur Validierung der Ergebnisse (rechts). Quellen: Soot et al. (2017). 81
5.12. Häufigkeit und Art der Angabe von Genauigkeiten bei Verkehrswerten. Quelle: Soot et al. (2017). 82
5.13. Räumliche Verteilung der Angebotsdaten innerhalb des Landkreises Nienburg (Weser) (eigene Darstellung). 94
5.14. Zusammensetzung des Angebotsdatensatzes für die Zuordnung. . . . 95
5.15. Boxplot der Zu- und Abschläge im Vermarktungszeitraum ohne Lücke in der Vermarktung 101

5.16. Boxplot der Zu- und Abschläge im Vermarktungszeitraum mit Lücke in der Vermarktung 101
5.17. Boxplot der Abschläge zwischen Angebots- und Kaufpreis 102
5.18. Boxplot der Abschläge zwischen Angebots- und Kaufpreis mit und ohne Courtage 103
5.19. Preisabschlag für die Standardstufe 104

6.1. Darstellung der Gewichtung anhand des verwendeten Kerns in Abhängigkeit von der Entfernung zur Koordinate (u, v). Kauffälle, die näher an der Koordinate liegen, haben ein höheres Gewicht (größere blaue Linie) als Kauffälle, die weiter entfernt liegen (kleinere blaue Linie). Quelle: nach Soot et al. (2019). 108
6.2. Darstellung der Gewichtungsfunktionen für eine beispielhafte Bandweite von 10 Entfernungseinheiten (z. B. km). Der Gaußkern G (links) gibt allen Kauffällen ein Gewicht > 0, während der Bisquarekern B (rechts) allen Kauffällen, die weiter als die Bandweite entfernt liegen, das Gewicht 0 gibt (eigene Darstellung). 109
6.3. Gegenüberstellung der Methode der MLR und der KNN (eigene Darstellung nach Horvath et al. (2019)). Die MLR schließt direkt aus den Einflussgrößen auf die Zielgröße, während die KNN im Hidden Layer mit / Knoten interagieren. 110
6.4. Darstellung des Ablaufs der Kreuzvalidierung zur Bestimmung der Kriterien (eigene Darstellung). 112
6.5. Darstellung der räumlichen Verteilung der Daten für die Analyse der Liegenschaftszinssätze. Farblich codiert ist die Aufteilung in 10 Teildatensätze zur Kreuzvalidierung (eigene Darstellung). 115
6.6. Räumliche Verteilung der Kauffälle (eigene Darstellung). 116

8.1. Vergleich eines Bildsensors mit einer Kaufpreisdatenbank als Sensor (eigene Darstellung). 132
8.2. Darstellung eines beispielhaften Multisensorsystems zur Immobilienmarkterfassung (eigene Darstellung). 135
8.3. Multisensorsystem für Wertermittlung (eigene Darstellung). 135

A.1. Abstraktion der Wirkzusammenhänge von beeinflussenden Größen nach dem 6 Cs Konzept am Beispiel des Nachfragemangels („six Cs“ nach Glaser (1978, S. 74) - eigene Darstellung.). 183
A.2. Abstraktion der Wirkzusammenhänge von beeinflussenden Größen nach dem 6 Cs Konzept am Beispiel des Angebotsmangels („six Cs“ nach Glaser (1978, S. 74) - eigene Darstellung.). 183

B.1. Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Wohnfläche (links) und Restnutzungsdauer (rechts) bei Eigentumswohnungen (eigene Darstellung). 185
B.2. Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Anzahl der Wohnungen (links) und Modernisierungsgrad (rechts) bei Eigentumswohnungen (eigene Darstellung). 186

B.3. Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Garage (links) und Grundstücksgröße (rechts) bei Eigentumswohnungen (eigene Darstellung). . . . 186
B.4. Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Kaufzeitpunkt (links) und Modernisierungsgrad (rechts) bei Eigentumswohnungen (eigene Darstellung). . . . 187
B.5. Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Bodenrichtwert (links) und Baujahr (rechts) bei Eigentumswohnungen (eigene Darstellung). . . . 187
B.6. Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Balkon (links) und Ausstattungsstandard (rechts) bei Eigentumswohnungen (eigene Darstellung). . . . 188
B.7. Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Standardstufe bei Eigentumswohnungen (eigene Darstellung). . . . 188
B.8. Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Wohnfläche (links) und Standardstufe (rechts) bei Einfamilienhäuser (eigene Darstellung). . . . 189
B.9. Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Ausstattungsstandard (links) und Modernisierungsgrad (rechts) bei Einfamilienhäuser (eigene Darstellung). . . . 189
B.10. Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Garage (links) und Grundstücksgröße (rechts) bei Einfamilienhäuser (eigene Darstellung). . . . 190
B.11. Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Kaufzeitpunkte (links) und Bodenrichtwerte (rechts) bei Einfamilienhäuser (eigene Darstellung). . . . 190
B.12. Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Baujahr (links) und Balkone (rechts) bei Einfamilienhäuser (eigene Darstellung). 191
B.13. Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Restnutzungsdauer bei Einfamilienhäuser (eigene Darstellung). . . . 191
B.14. Verteilung der Daten aus Hannover (EFH) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung). . . . 198
B.15. Verteilung der Daten aus Hannover (EFH) für Datum des Kaufvertrages in Tagen seit 1.1.1970 (links) und Grundstücksgröße (rechts) (eigene Darstellung). . . . 198
B.16. Verteilung der Daten aus Hannover (EFH) für Wohnfläche (links) und Modernisierungsgrad (rechts) (eigene Darstellung). . . . 199
B.17. Verteilung der Daten aus Hannover (EFH) für Standardstufe (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung). . . . 199
B.18. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). . . . 200
B.19. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). . . . 200
B.20. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). . . . 200

B.21. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 201
B.22. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 201
B.23. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 201
B.24. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 202
B.25. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 202
B.26. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 202
B.27. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 203
B.28. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 203
B.29. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 203
B.30. Verteilung der Daten aus Hannover (ETW) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung). 204
B.31. Verteilung der Daten aus Hannover (ETW) für Datum des Kaufvertrages in Tagen seit 1.1.1970 (links) und Miteigentumsanteil (rechts) (eigene Darstellung). 204
B.32. Verteilung der Daten aus Hannover (ETW) für Wohnfläche (links) und Anzahl der Vollgeschosse (rechts) (eigene Darstellung). 205
B.33. Verteilung der Daten aus Hannover (ETW) für Anzahl der Wohnungen (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung). . . . 205
B.34. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 206
B.35. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 206
B.36. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 206
B.37. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 207
B.38. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 207

B.39. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 207
B.40. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 208
B.41. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 208
B.42. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 208
B.43. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 209
B.44. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 209
B.45. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 209
B.46. Verteilung der Daten aus Osnabrück (EFH) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung). 210
B.47. Verteilung der Daten aus Osnabrück (EFH) für Datum des Kaufvertrages in Tagen seit 1.1.1970 (links) und Grundstücksgröße (rechts) (eigene Darstellung). 210
B.48. Verteilung der Daten aus Osnabrück (EFH) für Wohnfläche (links) und Modernisierungsgrad (rechts) (eigene Darstellung). 211
B.49. Verteilung der Daten aus Osnabrück (EFH) für Standardstufe (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung). 211
B.50. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 212
B.51. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 212
B.52. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 212
B.53. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 213
B.54. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 213
B.55. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 213

B.56. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). . . . 214
B.57. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). . . . 214
B.58. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). . . . 214
B.59. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). . . . 215
B.60. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). . . . 215
B.61. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). . . . 215
B.62. Verteilung der Daten aus Osnabrück (ETW) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung). . . . 216
B.63. Verteilung der Daten aus Osnabrück (ETW) für Datum des Kaufvertrages in Tagen seit 1.1.1970 (links) und Miteigentumsanteil (rechts) (eigene Darstellung). . . . 216
B.64. Verteilung der Daten aus Osnabrück (ETW) für Wohnfläche (links) und Anzahl der Vollgeschosse (rechts) (eigene Darstellung). . . . 217
B.65. Verteilung der Daten aus Osnabrück (ETW) für Anzahl der Wohnungen (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung). . . . 217
B.66. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). . . . 218
B.67. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). . . . 218
B.68. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). . . . 218
B.69. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). . . . 219
B.70. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). . . . 219
B.71. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). . . . 219
B.72. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). . . . 220

B.73. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 220
B.74. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 220
B.75. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 221
B.76. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 221
B.77. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 221
B.78. Verteilung der Daten aus Braunschweig (EFH) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung). 222
B.79. Verteilung der Daten aus Braunschweig (EFH) für Datum des Kaufvertrages in Tagen seit 1.1.1970 (links) und Grundstücksgröße (rechts) (eigene Darstellung). 222
B.80. Verteilung der Daten aus Braunschweig (EFH) für Wohnfläche (links) und Modernisierungsgrad (rechts) (eigene Darstellung). 223
B.81. Verteilung der Daten aus Braunschweig (EFH) für Standardstufe (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung). 223
B.82. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 224
B.83. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 224
B.84. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 224
B.85. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 225
B.86. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 225
B.87. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 225
B.88. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 226
B.89. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 226

B.90. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 226
B.91. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 227
B.92. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 227
B.93. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 227
B.94. Verteilung der Daten aus Braunschweig (ETW) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung). 228
B.95. Verteilung der Daten aus Braunschweig (ETW) für Datum des Kaufvertrages in Tagen seit 1.1.1970 (links) und Miteigentumsanteil (rechts) (eigene Darstellung). 228
B.96. Verteilung der Daten aus Braunschweig (ETW) für Wohnfläche (links) und Anzahl der Vollgeschosse (rechts) (eigene Darstellung). 229
B.97. Verteilung der Daten aus Braunschweig (ETW) für Ausstattungsstandard (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung).229
B.98. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 230
B.99. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 230
B.100. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 230
B.101. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 231
B.102. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 231
B.103. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 231
B.104. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 232
B.105. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 232
B.106. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 232

B.107. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 233
B.108. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 233
B.109. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 233
B.110. Verteilung der Daten aus Nienburg (Weser) (EFH) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung). 234
B.111. Verteilung der Daten aus Nienburg (Weser) (EFH) für Datum des Kaufvertrages in Tagen seit 1.1.1970 (links) und Grundstücksgröße (rechts) (eigene Darstellung). 234
B.112. Verteilung der Daten aus Nienburg (Weser) (EFH) für Wohnfläche (links) und Modernisierungsgrad (rechts) (eigene Darstellung). 235
B.113. Verteilung der Daten aus Nienburg (Weser) (EFH) für Standardstufe (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung). . . . 235
B.114. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 236
B.115. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 236
B.116. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 236
B.117. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 237
B.118. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 237
B.119. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 237
B.120. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 238
B.121. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 238
B.122. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 238
B.123. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 239

B.124. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 239
B.125. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 239
B.126. Verteilung der Daten aus Nienburg (Weser) (ETW) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung). 240
B.127. Verteilung der Daten aus Nienburg (Weser) (ETW) für das Datum des Kaufvertrages in Tagen seit dem 1.1.1970 (links) und Miteigentumsanteile (rechts) (eigene Darstellung). 240
B.128. Verteilung der Daten aus Nienburg (Weser) (ETW) für Wohnfläche (links) und Anzahl der Vollgeschosse (rechts) (eigene Darstellung). 241
B.129. Verteilung der Daten aus Nienburg (Weser) (ETW) für Restnutzungsdauer (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung). 241
B.130. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 242
B.131. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 242
B.132. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 242
B.133. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 243
B.134. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 243
B.135. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 243
B.136. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 244
B.137. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 244
B.138. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 244
B.139. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 245
B.140. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 245

B.141. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 245
B.142. Verteilung der Daten aus Stade (EFH) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung). 246
B.143. Verteilung der Daten aus Stade (EFH) für Datum des Kaufvertrages in Tagen seit 1.1.1970 (links) und Grundstücksgröße (rechts) (eigene Darstellung). 246
B.144. Verteilung der Daten aus Stade (EFH) für Wohnfläche (links) und Modernisierungsgrad (rechts) (eigene Darstellung). 247
B.145. Verteilung der Daten aus Stade (EFH) für Standardstufe (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung). 247
B.146. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 248
B.147. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 248
B.148. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 248
B.149. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 249
B.150. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 249
B.151. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 249
B.152. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 250
B.153. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 250
B.154. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 250
B.155. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 251
B.156. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 251
B.157. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 251
B.158. Verteilung der Daten aus Stade (ETW) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung). 252

B.159. Verteilung der Daten aus Stade (ETW) für Datum des Kaufvertrages in Tagen seit 1.1.1970 (links) und Miteigentumsanteil (rechts) (eigene Darstellung). 252
B.160. Verteilung der Daten aus Stade (ETW) für Wohnfläche (links) und Anzahl der Vollgeschosse (rechts) (eigene Darstellung). 253
B.161. Verteilung der Daten aus Stade (ETW) für Anzahl der Wohnungen (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung). 253
B.162. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 254
B.163. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 254
B.164. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 254
B.165. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 255
B.166. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 255
B.167. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung). 255
B.168. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 256
B.169. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 256
B.170. RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 256
B.171. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 257
B.172. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 257
B.173. RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung). 257

C.1. Anzahl der zugeordneten Kauffälle bei Anpassung des Baujahres und der Wohnfläche. 259
C.2. Streudiagramm der Zu- und Abschläge gegenüber den Einflussgrößen Bodenrichtwert (links) und Standardstufe (rechts) (eigene Darstellung). 261
C.3. Streudiagramm der logarithmierten Abschläge gegenüber den Einflussgrößen Bodenrichtwert (links) und Standardstufe (rechts) (eigene Darstellung). 261

C.4. Streudiagramm der logarithmierten Abschläge gegenüber den Einflussgrößen Wohnfläche (links) und Vermarktungsdauer in Tagen (rechts) (eigene Darstellung). 262
C.5. Streudiagramm der Zu- und Abschläge gegenüber den Einflussgrößen Wohnfläche (links) (eigene Darstellung). 262

D.1. Verteilung der Daten der Liegenschaftszinssätze in m^2 (links), des absoluten Kaufpreises in € (mitte) und des normierten Kaufpreises/Wohnfläche in €/m^2 (rechts) für die Analyse der Liegenschaftszinssätze inklusive ihrer deskriptiven Statistik (eigene Darstellung). 266
D.2. Verteilung der Daten der Grundstücksfläche in m^2 (links), der Bodenrichtwerte in €/m^2 (mitte) und der Restnutzungsdauer in Jahren (rechts) für die Analyse der Liegenschaftszinssätze inklusive ihrer deskriptiven Statistik (eigene Darstellung). 266
D.3. Verteilung der Daten der Wohnfläche in m^2 (links), des Kaufzeitpunktes in Tagen seit dem 1.1.1970 (mitte) und der Lagequalität (rechts) für die Analyse der Liegenschaftszinssätze inklusive ihrer deskriptiven Statistik (eigene Darstellung). 267
D.4. Verteilung der Daten der Anteile der Unterkellerung in % (links), der Gebäudegrundfläche in m^2 (mitte) und der gewerblichen Nutzfläche in m^2 (rechts) für die Analyse der Liegenschaftszinssätze inklusive ihrer deskriptiven Statistik (eigene Darstellung). 267
D.5. Verteilung der Anzahl der oberirdischen Vollgeschosse für die Analyse der Liegenschaftszinssätze inklusive ihrer deskriptiver Statistik (eigene Darstellung). 268
D.6. Verteilung der Daten der Kaufpreise in € (links), des normierten Kaufpreises in €/m^2 (mitte) und der Grundstücksgröße in m^2 (rechts) für die Analyse der Vergleichsfaktoren in den ausgewählten Wohnungsmarktregionen inklusive ihrer deskriptiven Statistik (eigene Darstellung).269
D.7. Verteilung der Daten der Bodenrichtwerte in €/m^2 (links) und der Restnutzungsdauer in Jahren (mitte)und der Wohnfläche in m^2 (rechts) für die Analyse der Vergleichsfaktoren in den ausgewählten Wohnungsmarktregionen inklusive ihrer deskriptiven Statistik (eigene Darstellung).269
D.8. Verteilung der Daten des Kaufzeitpunktes in Tagen seit dem 1.1.1970 (links) und der Lagequalität (mitte) und der Anteile der Unterkellerung in % (rechts) für die Analyse der Vergleichsfaktoren in den ausgewählten Wohnungsmarktregionen inklusive ihrer deskriptiven Statistik (eigene Darstellung). 270
D.9. Verteilung der Daten der Gebäudegrundfläche in m^2 (links) für die Analyse der Vergleichsfaktoren in den ausgewählten Wohnungsmarktregionen inklusive ihrer deskriptiven Statistik (eigene Darstellung). . . . 270

Tabellenverzeichnis

3.1. Übersicht der Experten mit zugehörigem Identifikator (eigene Darstellung). 34
3.2. Kategorisierung des Nachfragemangels (eigene Darstellung). 41
3.3. Kategorisierung des Angebotsmangels (eigene Darstellung). 41
3.4. Verwendbare Daten und deren methodische Anwendung in der amtlichen Wertermittlung (eigene Darstellung). 42
3.5. Mögliche Daten, die in der amtlichen Wertermittlung noch keine breite Anwendung finden (eigene Darstellung). 43

4.1. Schematische Darstellung des Auftretens von Datenlücken. Lediglich 2 der 6 Kauffälle können in einer Auswertung mit den aufgeführten Parametern genutzt werden (eigene Darstellung). 46
4.2. Darstellung der Anteile der Datenlücken in einer landesweiten Selektion im Jahr 2017 (ca. 31.000 Transaktionen im Teilmarkt Einfamilienhäuser und ca. 21.000 Eigentumswohnungen) (eigene Darstellung). 55
4.3. Gegenüberstellung der Kriterien zur Auswahl der Städte (eigene Darstellung). 59
4.4. Zusammenfassung der Kriterien zur Objektivität ($\surd$ = trifft zu, x = trifft nicht zu, $\star\star\star$ = hoch, $\star\star$ = mittel, $\star$ = gering) (eigene Darstellung). 65
4.5. Vergleich der durchschnittlichen Laufzeiten der Algorithmen für einen Imputationsdurchlauf (eigene Darstellung). 68
4.6. Gegenüberstellung der Kriterien und der Bewertung in den einzelnen Kriterien (++ = sehr positiv, + = positiv, o = neutral, - = negativ, -- = sehr negativ) (eigene Darstellung). 69

5.1. Anzahl der öffentlich bestellten und vereidigten Sachverständigen nach § 36 GewO (eigene Darstellung). 76
5.2. Anzahl der zertifizierten Sachverständigen nach DIN/ISO 17024 bei den durch die DAkkS zum Zeitpunkt der Befragung akkreditierten Zertifizierern. Doppelnennungen möglich (eigene Darstellung). 77
5.3. Auffallende Unterschiede in den Ausführungen zur Schadensbeschreibung und -beseitigung im Vergleich zur Höhe der eingeschätzten Wertminderung (eigene Darstellung). 86

5.4. Zusammenfassung der Eigenschaften der Befragungen von Experten und Laien. Aufgrund der Datenlage (beispielsweise keine Referenz als „wahre Werte“ bekannt) können die Kriterien teilweise nicht angegeben werden (Darstellung durch NA). Heimarbeit bedeutet, dass den Sachverständigen alle Unterlagen zur Bearbeitung zur Verfügung stehen, die sie von zuhause aus erreichen können (eigene Darstellung). 90

6.1. Deskriptive Statistik der 2271 bereinigten Kauffälle für die Auswertung der Liegenschaftszinssätze mit allen Daten. Die im Regressionsmodell genutzten Parameter sind mit einer grünen Verteilung dargestellt (eigene Darstellung). 114
6.2. Deskriptive Statistik der Kauffälle für die Auswertung der Vergleichsfaktoren in mehreren Wohnungsmarktregionen. Die im Regressionsmodell genutzten Parameter sind mit einer grünen Verteilung dargestellt (eigene Darstellung). 117
6.3. Gegenüberstellung der Kriterien zur Auswahl der geeignetsten Gewichtungsfunktion (LIZI) 119
6.4. Gegenüberstellung der Ergebnisse der MLR und GWR für die Daten der Vergleichsfaktoren nach Wohnungsmarktregionen (eigene Darstellung). . 120
6.5. Gegenüberstellung der Ergebnisse der MLR und KNN für die Daten der Liegenschaftszinssätze. Die MLR wird hier abweichend zur Variante der GWR zusätzlich mit der kategorialen Variable des Regionstyps berechnet (eigene Darstellung). 121
6.6. Gegenüberstellung der Ergebnisse der MLR, KNN und GWR für die Daten der Wohnungsmarktregionen (eigene Darstellung). 121

B.1. Darstellung der Standardmodelle für die ausgewählten Teilmärkte inkl. Gütemaße. Alle Voraussetzungen für die Regressionsanalyse (Homoskedastizität, Normalverteilung der Residuen und keine Autokorrelation) sind für alle Modelle gegeben (eigene Darstellung). 192

C.1. 1. Variante. Zwei mögliche Selektionsansätze des Ortes (oder-Verknüpft) (eigene Darstellung). 260
C.2. 1. Variante. Drei mögliche Selektionsansätze des Ortes (oder-Verknüpft) (eigene Darstellung). 260
C.3. 2. Variante. Zwei mögliche Selektionsansätze des Ortes (oder-Verknüpft) (eigene Darstellung). 260
C.4. 2. Variante. Zwei mögliche Selektionsansätze der Eigenschaften (oder-Verknüpft) (eigene Darstellung). 260
C.5. Variante 3. Selektionsansatz für den Ort im Fall, dass zuvor mehr als 1 Kauffall gefunden wird (eigene Darstellung). 260
C.6. Variante 3. Selektionsansatz für die Eigenschaften im Fall, dass zuvor mehr als 1 Kauffall gefunden wird. Die Selektionsgrenzen werden hier iterativ verkleinert (j in 5 % Schritten und k in 1 Jahres Schritten) bis lediglich 1 Kauffall verbleibt (eigene Darstellung). 260
C.7. Regressionsergebnisse für Zu- und Abschläge (eigene Darstellung). 263
C.8. Regressionsergebnisse für Zuschläge (eigene Darstellung). 263
C.9. Regressionsergebnisse für logarithmierte Zuschläge (eigene Darstellung). 263

C.10. Regressionsergebnisse für Abschläge (eigene Darstellung). 264
C.11. Regressionsergebnisse für logarithmierte Abschläge (eigene Darstellung). 264

D.1. Gegenüberstellung der Kriterien zur Auswahl der geeignetsten Gewichtungsfunktion (LIZI) ohne Ausreißerbereinigung 265

A. Befragungen

A.1. Pre-Test des Fragebogens zur Expertenbefragung

Das Konzept des Fragebogens wurde im Rahmen einer Bachelorarbeit an der Professur für Landmanagement erstellt (Klöpfel, 2015). Bereits im Rahmen der Arbeit wurde der Fragebogen einem Pre-Test unterzogen. Im Nachgang wurde der Fragebogen erweitert und angepasst. Es wurden insbesondere Antwortmöglichkeiten ergänzt. Danach wurde der Fragebogen sowohl durch Mitarbeiter der Professur als auch durch externe Experten nochmals technisch und inhaltlich getestet. Der Original Fragebogen der Bachelorarbeit sowie die Anmerkungen und Versionen finden sich auf der CD.

A.2. Aufbereitung der Ergebnisdaten

Zunächst mussten die Befragungsdaten aufbereitet werden. Antworten die in Freitextfeldern gegeben wurden, wurden gewürdigt und kodiert, falls sie als relevant im Sinne der Auswertung erachtet werden können. Des Weiteren wurde die Befragung an folgenden Stellen bereinigt:

- Es liegen bei dem Fragenblock Zertifizierung (Frage A10) trotz fehlender Angabe „Zertifizierung nach DIN EN ISO/IEC 17024“ bei Frage A8 Antworten vor. Die Frage A10 sollte bei richtiger Funktionsweise des Umfragetools hier nicht angezeigt werden. Aus diesem Grund werden die Angaben zur Zertifizierung hier nur nachrichtlich behandelt, wenn die Angabe bei Frage A8 fehlt. Die Angaben werden nicht in der Auswertung verwendet. Eine mögliche Interpretation der Angabe von Zertifizierern trotz der fehlenden Aussage bei Frage A8 kann mit einer ehemaligen Zertifizierung begründet werden. Diese Vermutung lässt sich auch dadurch stützen, dass der Zertifizierer ifs, der zum Zeitpunkt der Befragung seit 5 Jahren nicht mehr akkreditiert (Akkreditierung ausgelaufen), von einigen dieser Personen genannt wird. Die Anpassungen sind in der Datei „Zertifizierung aufgelöst.xlsx“ zu finden.

- Gutachtenanzahl von 999999999 Gutachten pro Jahr wurde bei der Auswertung ausgeschlossen. Der Teilnehmer wurde auch bei den anderen Fragen noch einmal auf Plausibilität geprüft.

Zur Auswertung war es notwendig die Profession der Sachverständigen zuzuordnen. Hierbei wurden die Ausbildungs- und Studienbereiche untersucht und geprüft, ob die Personen einer bestimmten Gruppe zuzuordnen sind. Hierbei wurden im Wesentlichen fünf Gruppen gebildet.

A.3. Befragung zum Expertenwissen

Sehr geehrte Damen und Herren, im Rahmen meiner Dissertation beschäftige ich mich mit der Nutzung von Expertenwissen bei der Verkehrswertermittlung in kaufpreisarmen Lagen. Mit dieser bundesweiten Befragung von Sachverständigen möchte ich insbesondere die Ausbildungswege und Handlungsweisen der Sachverständigen für Immobilienbewertung analysieren, um das Expertenwissen besser einordnen zu können. Hierzu bitte ich Sie, die folgende Befragung durchzuführen. Am Ende der Befragung folgen drei weitere Fragen zur Einschätzung der Auswirkungen der verstärkten Zuwanderung von Immigranten (Flüchtlinge mit Asylberechtigung und ggf. Aufenhaltsgenehmigung) auf die Immobilienmärkte. Hinweis: Sie können bisher beantworteten Fragen zwischenspeichern und später mit der Beantwortung fortfahren. Nutzen Sie dafür bitte den Button „Später fortfahren". Die Umfragedauer beläuft sich auf ungefähr 10-15 Minuten. Herzlichen Dank für Ihre Teilnahme an der Befragung! Mit freundlichen GrüßenMatthias Soot Bei Fragen wenden Sie sich bitte an: Matthias Soot (M.Sc.) E-Mail: matthias.soot@tu-dresden.de Tel.: 0351-463-31653

Teil A: Ausbildungsweg

Im ersten Teil der Umfrage soll es um die Ausbildung und jeweilige Qualifikation gehen.

A1. Trifft eine oder mehrere der folgenden Punkte auf Sie zu? Bitte wählen Sie die zutreffenden Punkte aus. Verfügen Sie über ein(e) abgeschlossene(s)...

- ☐ (Berufs-)Ausbildung
- ☐ FH-Studium
- ☐ Universitäts-Studium

A2. In welchem Bereich haben Sie Ihre Ausbildung absolviert?

Mehrfachauswahl möglich.

- ☐ Vermessungstechniker/Geomatiker
- ☐ Immobilienkaufmann
- ☐ Bankkaufmann
- ☐ Industriekaufmann/Einzelhandelskaufmann
- ☐ Ausbildung im Baugewerbe/ Bautechnik
- ☐ Versicherungskaufmann
- ☐ Sonstiges

Sonstiges

A3. Welchen Abschluss haben Sie erworben (höchster Abschluss)?

- ☐ Bachelor
- ☐ Master
- ☐ Diplom
- ☐ 2. Staatsexamen (Referendariat)
- ☐ Doktortitel
- ☐ Sonstiges

Sonstiges

A4. Auf welches Fachgebiet/welche Fachgebiete bezieht sich der erworbene Hochschulabschluss?

- ☐ Geodäsie/Geoinformation/Vermessungswesen
- ☐ Architektur
- ☐ Bauingenieurwesen
- ☐ Wirtschaftswissenschaften/-ingeniuer
- ☐ Geographie
- ☐ Rechtswissenschaften/Jura
- ☐ Sonstiges

Sonstiges

A5. In welchem Rahmen haben Sie Ihre Kenntnisse im Bereich der Grundstücks- oder Immobilienbewertung erworben?

- ☐ Praktika
- ☐ Fort-/Weiterbildungen
- ☐ Selbststudium
- ☐ Konkreter Lehrinhalt der Ausbildung
- ☐ Konkrete Lehrinhalte des Studiums
- ☐ Vertiefungsrichtung/Ergänzungsbereich im Studium
- ☐ Referendariat
- ☐ Keine

Sonstiges ☐

Sonstiges

A6. Wie häufig nehmen Sie an Fort-/Weiterbildungsveranstaltungen im Bereich der Immobilienbewertung Teil?

- ☐ 0 Tage/Jahr
- ☐ 1-2 Tage/Jahr
- ☐ 3-5 Tage/Jahr
- ☐ >5 Tage/Jahr

A7. Auf wieviel Jahre Berufserfahrung in der Sachverständigentätigkeit können Sie bisher zurückblicken?

- ☐ 0-1 Jahre
- ☐ 1-2 Jahre
- ☐ 2-5 Jahre
- ☐ 5-10 Jahre
- ☐ 10 - 20 Jahre
- ☐ 20 - 30 Jahre
- ☐ 30 - 40 Jahre
- ☐ über 40 Jahre

A8. Haben Sie eine Qualifizierung oder Zertifizierung als Sachverständiger?

Als "freie Sachverständige" sind Personen gemeint, die sich auf Basis ihrer Ausbildung und Berufspraxis diese Tätigkeit ausüben, jedoch über keine Zertifizierung auf gesetzlicher Grundlage verfügen.

- ☐ Keine Qualifizierung (freier Sachverständiger)
- ☐ Öffentlich bestellter und vereidigter Sachverständiger
- ☐ Zertifizierung nach DIN EN ISO/IEC 17024
- ☐ RICS: Royal Institution of Chartered Surveyors
- ☐ Sonstiges

Sonstiges

A9. Über welchen Träger sind Sie die öffentliche bestellt und vereidigt?

- ☐ Handelskammer
- ☐ Industrie- und Handelskammer
- ☐ Landwirtschaftskammer
- ☐ Architektenkammer
- ☐ Ingenieurkammer
- ☐ Sonstiges

Sonstiges

A10. Über welchen Träger haben Sie die Qualifikation oder Zertifizierung erworben?

- ☐ HypZert GmbH
- ☐ Sprengnetter Zertifizierung GmbH
- ☐ IQZert
- ☐ DIAZert
- ☐ Eiposcert
- ☐ IfS-Zert
- ☐ TASZERT
- ☐ Sonstiges

Sonstiges

A11. Wie oft wurden Sie bisher rezertifiziert?

A12. Sind oder waren Sie jemals Mitglied in einem Gutachterausschuss?

- ☐ aktives Mitglied
- ☐ ehemaliges Mitglied
- ☐ nein

A13. In welchem Tätigkeitsverhältnis führen Sie Ihre derzeitige Sachverständigentätigkeit aus?

- ☐ selbstständig
- ☐ freie Wirtschaft
- ☐ öffentlicher Dienst

A14. Ist die Immobilienbewertung ihr Haupttätigkeit? Wenn nein, in welchem Bereich sind Sie Hauptberuflich tätig?

- ☐ Haupttätigkeit
- ☐ Makler
- ☐ Architekt
- ☐ Bauingenieur
- ☐ Bankenwirtschaft
- ☐ Sonstiges

Sonstiges

A15. Wie schätzen Sie ...

(Öffentlich bestellt / ISO 17024 zertifiziert)

	sehr hoch	hoch	mittel	gering	sehr gering	keine Antwort
...die Notwendigkeit einer Qualifikation oder Zertifizierung für die Ausübung der Gutachtertätigkeit ein?	☐	☐	☐	☐	☐	☐

A16. Wie schätzen Sie ...

	sehr gut	gut	mittel	schlecht	sehr schlecht	keine Antwort
...die Auswahl der angebotenen Ausbildungsmöglichkeiten ein?	☐	☐	☐	☐	☐	☐
...die Qualität der von Ihnen getätigten Ausbildung zum Sachverständigen ein?	☐	☐	☐	☐	☐	☐

Teil B: Wertermittlung

In diesem Teil der Umfrage wird nach der Arbeitsweise und den verwendeten Daten gefragt.

B1. Wie viele eigenständige Gutachten erstellen Sie ca. pro Jahr?

- Vollwertige Gutachten
- Kurzgutachten/Wertexpertisen
- Sonstige Gutachtenformen

B2. In welchen Immobilienteilmärkten sind Sie tätig?

- ☐ Großstädte (> 100.000 Einwohner)
- ☐ Mittelstädte (20.000 - 100.000 Einwohner)
- ☐ Kleinstädte (5.000 - 20.000 Einwohner)
- ☐ ländliche Räume (Überwiegend < 5.000 Einwohner)

B3. In welchen sachlichen Immobilienteilmärkten sind Sie tätig?

Mehrfachantworten sind möglich

- ☐ Individueller Wohnungsbau
- ☐ Mehrfamilienhäuser/Geschosswohnungsbau
- ☐ Gewerbeimmobilien
- ☐ Sonderimmobilien
- ☐ Fond-/Bankenbewertung
- ☐ Bewertung in Umlegungsverfahren
- ☐ Bewertung in Sanierungsverfahren
- ☐ Sonstiges

Sonstiges

B4. Aus welchen Quellen beziehen Sie Ihre Daten? Wählen Sie bitte alle zutreffenden Quellen aus und geben die Intensität der Nutzung dieser Daten mit an.

	sehr häufig	häufig	gelegentlich	selten	nie
Gutachterausschuss (Geschäftsstelle, Online-Shop, etc.)	☐	☐	☐	☐	☐
Qualifizierter Mietspiegel	☐	☐	☐	☐	☐
Mietspiegel der IHK	☐	☐	☐	☐	☐
Sonstige Mietspiegeltabellen	☐	☐	☐	☐	☐
Destatis	☐	☐	☐	☐	☐
BKI	☐	☐	☐	☐	☐
empirica-systeme Marktdatenbank	☐	☐	☐	☐	☐
Statista	☐	☐	☐	☐	☐
Jones Lang LaSalle	☐	☐	☐	☐	☐
Ernst & Young	☐	☐	☐	☐	☐
Thomas Daily	☐	☐	☐	☐	☐
Engels & Völkers	☐	☐	☐	☐	☐
Sprengnetter Marktdatenportal	☐	☐	☐	☐	☐

	sehr häufig	häufig	gelegentlich	selten	nie
Immobilienverband Deutschland	☐	☐	☐	☐	☐
Immobilienscout24	☐	☐	☐	☐	☐
Immowelt	☐	☐	☐	☐	☐
IMV - Online Marktdaten	☐	☐	☐	☐	☐
Flowfact - Online Marktdaten	☐	☐	☐	☐	☐
Immoportal	☐	☐	☐	☐	☐
Banken	☐	☐	☐	☐	☐
Versicherungen	☐	☐	☐	☐	☐
Eigene Daten	☐	☐	☐	☐	☐

B5. **Gibt es weitere Quellen aus denen Sie Ihre Marktdaten beziehen? Wenn ja, welche?**

B6. **Welche Verfahren nutzen Sie für die Wertermittlung am häufigsten?**

Mehrfachnennung möglich.

	sehr häufig	häufig	gelegentlich	selten	nie
Vergleichswertverfahren	☐	☐	☐	☐	☐
Sachwertverfahren	☐	☐	☐	☐	☐
Ertragswertverfahren	☐	☐	☐	☐	☐

B7. **Nutzen Sie zur Kontrolle/Überprüfung Ihrer Ergebnisse weitere Informationsquellen/Verfahren? Wenn ja, welche?**

	sehr häufig	häufig	gelegentlich	selten	nie
normierte Verfahren zur Wertermittlung	☐	☐	☐	☐	☐
nicht normierte Verfahren zur Wertermittlung	☐	☐	☐	☐	☐
Online Vergleiche, Immobilienportale (Immoscout24 u. a.)	☐	☐	☐	☐	☐
Diskussion mit anderen Experten	☐	☐	☐	☐	☐
Eigene Daten (Referenzen/Vergleichsobjekte)	☐	☐	☐	☐	☐
Andere verfügbare Informationsquellen	☐	☐	☐	☐	☐

B8. Geben Sie bei der Angabe des Verkehrswertes auch dessen Genauigkeit/Unsicherheit mit an?

	sehr häufig	häufig	gelegentlich	selten	nie
Mit einer Spanne	☐	☐	☐	☐	☐
Mit einer Prozentangabe	☐	☐	☐	☐	☐

B9. Wie genau schätzen Sie die Ergebnisse Ihrere Verkehrswertermittlung durchschnittlich ein (Streuung in Prozent (±%))?

☐☐☐☐☐☐☐☐☐☐☐☐☐☐☐☐☐☐☐☐☐☐☐☐☐

B10. Führen die Sachwertfaktoren nach NHK 2010 der örtlichen Gutachterausschüsse zu marktkonformen Ergebnissen?

	passen sehr gut			passen sehr schlecht	keine Antwort
NHK2010	☐	☐	☐	☐	☐

B11. Sind Sie mit der Modelltransparenz der sonstigen zur Wertermittlung erforderlichen Daten der örtlichen/überörtlichen Gutachterausschüsse zufrieden?

	sehr zufrieden	zufrieden	mittelmäßig	unzufrieden	sehr unzufrieden	keine Antwort
abgeleitete Daten	☐	☐	☐	☐	☐	☐

B12. Wie schätzen Sie durchschnittlich ...

	passen sehr gut			passen sehr schlecht	keine Antwort
...die Vollständigkeit der Daten der Gutachterausschüsse ein?	☐	☐	☐	☐	☐
...die Qualität der Daten der Gutachterausschüsse ein?	☐	☐	☐	☐	☐

Teil C: Zu Ihrer Person

C1. Wie alt sind Sie?

- ☐ 15-20 Jahre
- ☐ 20-25 Jahre
- ☐ 25-30 Jahre
- ☐ 30-35 Jahre
- ☐ 40-45 Jahre
- ☐ 45-50 Jahre
- ☐ 50-55 Jahre
- ☐ 55-60 Jahre
- ☐ über 60 Jahre

C2. Bitten geben Sie Ihr Geschlecht an.

- ☐ weiblich
- ☐ männlich

C3. In welchen Bundesländern sind Sie derzeit tätig?

- ☐ Bundesweit
- ☐ Baden-Württemberg
- ☐ Bayern
- ☐ Berlin
- ☐ Brandenburg
- ☐ Bremen
- ☐ Hamburg
- ☐ Hessen
- ☐ Mecklenburg-Vorpommern
- ☐ Niedersachsen
- ☐ Nordrhein-Westfalen
- ☐ Rheinland-Pfalz
- ☐ Saarland
- ☐ Sachsen

Sachsen-Anhalt ☐

Schleswig-Holstein ☐

Thüringen ☐

Vielen Dank für Ihre Teilnahme und die Beantwortung der Fragen!

A.4. Konzeption des Leitfadeninterviews zu kaufpreisarmen Lagen

A.4.1. Leitfaden - Entwurf

Der Begriff der kaufpreisarmen Lage wird in der Literatur häufig verwendet, jedoch findet sich hier in der Regel keine Differenzierung dieses Begriffs. Eine Differenzierung ist insbesondere mit Blick auf die Ableitung unterschiedlicher Handlungsempfehlungen notwendig. Ziel dieses Interviews ist es, den Begriff klarer zu definieren und zu differenzieren.

1. Was sind kaufpreisarme Lagen für Sie?
2. Was charakterisiert eine kaufpreisarme Lage? Muss man hier differenzieren?
   - Ab wann handelt es sich um eine kaufpreisfreie Lage?
3. Beschränkt sich die Kaufpreisarmut jeweils auf räumliche oder sachliche Teilmärkte? Gibt es hier Unterschiede?
4. Wo findet man in Ihrem Zuständigkeitsgebiet kaufpreisarme Lagen?
5. Wo findet man generell kaufpreisarme Lagen in Deutschland? Gibt es hier unterschiedliche Charakteristika?
6. Was sind Ursachen für die Kaufpreisarmut? Gibt es unterschiedliche Ursachen?
7. Was für Objekte (hinsichtlich Qualität und (Mikro-)Lage) werden in Ihren kaufpreisarmen Lagen noch verkauft? Gibt es hier Unterschiede?
8. Welche Probleme entstehen durch kaufpreisarme Lagen für Sie als Wertermittler?
9. Wie gehen Sie vor, wenn Sie in kaufpreisarmen Lagen bewerten?
10. Gibt es anstelle von Kaufpreisen andere Daten die Sie zur Wertermittlung in kaufpreisarmen Lagen nutzen?
11. Gibt es bei der Datenverfügbarkeit Unterschiede? Gibt es beispielsweise Lagen in denen diese alternativer Daten nicht zur Verfügung stehen?
12. Welche Datenquellen/-Sammlungen würden Sie nutzen wenn diese existieren und frei zur Verfügung stehen würde?
13. Wenn Ihnen diese Quellen zur Verfügung stehen würden, wie würden Sie diese in der Wertermittlung nutzen?

A.4.2. Dokumentation Pre-Test

Anmerkungen der Pre-Tester:

- Redundante Frage 1 und 2 (inhaltlich nicht klar genug abgegrenzt) → Frage 1 entfällt

- Die Nachfragen bei 2 und 3, 6, 7 irritiert → nicht mit übersenden
- Zweite Nachfrage als eigenständige Frage
- Frage 5: Deutschland zu abstrakt → generalisiert
- Frage 7: Umformulieren
- Frage 8: Nicht alle Befragten Wertermittler → für Sie in Klammern
- Frage 11: Bezug zu Frage 10 deutlicher, neben Lagen auch Teilmarktunterschiede

A.4.3. Leitfaden nach Pretest

Der Begriff der kaufpreisarmen Lage wird in der Literatur häufig verwendet; jedoch findet man hier in der Regel keine Differenzierung dieses Begriffs. Eine Differenzierung ist insbesondere mit Blick auf die Ableitung unterschiedlicher Handlungsempfehlungen notwendig. Ziel dieses Interviews ist es, den Begriff klarer zu definieren und zu differenzieren.

1. Was charakterisiert eine kaufpreisarme Lage?
2. Ab wann handelt es sich um eine kaufpreisfreie/kaufpreislose Lage?
3. Beschränkt sich die Kaufpreisarmut jeweils auf räumliche oder sachliche Teilmärkte?
4. Wo findet man in Ihrem Zuständigkeitsgebiet kaufpreisarme Lagen?
5. Wo findet man darüber hinaus kaufpreisarme Lagen?
6. Was sind Ursachen für die Kaufpreisarmut?
7. Gibt es hinsichtlich der Qualität und (Mikro-)Lage Systematiken bei den in kaufpreisarmen Lagen gehandelten Immobilien?
8. Welche Probleme entstehen durch kaufpreisarme Lagen für (Sie als) Wertermittler?
9. Wie gehen Sie vor, wenn Sie in kaufpreisarmen Lagen bewerten?
10. Gibt es anstelle von Kaufpreisen andere Daten, die Sie zur Wertermittlung in kaufpreisarmen Lagen nutzen?
11. Gibt es bei der Verfügbarkeit dieser Daten Unterschiede? Gibt es beispielsweise Teilmärkte und/oder Lagen, in denen diese alternativen Daten nicht zur Verfügung stehen?
12. Welche Datenquellen/-sammlungen würden Sie nutzen, wenn diese existieren und frei zur Verfügung stehen würden?
13. Wenn Ihnen diese Quellen zur Verfügung stehen würden, wie würden Sie diese in der Wertermittlung nutzen?

A.4.4. Kodierung am Beispiel

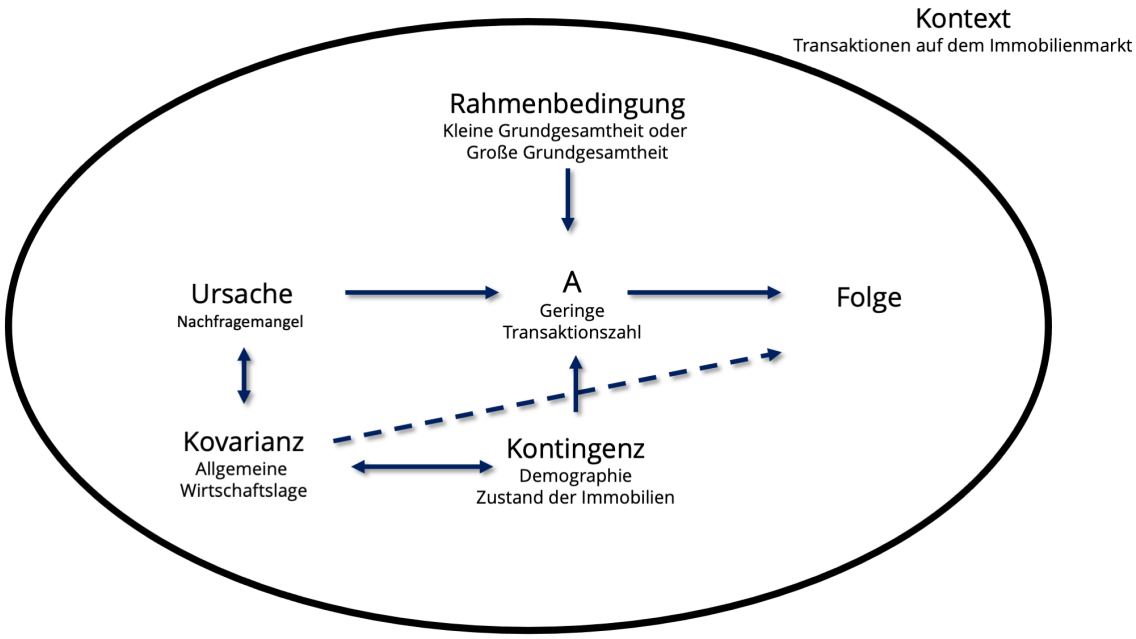


Abbildung A.1.: Abstraktion der Wirkzusammenhänge von beeinflussenden Größen nach dem 6 Cs Konzept am Beispiel des Nachfragemangels („six Cs“ nach Glaser (1978, S. 74) - eigene Darstellung.).

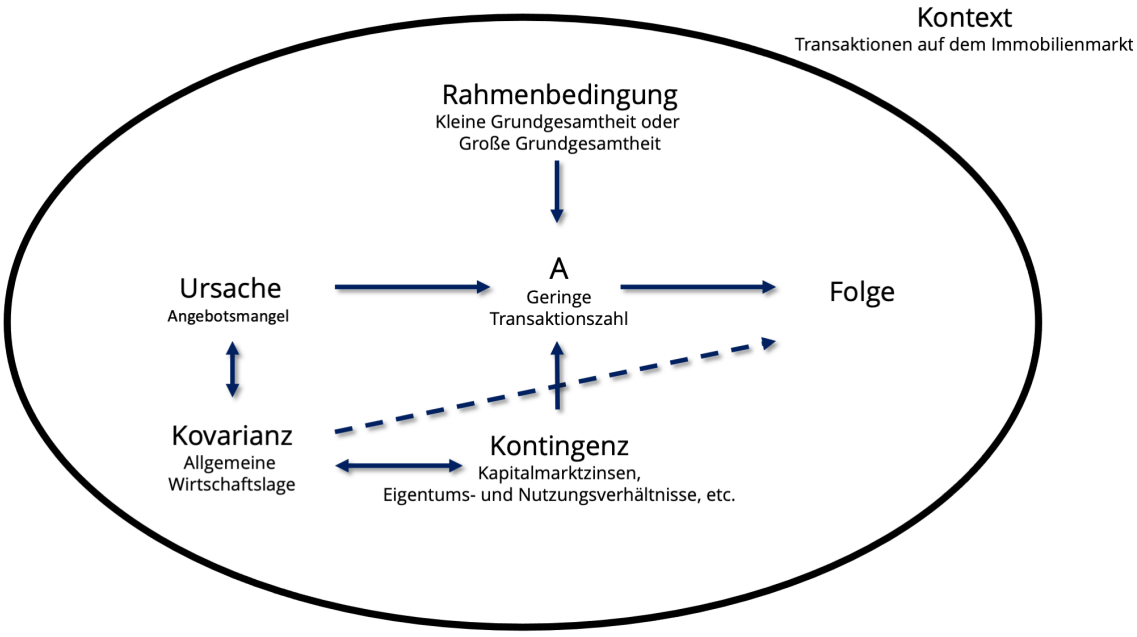


Abbildung A.2.: Abstraktion der Wirkzusammenhänge von beeinflussenden Größen nach dem 6 Cs Konzept am Beispiel des Angebotsmangels („six Cs“ nach Glaser (1978, S. 74) - eigene Darstellung.).

B. Daten

B.1. Darstellung der räumlichen Verteilung der Datenlücken

Im Folgenden werden die räumlichen Unterschiede beim Auftreten von Datenlücken dargestellt. Grün zeigt jeweils an, dass hier bei dem zugehörigen Kauffall die jeweilige Größe vorhanden ist, rot zeigt an, dass die Größe in der Datenbank fehlt (Datenlücke). Im Hintergrund finden sich die Abgrenzungen der Zuständigkeitsbereiche der Gutachterausschüsse zum Stand 01.01.2019 (GAA-Bezirke).

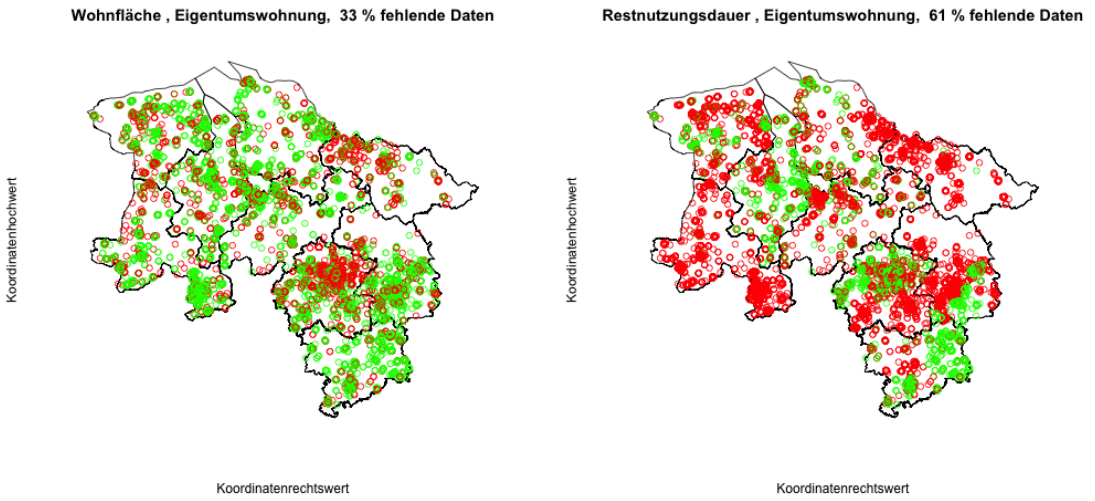


Abbildung B.1.: Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Wohnfläche (links) und Restnutzungsdauer (rechts) bei Eigentumswohnungen (eigene Darstellung).

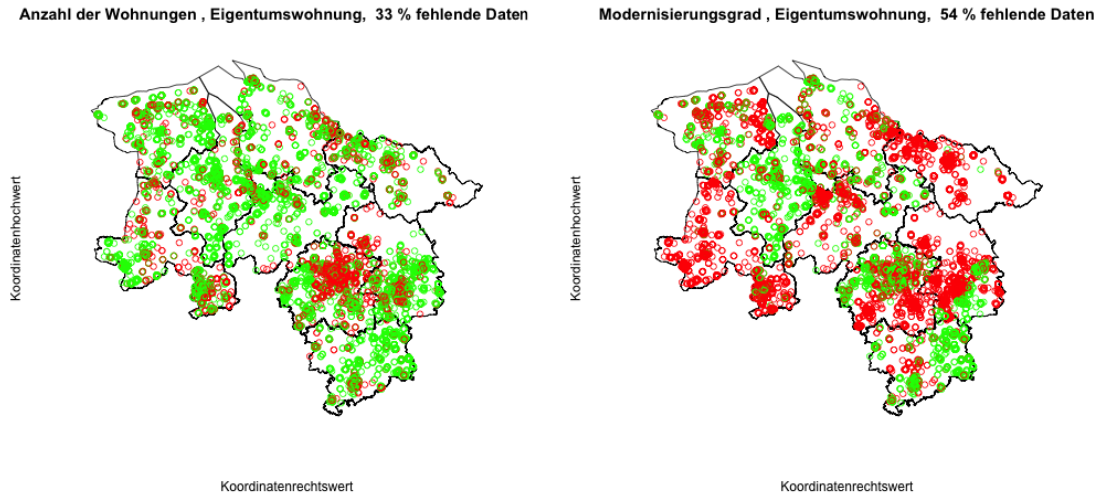


Abbildung B.2.: Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Anzahl der Wohnungen (links) und Modernisierungsgrad (rechts) bei Eigentumswohnungen (eigene Darstellung).

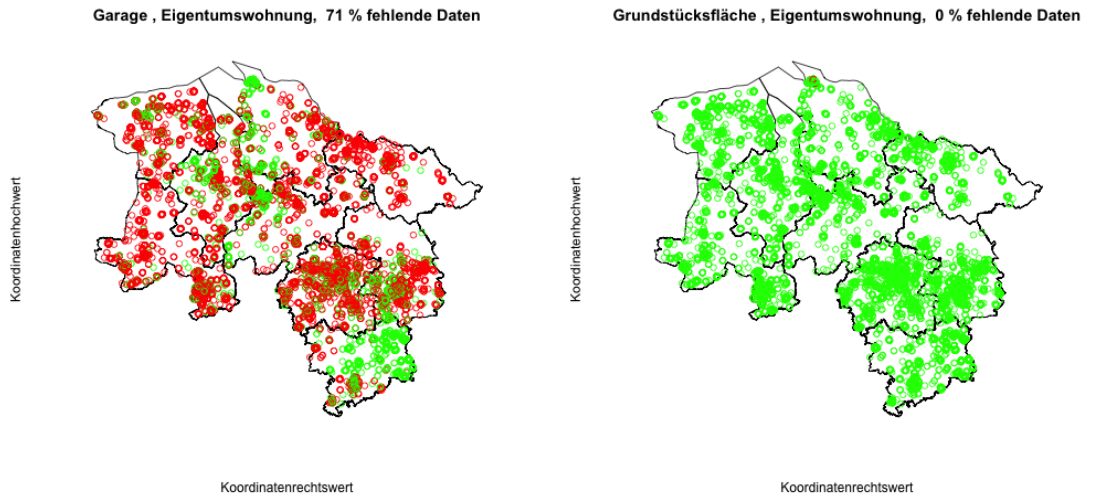


Abbildung B.3.: Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Garage (links) und Grundstücksgröße (rechts) bei Eigentumswohnungen (eigene Darstellung).

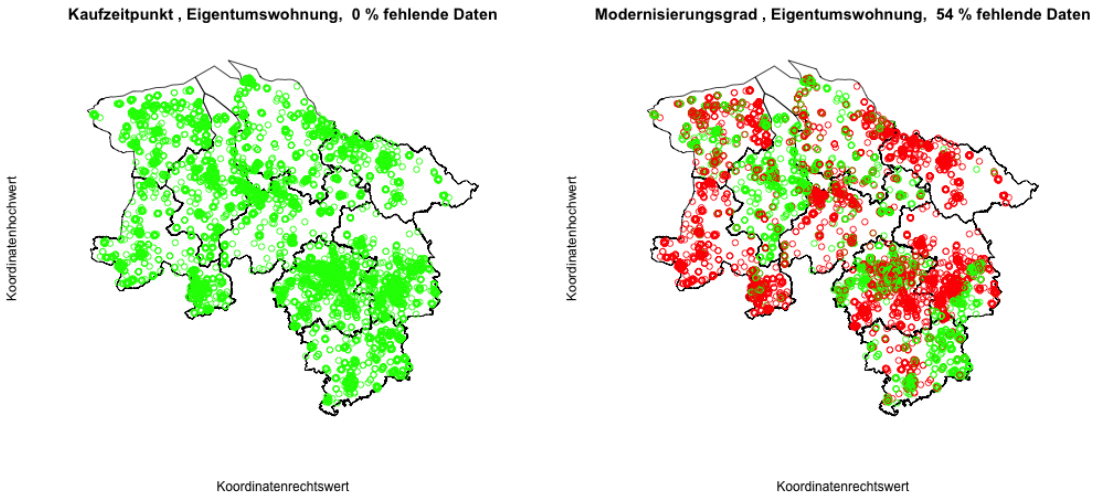


Abbildung B.4.: Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Kaufzeitpunkt (links) und Modernisierungsgrad (rechts) bei Eigentumswohnungen (eigene Darstellung).

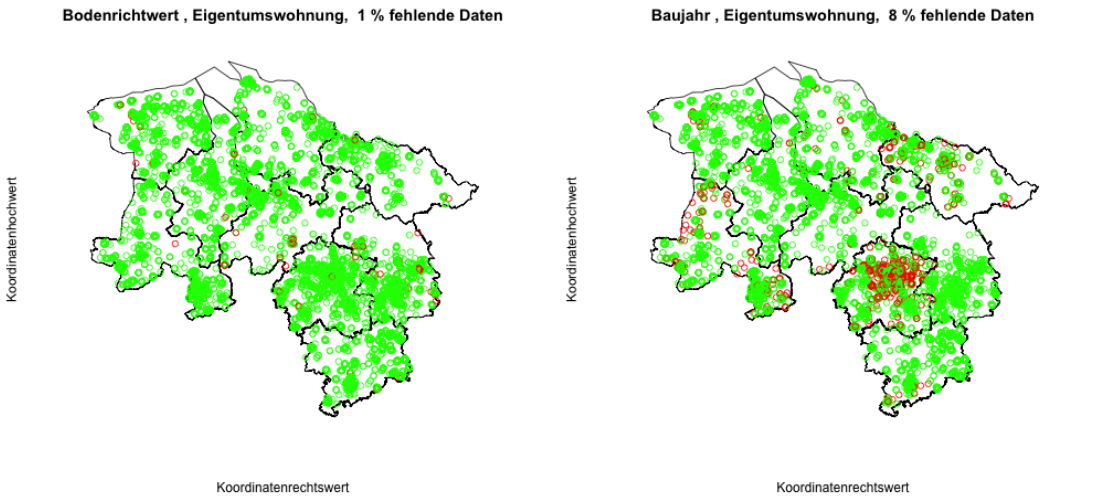


Abbildung B.5.: Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Bodenrichtwert (links) und Baujahr (rechts) bei Eigentumswohnungen (eigene Darstellung).

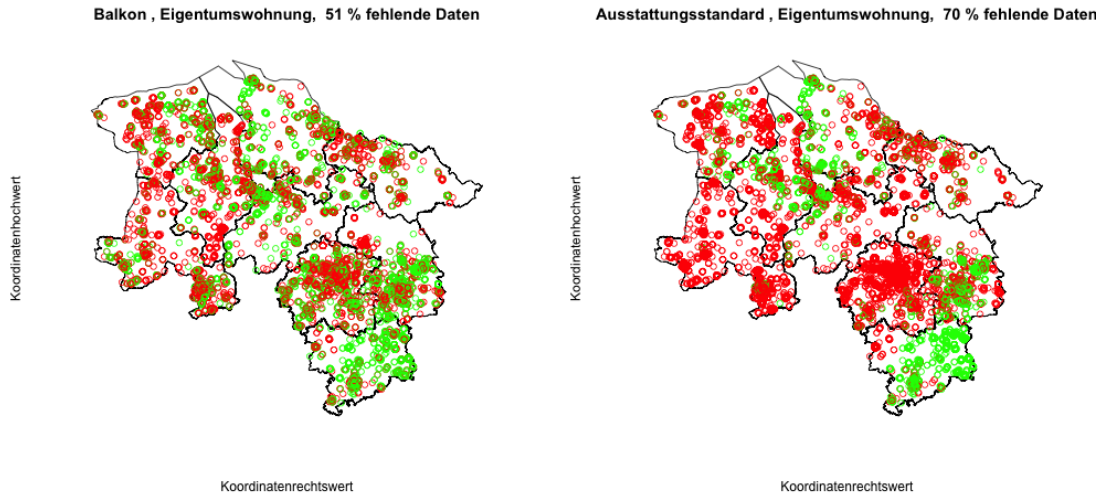


Abbildung B.6.: Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Balkon (links) und Ausstattungsstandard (rechts) bei Eigentumswohnungen (eigene Darstellung).

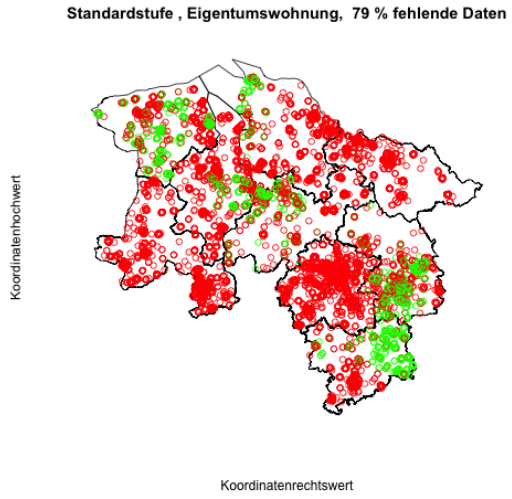


Abbildung B.7.: Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Standardstufe bei Eigentumswohnungen (eigene Darstellung).

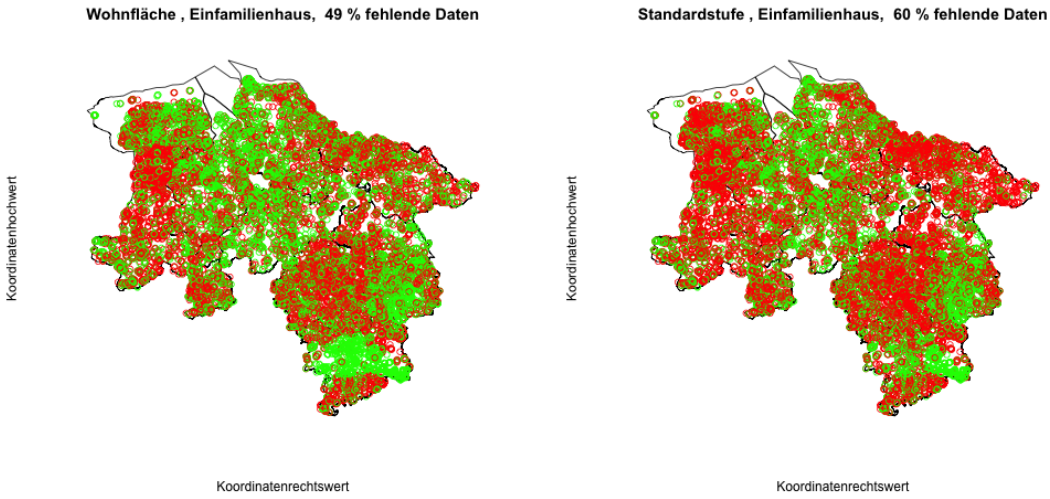


Abbildung B.8.: Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Wohnfläche (links) und Standardstufe (rechts) bei Einfamilienhäuser (eigene Darstellung).

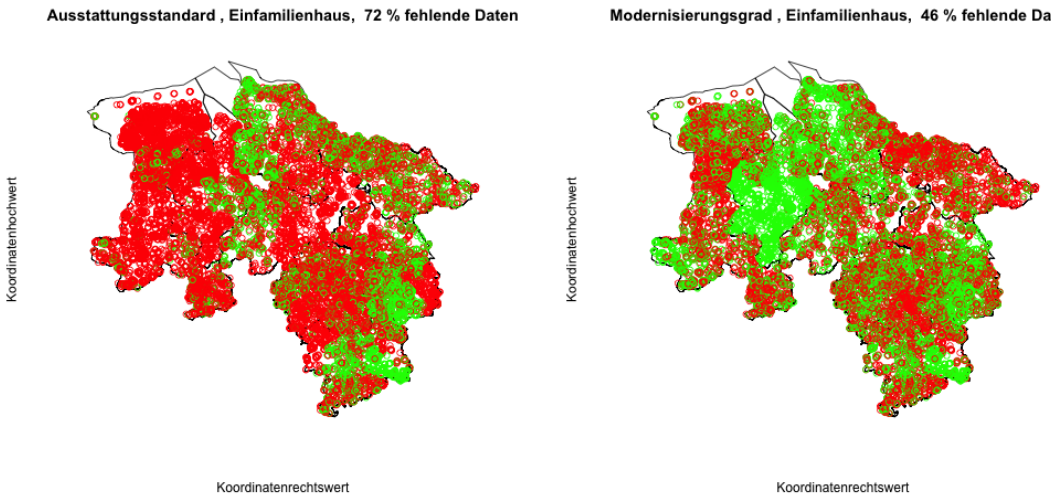


Abbildung B.9.: Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Ausstattungsstandard (links) und Modernisierungsgrad (rechts) bei Einfamilienhäuser (eigene Darstellung).

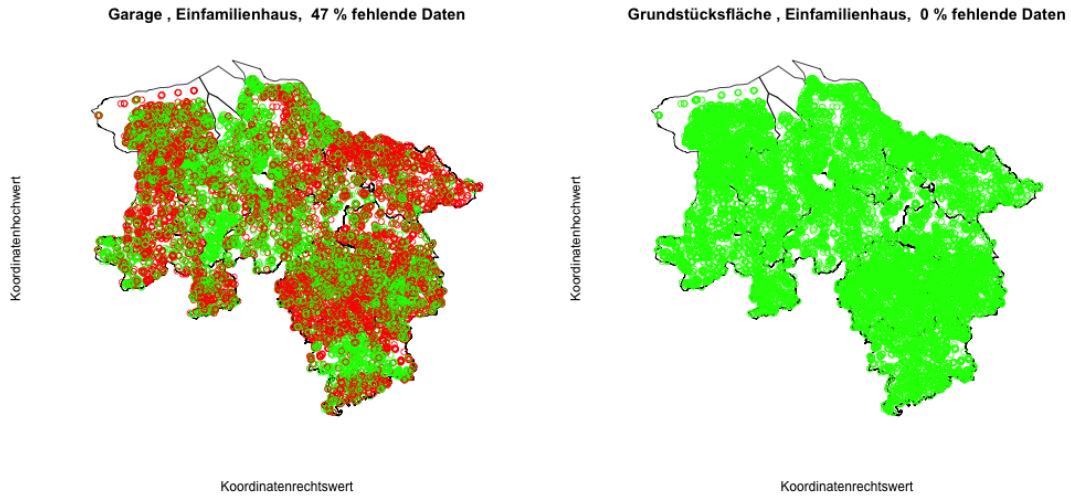


Abbildung B.10.: Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Garage (links) und Grundstücksgröße (rechts) bei Einfamilienhäuser (eigene Darstellung).

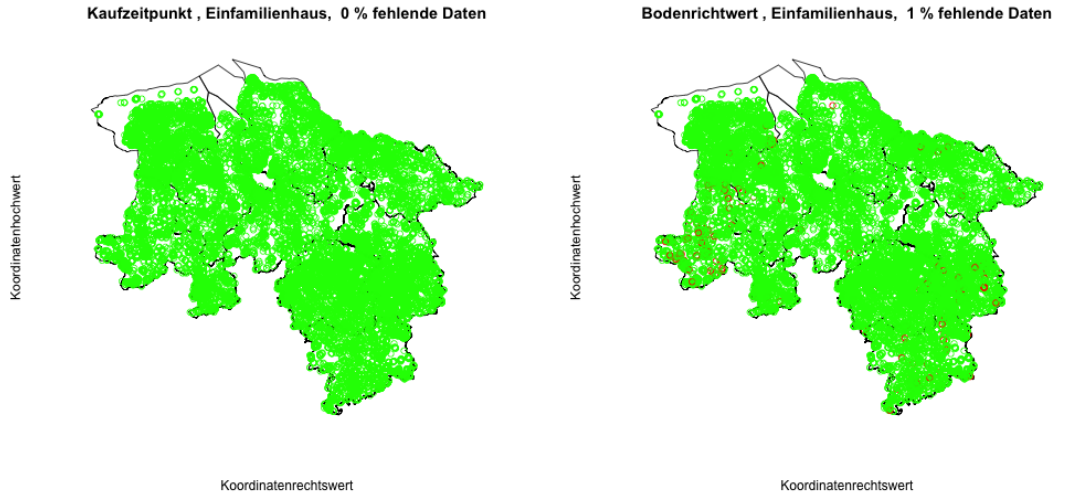


Abbildung B.11.: Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Kaufzeitpunkte (links) und Bodenrichtwerte (rechts) bei Einfamilienhäuser (eigene Darstellung).

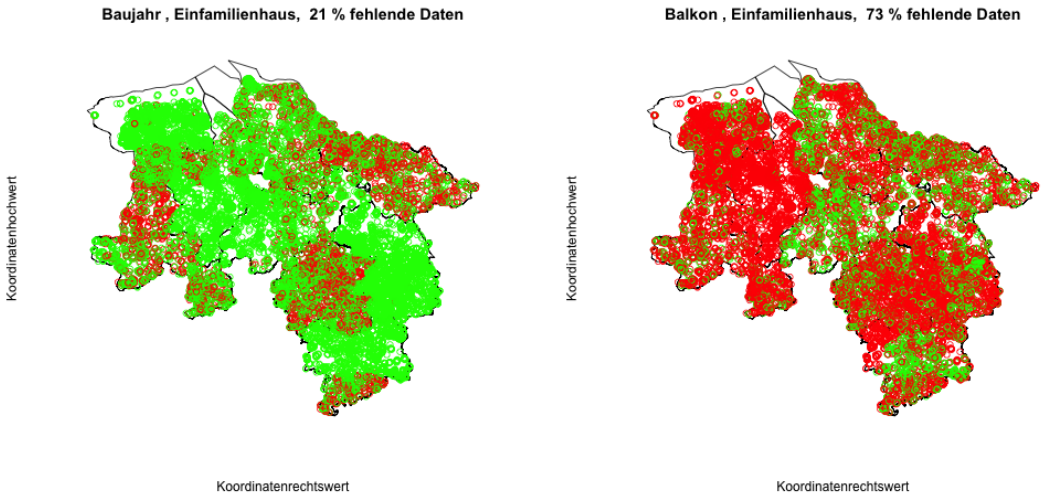


Abbildung B.12.: Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Baujahr (links) und Balkone (rechts) bei Einfamilienhäuser (eigene Darstellung).

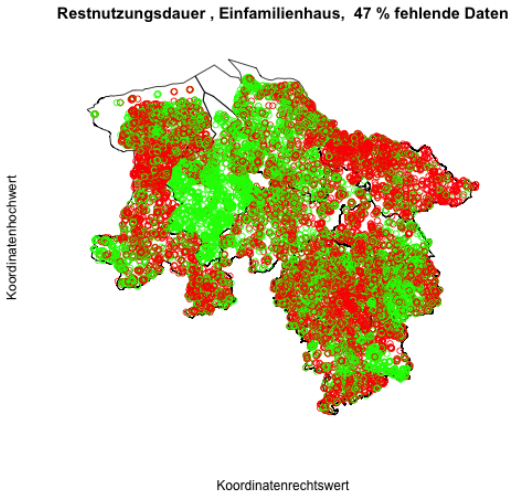


Abbildung B.13.: Räumliche Verteilung der Datenlücken für die Einflussgröße Restnutzungsdauer bei Einfamilienhäuser (eigene Darstellung).

B.2. Darstellung der Regressionsmodelle aus den Teilmärkten zur Untersuchung der Datenlücken

Im Folgenden sind die Standardmodelle der einzelnen Teilmärkte sowie die Verteilung der genutzten Datensätze zur Datenlückenschließung aus Kapitel 4.2.3 dargestellt. Die jeweils blau dargestellten Histogramme weisen die in dem jeweiligen Teilmarkt verwendeten Einflussgrößen im Modell auf.

Tabelle B.1.: Darstellung der Standardmodelle für die ausgewählten Teilmärkte inkl. Gütemaße. Alle Voraussetzungen für die Regressionsanalyse (Homoskedastizität, Normalverteilung der Residuen und keine Autokorrelation) sind für alle Modelle gegeben (eigene Darstellung).

Stadt	Teilmarkt	Parameter	Freiheitsgrad	R^2
Hannover	Einfamilienhaus	Wohnfläche, Baujahr, Bodenrichtwert, Grundstücksgröße, Standardstufe	151	0,58
	Eigentumswohnung	Wohnfläche, Baujahr, Bodenrichtwert, Miteigentumsanteil	254	0,63
Osnabrück	Einfamilienhaus	Wohnfläche, Baujahr, Kaufzeitpunkt, Bodenrichtwert, Grundstücksgröße, Modernisierungsgrad, Standardstufe	153	0,80
	Eigentumswohnung	Baujahr, Bodenrichtwert, Kaufzeitpunkt, Miteigentumsanteil	210	0,57
Braunschweig	Einfamilienhaus	Wohnfläche, Baujahr, Datum, Bodenrichtwert, Grundstücksgröße, Modernisierungsgrad, Standardstufe	160	0,85
	Eigentumswohnung	Baujahr, Wohnfläche	200	0,79
Nienburg	Einfamilienhaus	Wohnfläche, Baujahr, Kaufzeitpunkt, Bodenrichtwert, Grundstücksgröße, Modernisierungsgrad, Standardstufe	152	0,74
	Eigentumswohnung	Wohnfläche, Kaufzeitpunkt, Bodenrichtwert, Restnutzungsdauer, Anzahl Vollgeschosse	211	0,85
Stade	Einfamilienhaus	Wohnfläche, Baujahr, Bodenrichtwert, Grundstücksgröße, Modernisierungsgrad, Standardstufe	160	0,74
	Eigentumswohnung	Baujahr, Bodenrichtwert, Anzahl der Wohnungen	184	0,83

B.2.1. R-Modellausgabe Hannover Einfamilienhaus

```
Residuals:
     Min       1Q   Median       3Q      Max
-1094.25  -333.96   -37.65   339.31  1147.92
Coefficients:
              Estimate   Std. Error  t value  Pr(>|t|)
(Intercept) -2.162e+04  5.208e+03   -4.152  4.66e-05 ***
      wofl  -8.164e+00  1.194e+00   -6.837  7.38e-11 ***
      bauj   1.137e+01  2.683e+00    4.238  3.28e-05 ***
      brwb   5.381e+00  4.476e-01   12.023   < 2e-16 ***
      flac   1.056e+00  1.759e-01    6.005  7.53e-09 ***
      stst   3.511e+02  5.861e+01    5.990  8.14e-09 ***
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 499.8 on 151 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.5915, Adjusted R-squared: 0.5825
F-statistic: 65.75 on 5 and 227 DF, p-value: < 2.2e-16
```

B.2.2. R-Modellausgabe Hannover Eigentumswohnung

```
Residuals:
  Min 1Q Median 3Q Max
                -1012.1   -247.2    -31.8    282.4    1206.7
Coefficients:
              Estimate   Std. Error  t value  Pr(>|t|)
(Intercept) -479.93648   167.61741   -2.863  0.00473 **
      wofl    4.98565     1.59467    3.126  0.00209 **
      brwb    4.10678     0.37283   11.015   < 2e-16 ***
      rnda   26.24859     3.45625    7.595  2.09e-12 ***
      miei    0.25311     0.05656    4.475  1.41e-05 ***
—
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 435.6 on 254 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.6329, Adjusted R-squared: 0.6241
F-statistic: 71.97 on 4 and 167 DF, p-value: < 2.2e-16
```

B.2.3. R-Modellausgabe Osnabrück Einfamilienhaus

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-968.07	-202.80	-30.83	187.41	657.66

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-2.275e+04	4.569e+03	-4.979	1.94e-06	***
wofl	-3.035e+00	8.601e-01	-3.528	0.000575	***
bauj	1.000e+01	2.375e+00	4.212	4.63e-05	***
datu	1.656e-01	4.813e-02	3.440	0.000778	***
brwb	4.592e+00	2.669e-01	17.207	< 2e-16	***
flac	6.035e-01	1.143e-01	5.277	5.19e-07	***
modg	4.771e+01	8.552e+00	5.579	1.30e-07	***
stst	4.071e+02	7.390e+01	5.509	1.80e-07	***

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 293.2 on 153 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.8155, Adjusted R-squared: 0.8058
F-statistic: 83.97 on 7 and 133 DF, p-value: < 2.2e-16

B.2.4. R-Modellausgabe Osnabrück Eigentumswohnung

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-823.14	-223.41	19.82	189.04	797.84

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-3.088e+04	3.369e+03	-9.165	< 2e-16	***
bauj	1.263e+01	1.395e+00	9.051	< 2e-16	***
datu	3.914e-01	1.237e-01	3.164	0.00175	**
brwb	1.992e+00	1.893e-01	10.526	< 2e-16	***
miei	2.377e-01	3.010e-02	7.896	9.43e-14	***

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 293.3 on 210 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.569, Adjusted R-squared: 0.562
F-statistic: 81.51 on 4 and 247 DF, p-value: < 2.2e-16

B.2.5. R-Modellausgabe Braunschweig Einfamilienhaus

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-440.93	-141.30	-23.05	152.00	469.85

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-4.009e+04	4.789e+03	-8.372	9.25e-14	***
wofl	-9.769e+00	6.967e-01	-14.023	< 2e-16	***
bauj	1.593e+01	1.753e+00	9.090	1.77e-15	***
datu	5.243e-01	1.837e-01	2.855	0.00504	**
brwb	2.889e+00	4.831e-01	5.981	2.13e-08	***
flac	9.873e-01	9.824e-02	10.050	< 2e-16	***
modg	4.638e+01	7.378e+00	6.286	4.88e-09	***
stst	5.415e+02	6.079e+01	8.908	4.88e-15	***

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 217.1 on 160 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.8535, Adjusted R-squared: 0.8454
F-statistic: 104.9 on 7 and 126 DF, p-value: < 2.2e-16

B.2.6. R-Modellausgabe Braunschweig Eigentumswohnung

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-879.85	-296.97	-2.06	295.38	1083.18

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-41686.444	3465.086	-12.030	< 2e-16	***
wofl	7.583	1.451	5.226	4.67e-07	***
bauj	21.687	1.775	12.217	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 394.7 on 200 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.7931, Adjusted R-squared: 0.79
F-statistic: 152.1 on 2 and 184 DF, p-value: < 2.2e-16

B.2.7. R-Modellausgabe Nienburg Einfamilienhaus

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-444.4	-120.2	-12.8	147.8	486.3

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-2.544e+04	4.716e+03	-5.395	3.17e-07	***
wofl	-4.038e+00	5.685e-01	-7.104	7.33e-11	***
bauj	1.021e+01	2.346e+00	4.351	2.73e-05	***
datu	3.522e-01	4.985e-02	7.065	8.96e-11	***
brwb	2.674e+00	5.958e-01	4.488	1.58e-05	***
modg	2.708e+01	9.263e+00	2.923	0.00409	**
stst	3.142e+02	6.916e+01	4.543	1.26e-05	***

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 204.9 on 152 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.7355, Adjusted R-squared: 0.7232
F-statistic: 59.79 on 6 and 129 DF, p-value: < 2.2e-16

B.2.8. R-Modellausgabe Nienburg Eigentumswohnung

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-479.77	-176.90	-11.23	137.80	701.10

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-1.822e+03	7.812e+02	-2.332	0.02092	*
wofl	-3.201e+00	1.100e+00	-2.909	0.00412	**
datu	1.086e-01	4.602e-02	2.360	0.01943	*
brwb	3.493e+00	3.333e-01	10.479	< 2e-16	***
rnda	2.896e+01	1.269e+00	22.830	< 2e-16	***
vges	-3.000e+01	1.126e+01	-2.665	0.00845	**

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 224 on 211 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.8505, Adjusted R-squared: 0.846
F-statistic: 187.7 on 5 and 165 DF, p-value: < 2.2e-16

B.2.9. R-Modellausgabe Stade Einfamilienhaus

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-607.57	-135.69	-5.31	170.11	610.60

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-2.989e+04	3.757e+03	-7.956	7.62e-13	***
wofl	-6.569e+00	8.135e-01	-8.076	3.97e-13	***
bauj	1.543e+01	1.917e+00	8.045	4.69e-13	***
brwb	4.777e+00	5.653e-01	8.451	5.05e-14	***
flac	6.421e-01	1.012e-01	6.342	3.45e-09	***
modg	5.903e+01	7.940e+00	7.435	1.25e-11	***
stst	2.809e+02	4.418e+01	6.358	3.19e-09	***

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 231.9 on 160 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.7414, Adjusted R-squared: 0.7294
F-statistic: 62.11 on 6 and 130 DF, p-value: < 2.2e-16

B.2.10. R-Modellausgabe Stade Eigentumswohnung

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-722.82	-205.84	0.31	177.47	1040.08

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-7.494e+04	3.671e+03	-20.413	< 2e-16	***
bauj	3.807e+01	1.844e+00	20.651	< 2e-16	***
brwb	5.968e+00	6.768e-01	8.818	2.26e-15	***
zawo	4.369e+00	1.434e+00	3.048	0.00271	**

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
Residual standard error: 295.6 on 184 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.8278, Adjusted R-squared: 0.8245
F-statistic: 248.4 on 3 and 155 DF, p-value: < 2.2e-16

B.3. Darstellung Verteilung der Daten je Teilmarkt sowie der Ergebnisse der Imputationsmethoden nach Teilmarkt

B.3.1. Hannover Einfamilienhäuser (blau genutzt, grau nicht genutzt)

In den folgenden Histogramme sind die Daten der AKS Niedersachsen visualisiert. Dabei ist die Notation der AKS: bauj = Baujahr, brwb = Bodenrichtwert, datu = Kaufzeitpunkt, flac = Grundstücksgröße, wofl = Wohnfläche, modg = Modernisierungsgrad, stst = Standardstufe, kpwofl = Kaufpreis pro Wohnfläche, miei = Miteigentumsanteil, vges = Anzahl Vollgeschosse, zawo = Anzahl der Wohnungen.

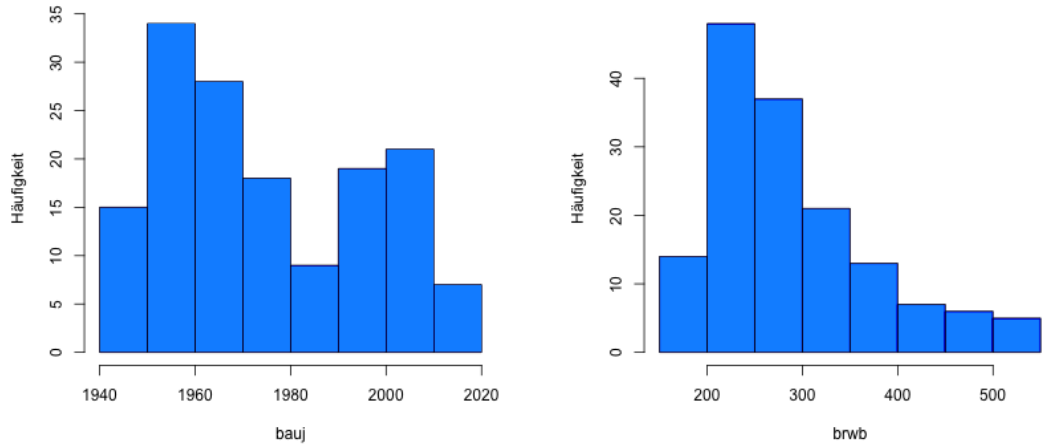


Abbildung B.14.: Verteilung der Daten aus Hannover (EFH) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung).

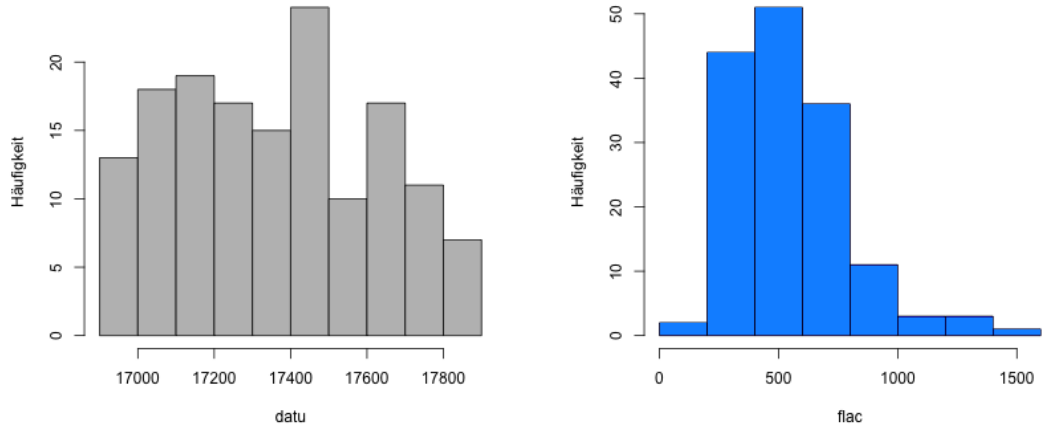


Abbildung B.15.: Verteilung der Daten aus Hannover (EFH) für Datum des Kaufvertrages in Tagen seit 1.1.1970 (links) und Grundstücksgröße (rechts) (eigene Darstellung).

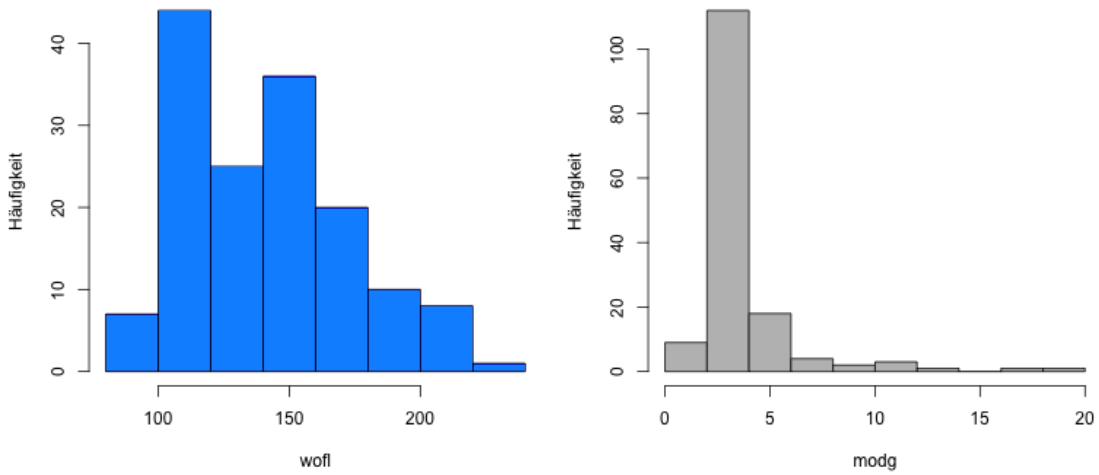


Abbildung B.16.: Verteilung der Daten aus Hannover (EFH) für Wohnfläche (links) und Modernisierungsgrad (rechts) (eigene Darstellung).

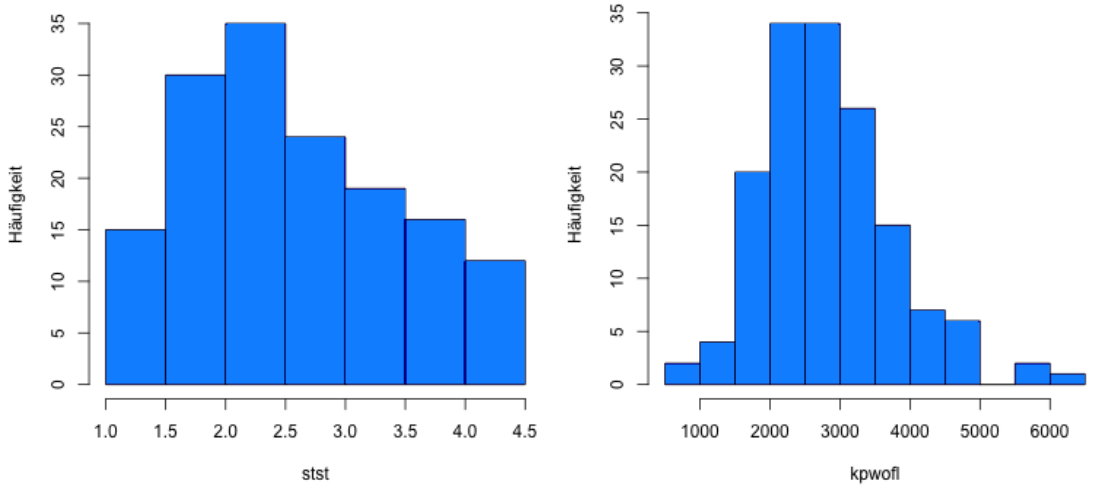


Abbildung B.17.: Verteilung der Daten aus Hannover (EFH) für Standardstufe (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung).

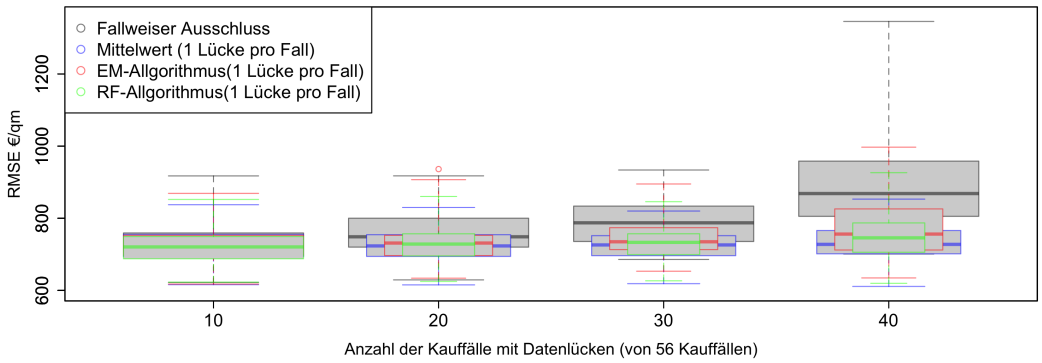


Abbildung B.18.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

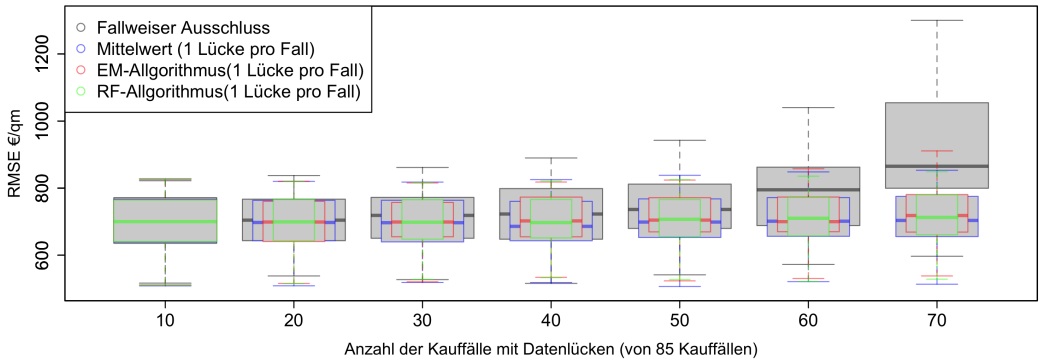


Abbildung B.19.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

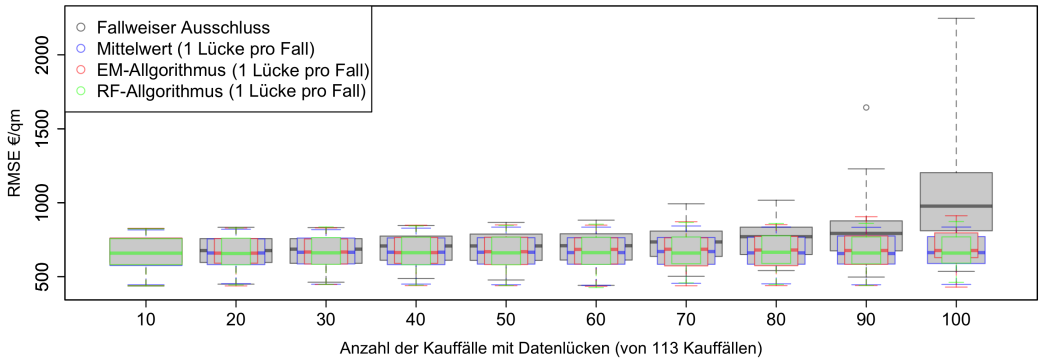


Abbildung B.20.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

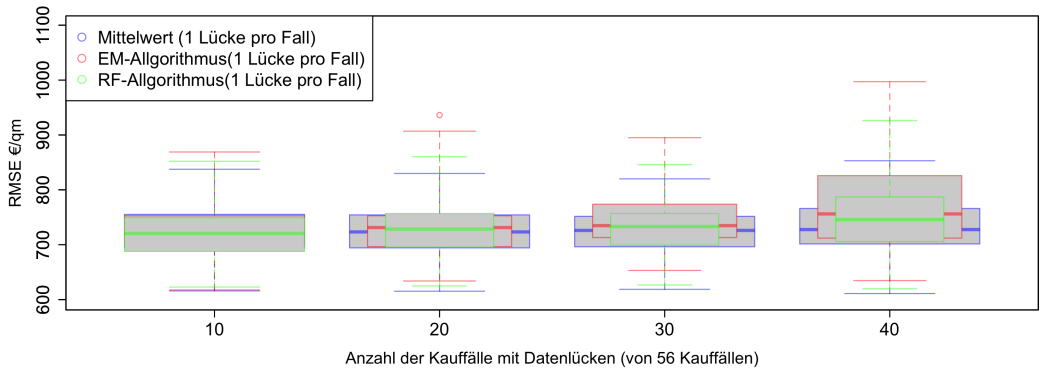


Abbildung B.21.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

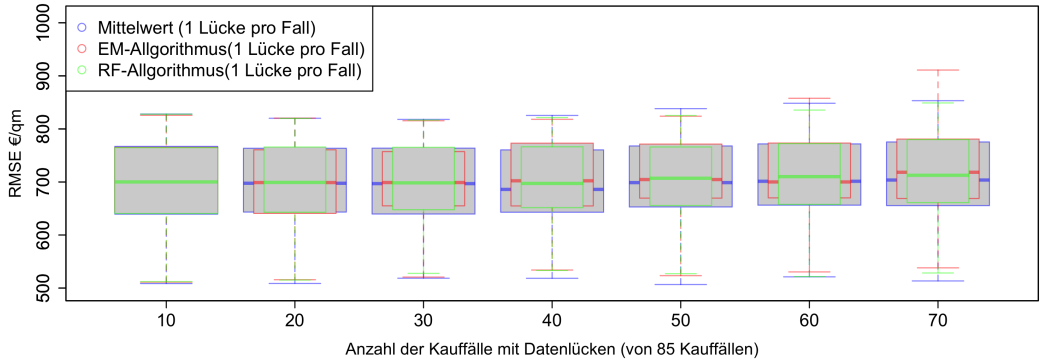


Abbildung B.22.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

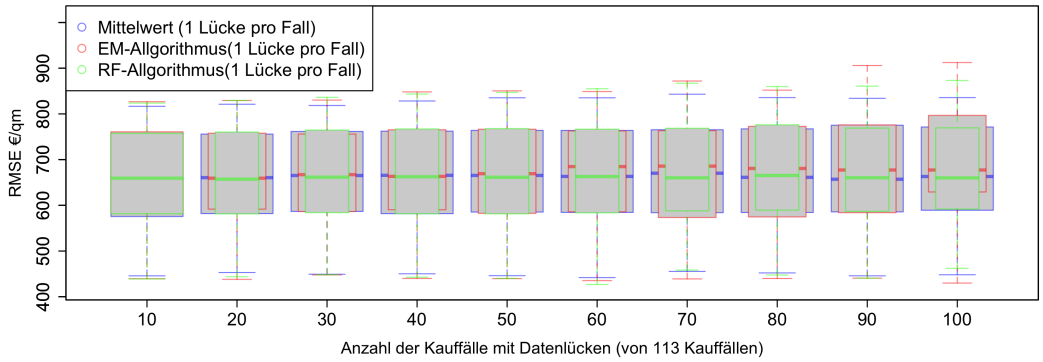


Abbildung B.23.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

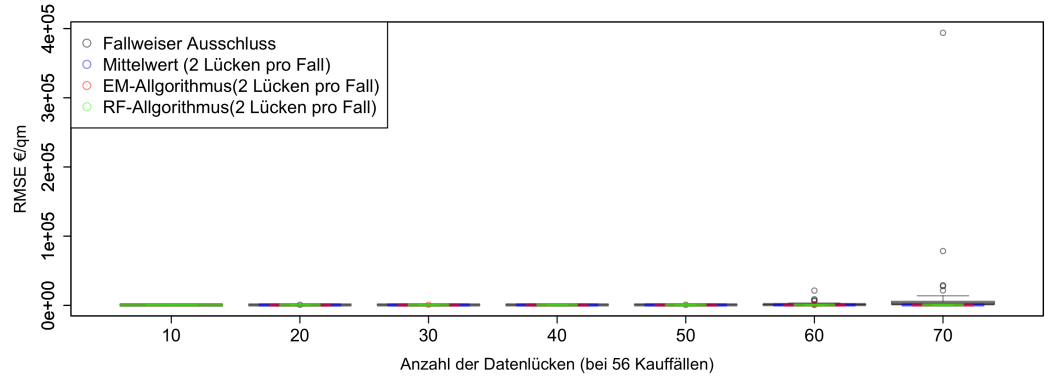


Abbildung B.24.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

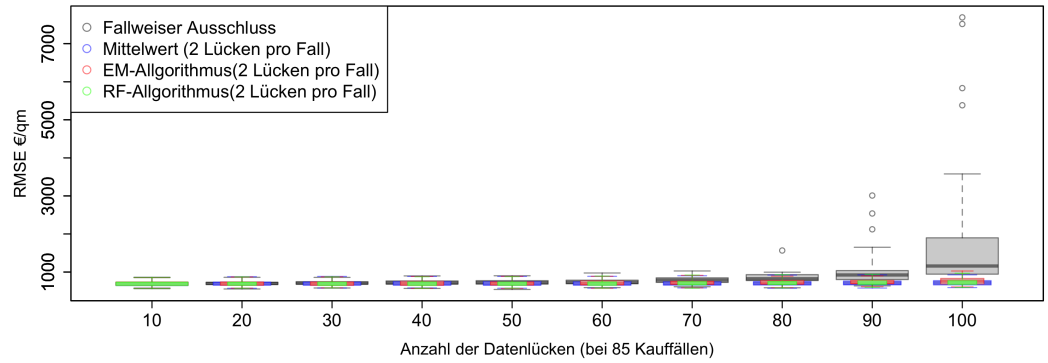


Abbildung B.25.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

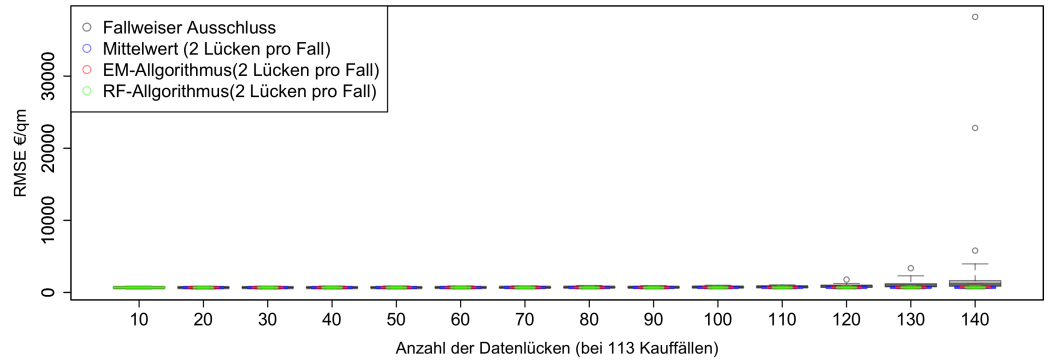


Abbildung B.26.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

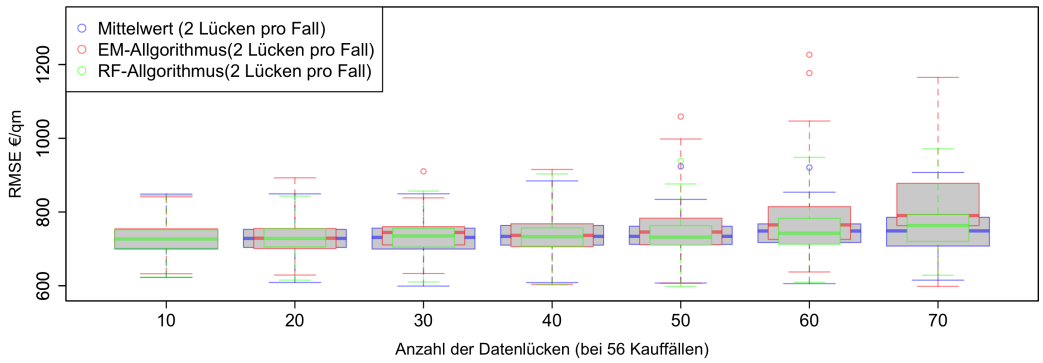


Abbildung B.27.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

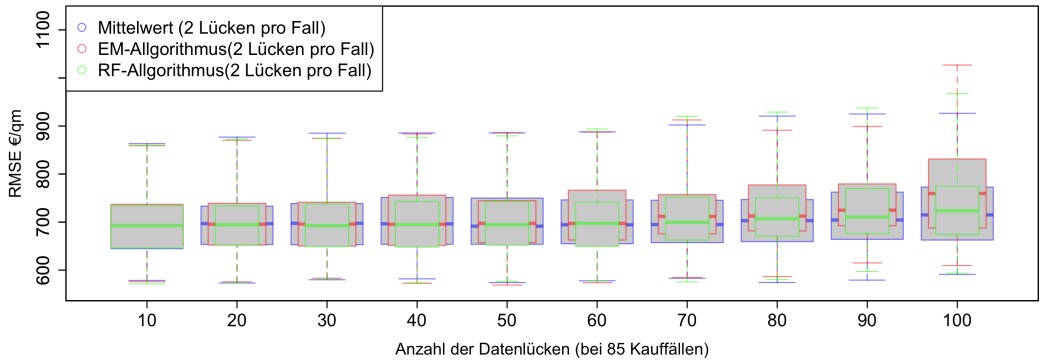


Abbildung B.28.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

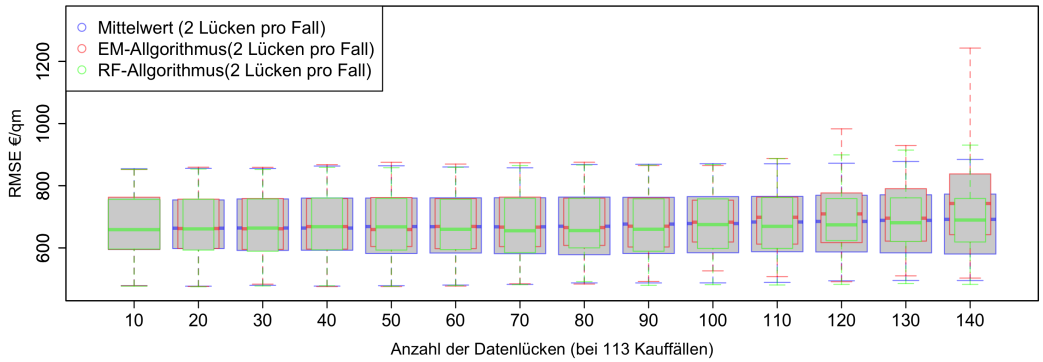


Abbildung B.29.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

B.3.2. Hannover Eigentumswohnungen (blau genutzt, grau nicht genutzt)

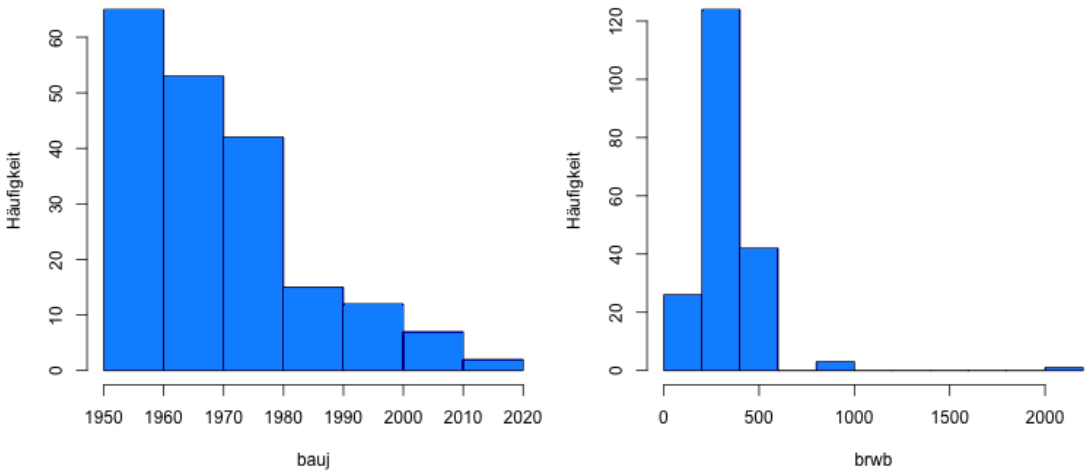


Abbildung B.30.: Verteilung der Daten aus Hannover (ETW) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung).

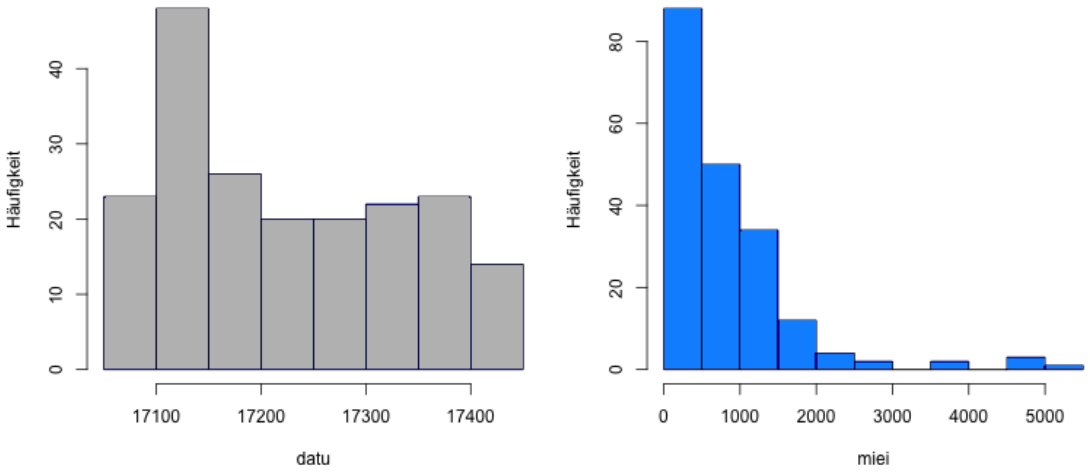


Abbildung B.31.: Verteilung der Daten aus Hannover (ETW) für Datum des Kaufvertrages in Tagen seit 1.1.1970 (links) und Miteigentumsanteil (rechts) (eigene Darstellung).

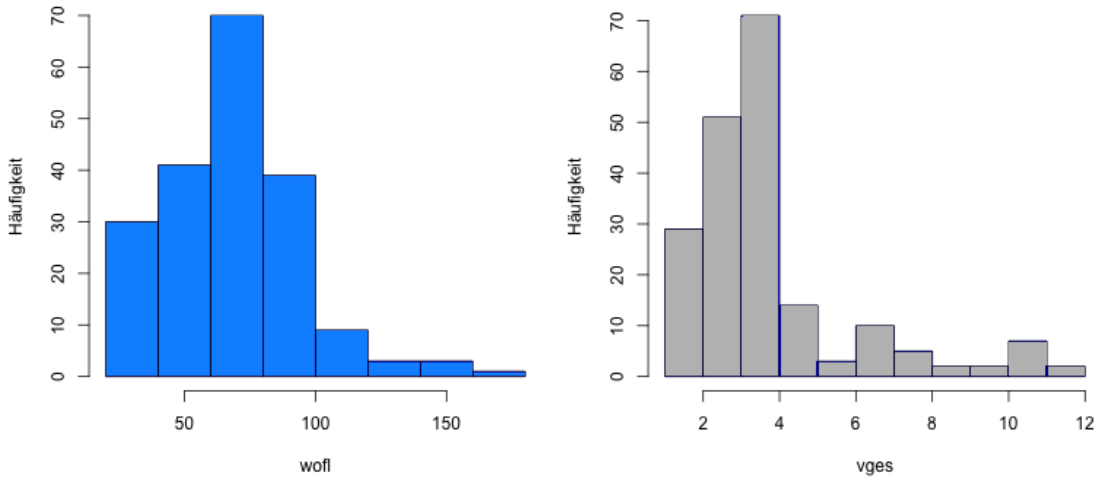


Abbildung B.32.: Verteilung der Daten aus Hannover (ETW) für Wohnfläche (links) und Anzahl der Vollgeschosse (rechts) (eigene Darstellung).

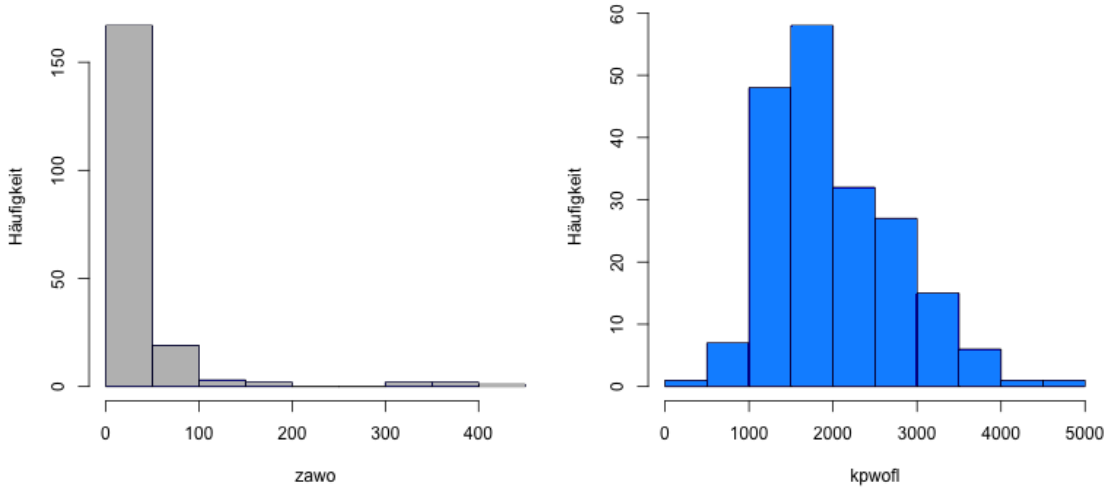


Abbildung B.33.: Verteilung der Daten aus Hannover (ETW) für Anzahl der Wohnungen (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung).

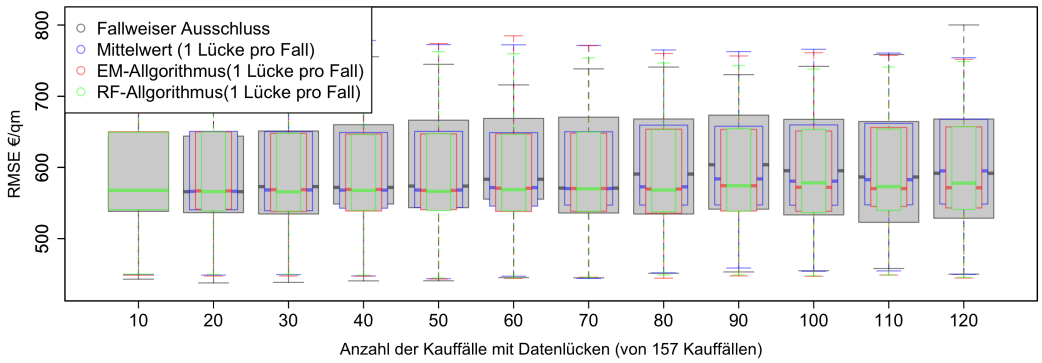


Abbildung B.34.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

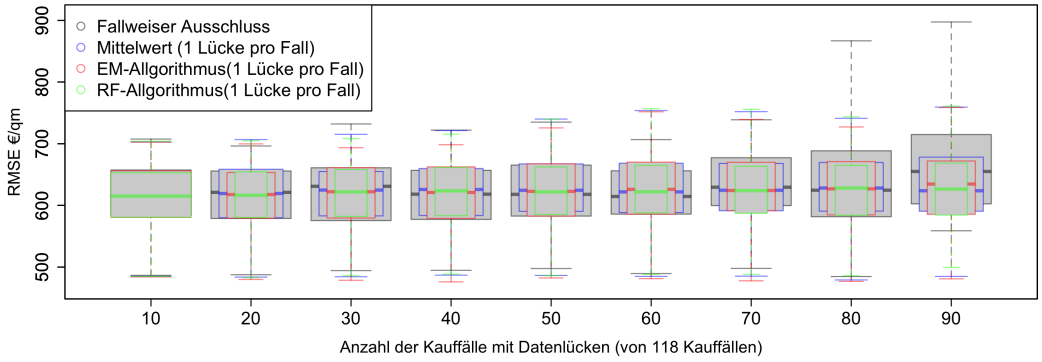


Abbildung B.35.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

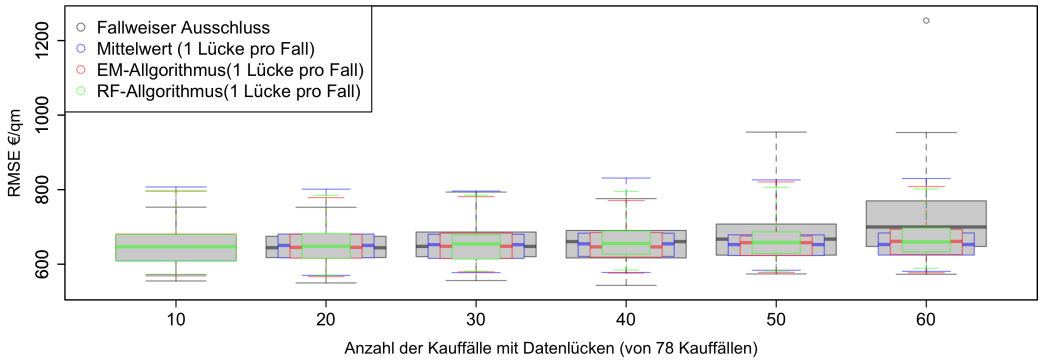


Abbildung B.36.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

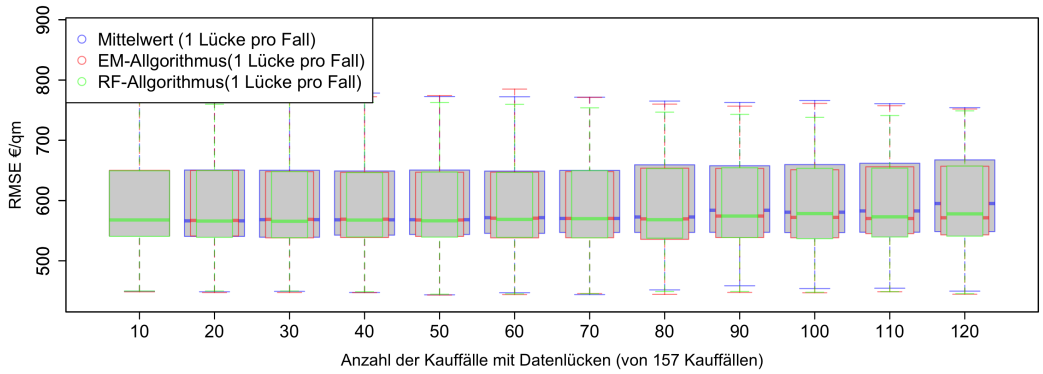


Abbildung B.37.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

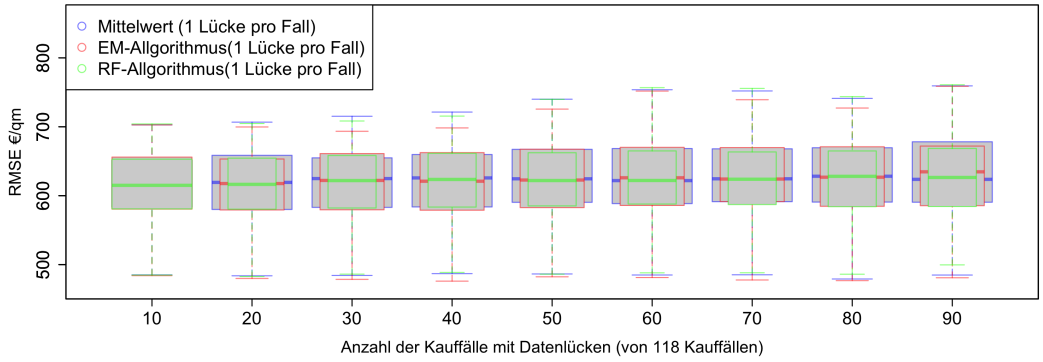


Abbildung B.38.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

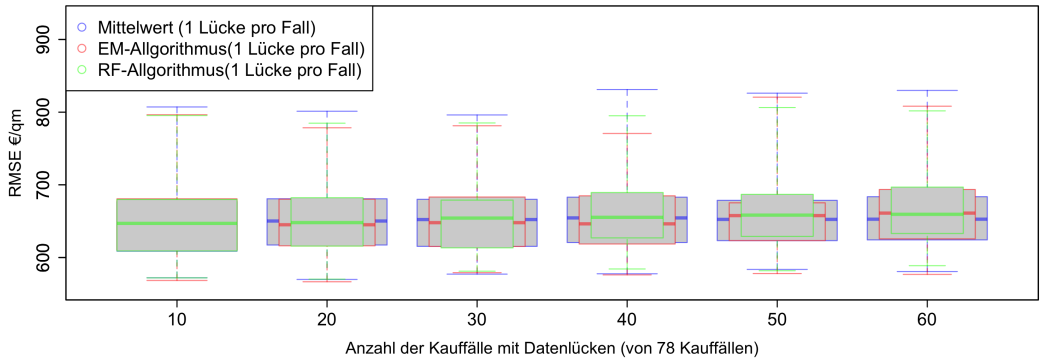


Abbildung B.39.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

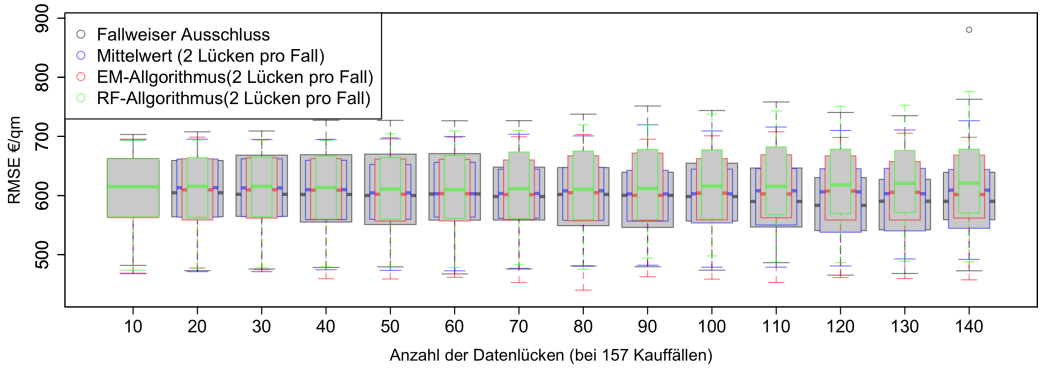


Abbildung B.40.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

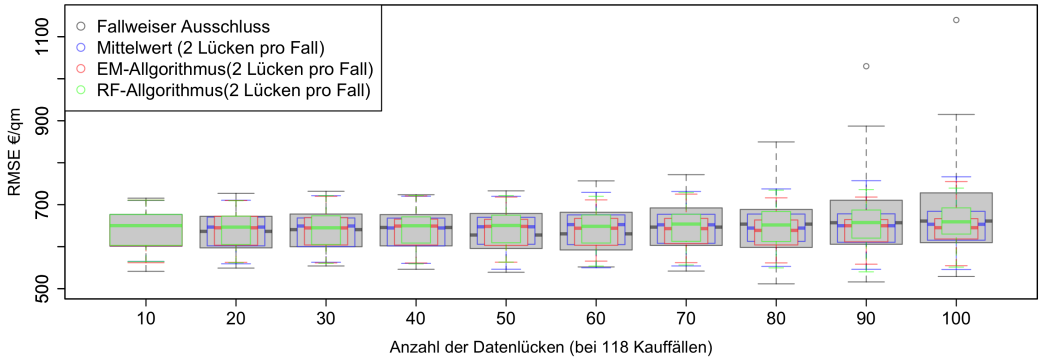


Abbildung B.41.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

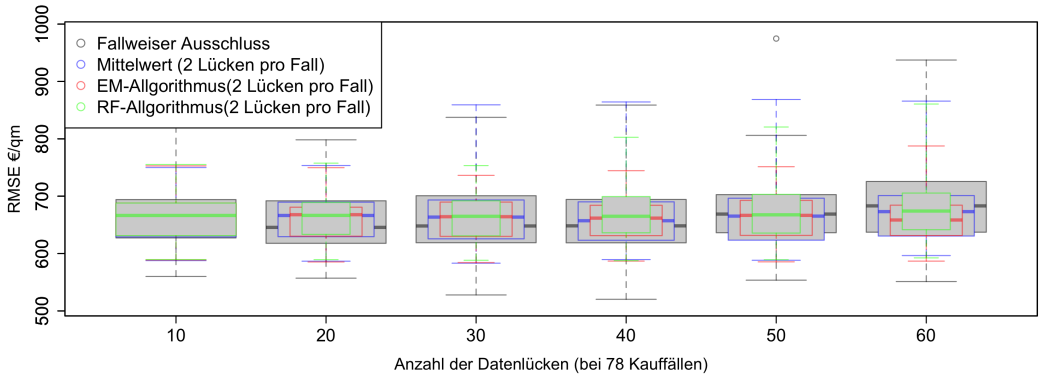


Abbildung B.42.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Hannover für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

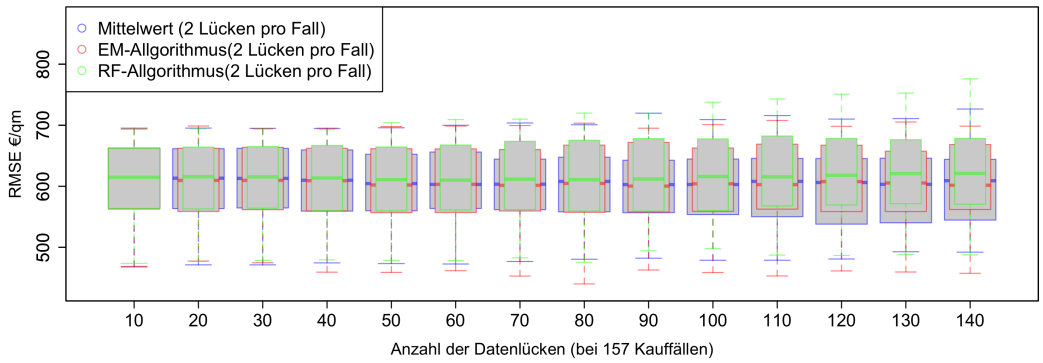


Abbildung B.43.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

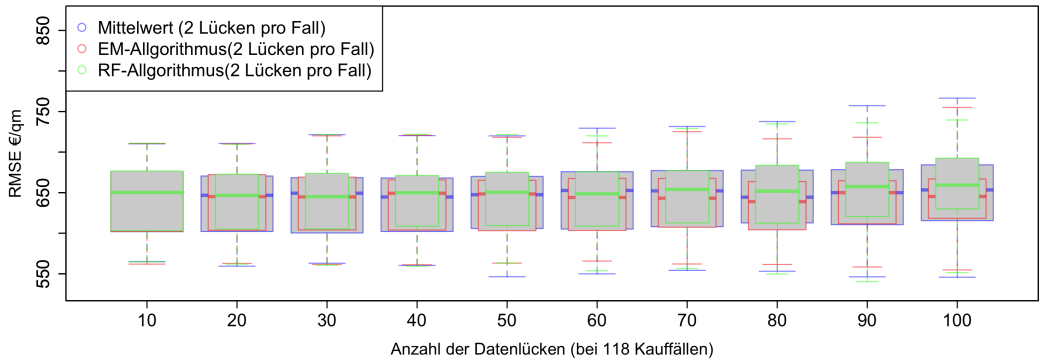


Abbildung B.44.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

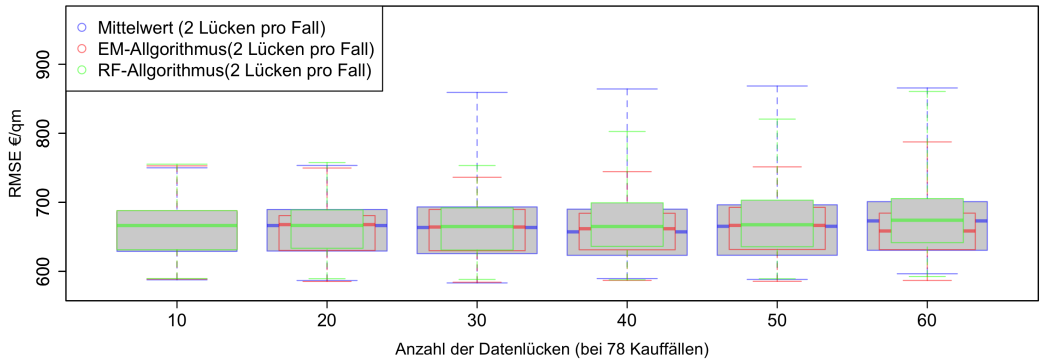


Abbildung B.45.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Hannover für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

B.3.3. Osnabrück Einfamilienhäuser (blau genutzt, grau nicht genutzt)

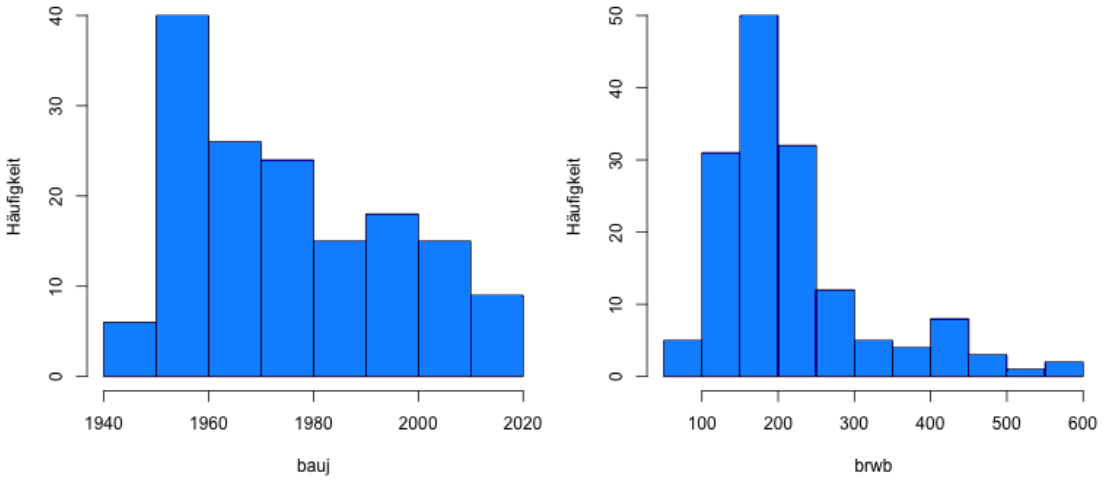


Abbildung B.46.: Verteilung der Daten aus Osnabrück (EFH) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung).

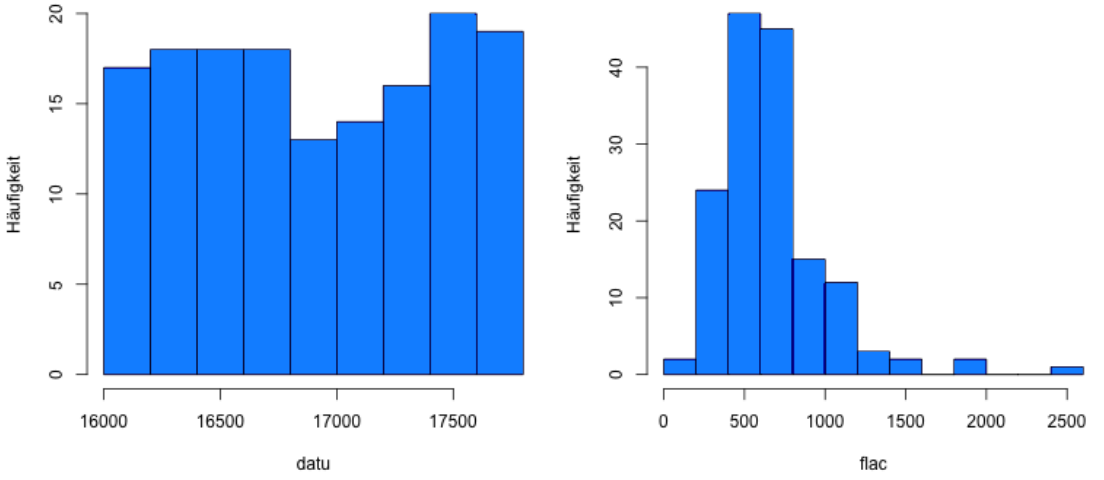


Abbildung B.47.: Verteilung der Daten aus Osnabrück (EFH) für Datum des Kaufvertrages in Tagen seit 1.1.1970 (links) und Grundstücksgröße (rechts) (eigene Darstellung).

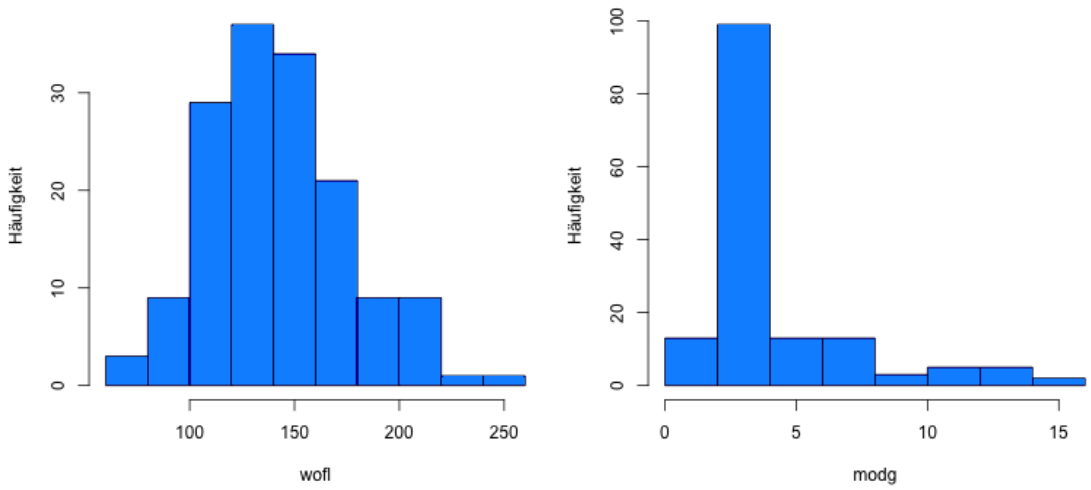


Abbildung B.48.: Verteilung der Daten aus Osnabrück (EFH) für Wohnfläche (links) und Modernisierungsgrad (rechts) (eigene Darstellung).

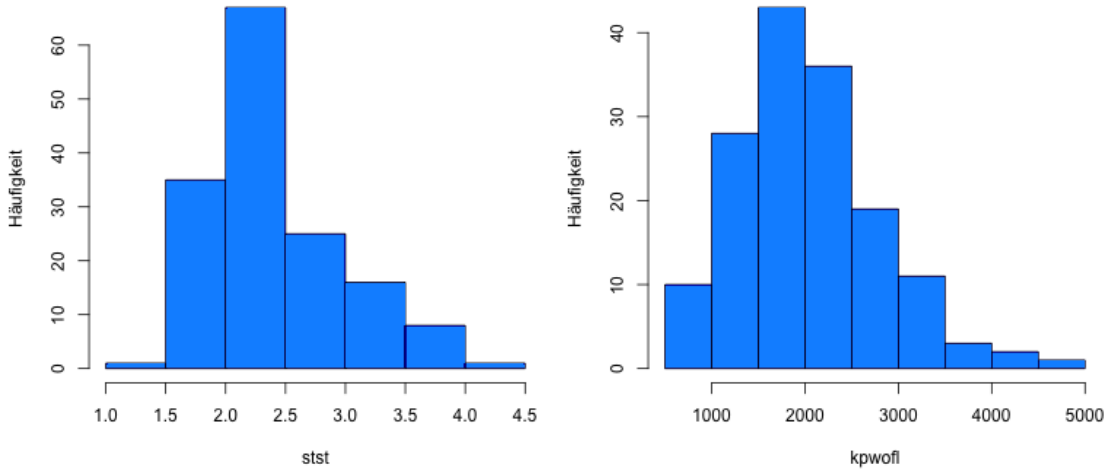


Abbildung B.49.: Verteilung der Daten aus Osnabrück (EFH) für Standardstufe (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung).

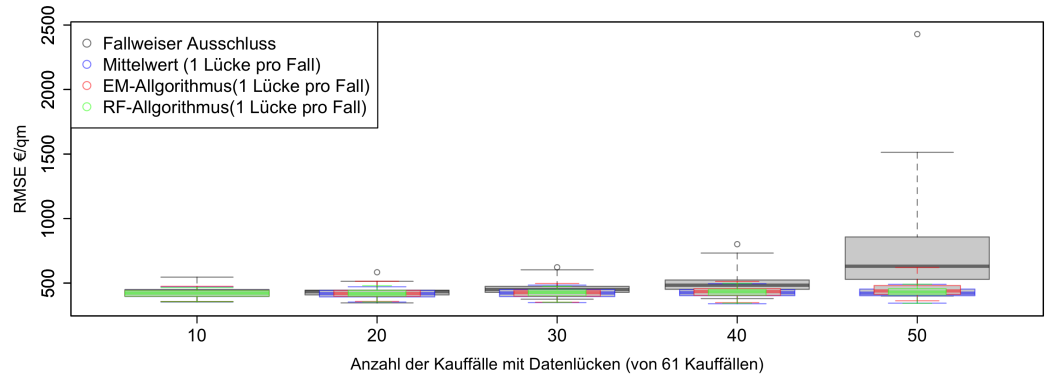


Abbildung B.50.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

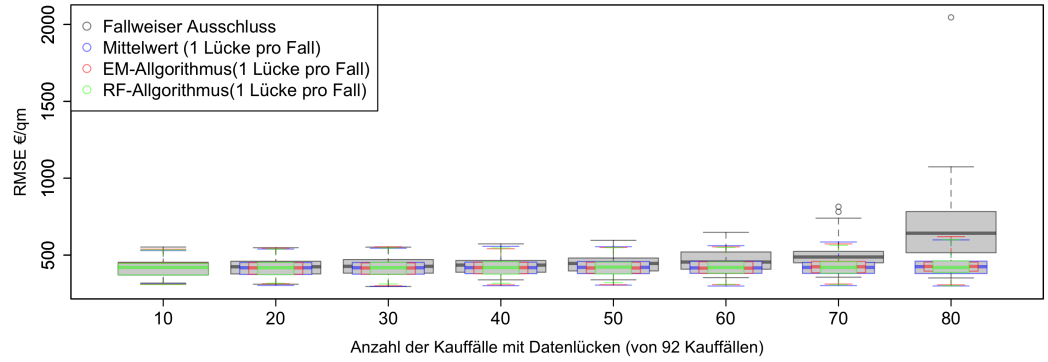


Abbildung B.51.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

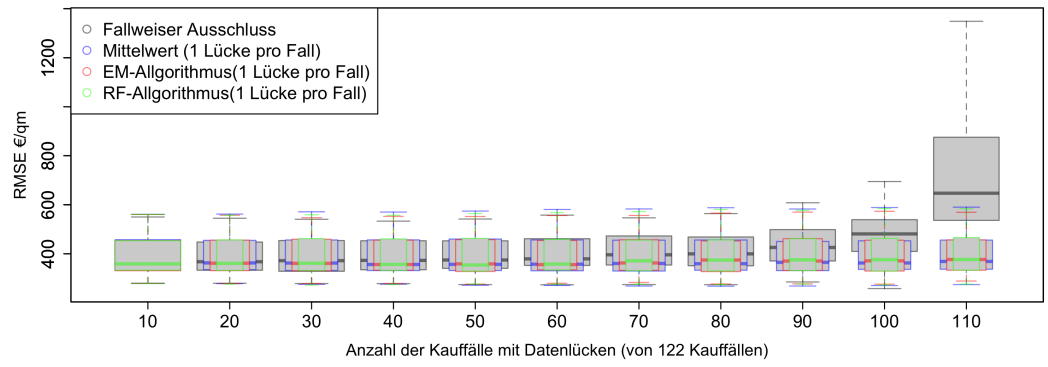


Abbildung B.52.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

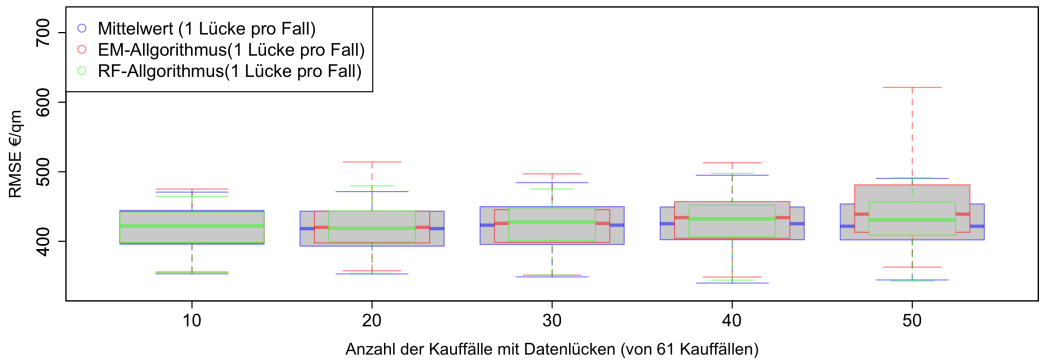


Abbildung B.53.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

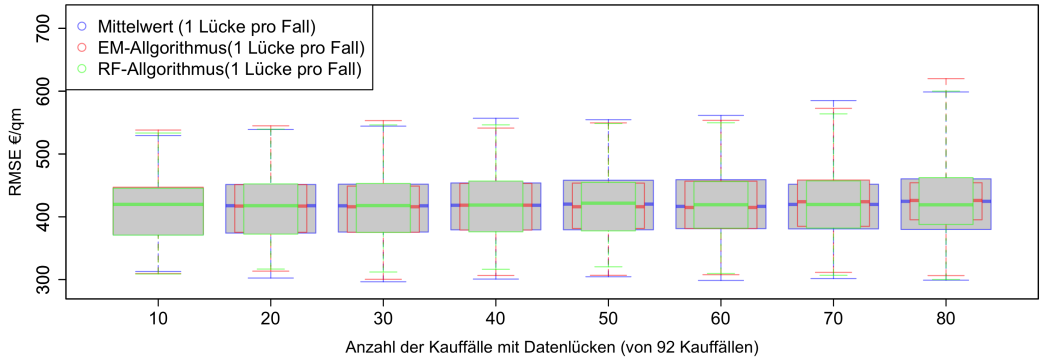


Abbildung B.54.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

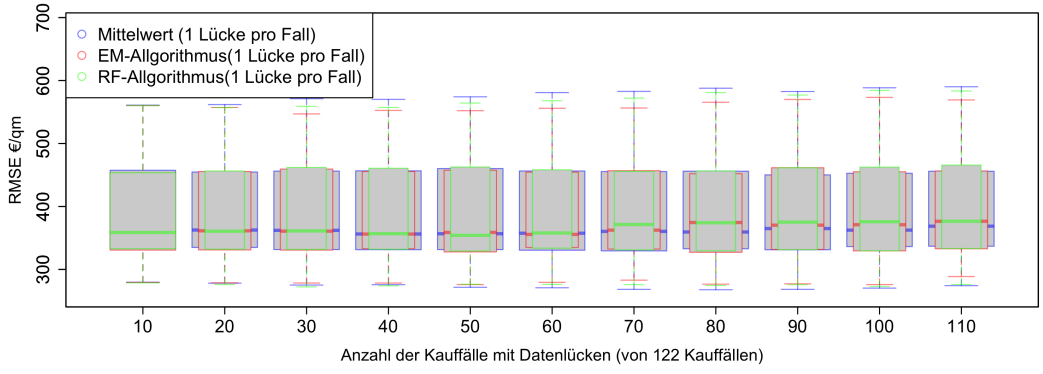


Abbildung B.55.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

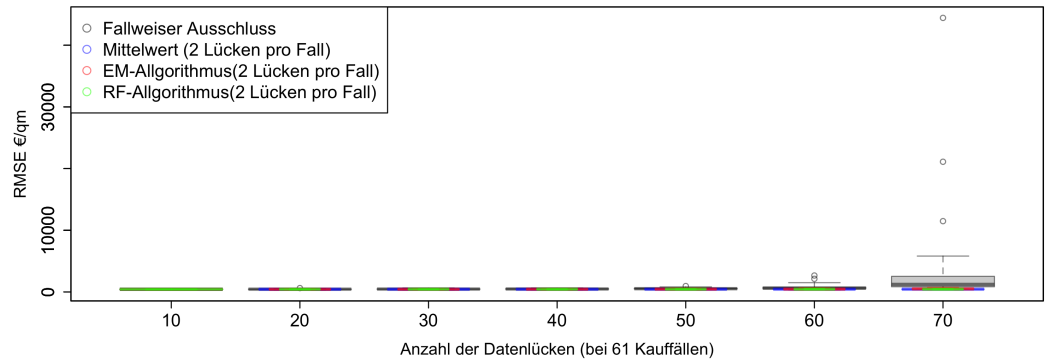


Abbildung B.56.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

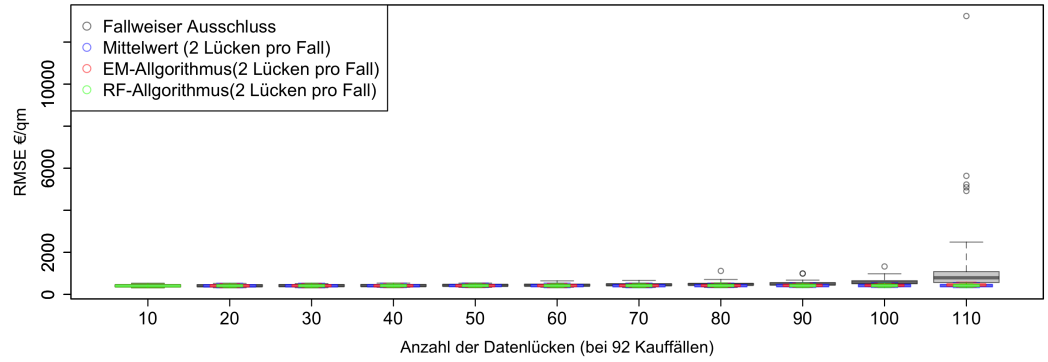


Abbildung B.57.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

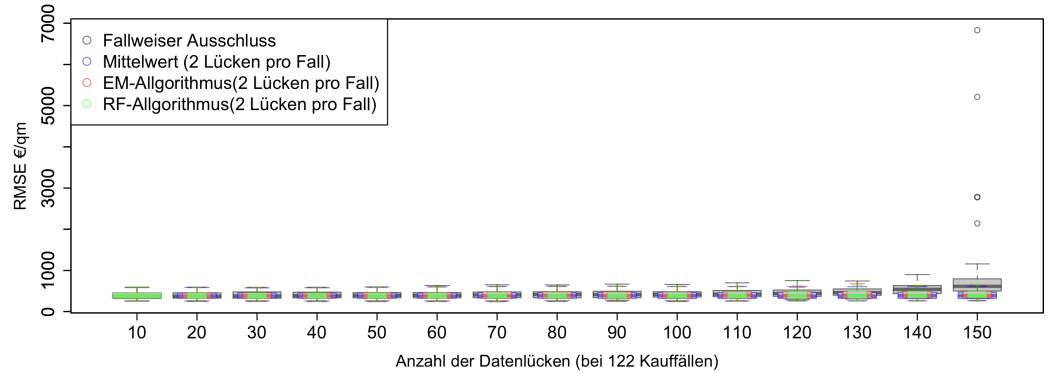


Abbildung B.58.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

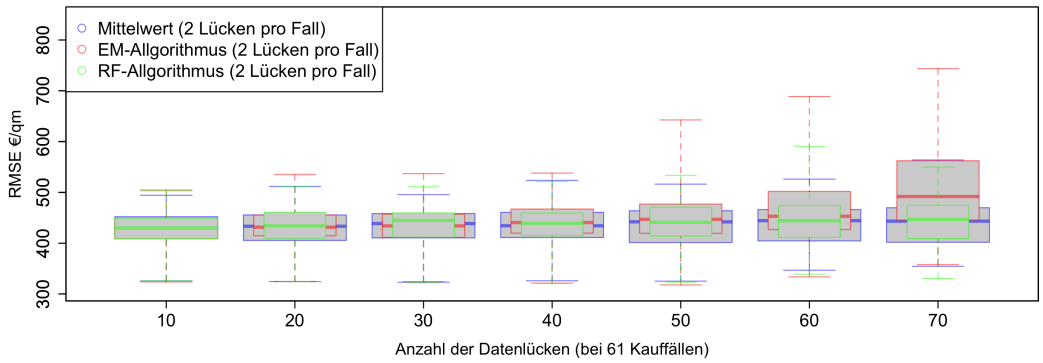


Abbildung B.59.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

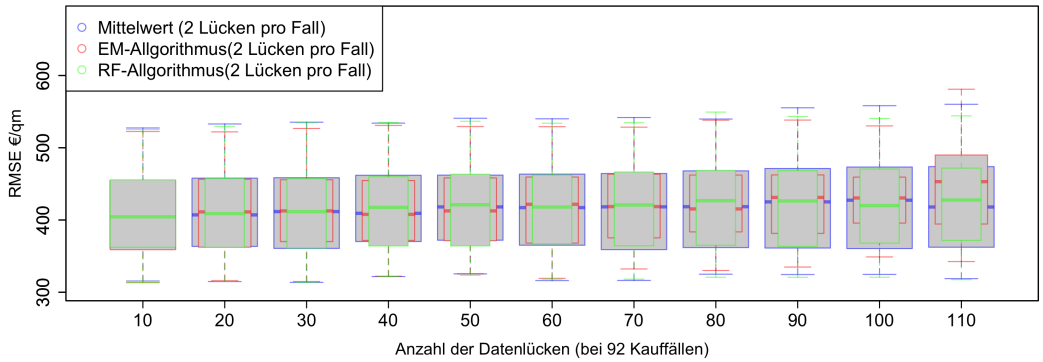


Abbildung B.60.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

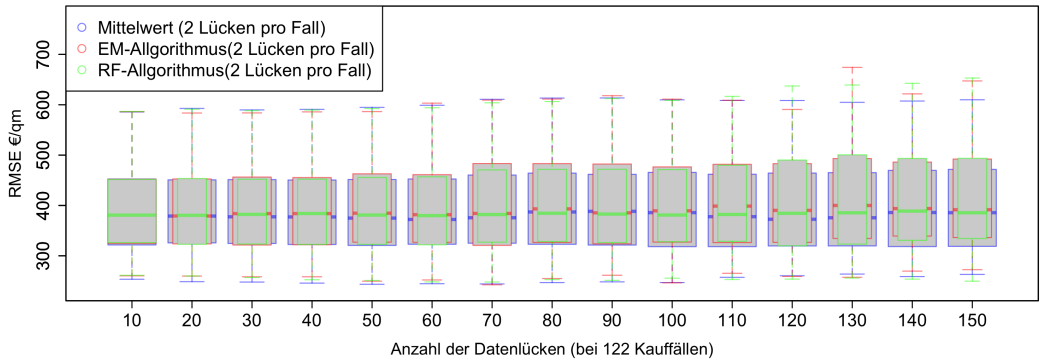


Abbildung B.61.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

B.3.4. Osnabrück Eigentumswohnungen (blau genutzt, grau nicht genutzt)

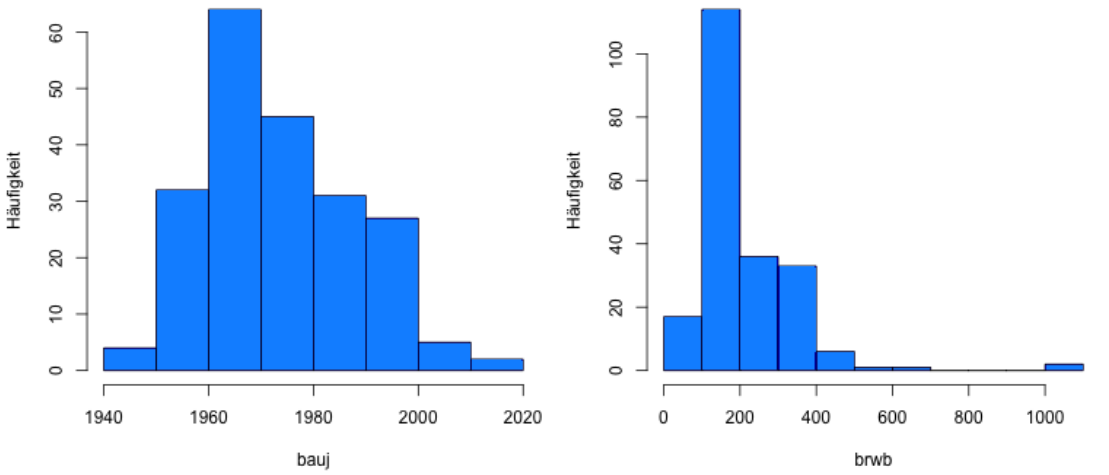


Abbildung B.62.: Verteilung der Daten aus Osnabrück (ETW) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung).

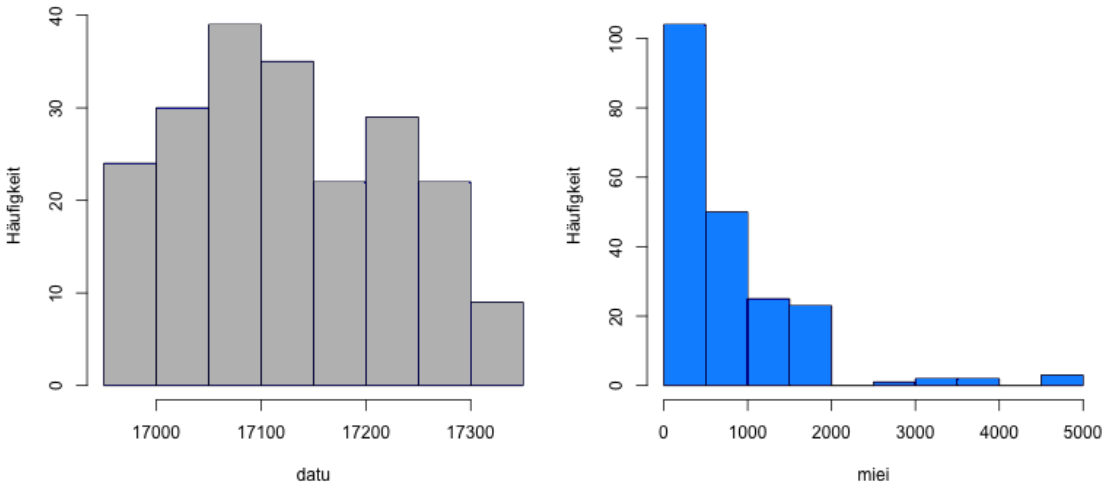


Abbildung B.63.: Verteilung der Daten aus Osnabrück (ETW) für Datum des Kaufvertrages in Tagen seit 1.1.1970 (links) und Miteigentumsanteil (rechts) (eigene Darstellung).

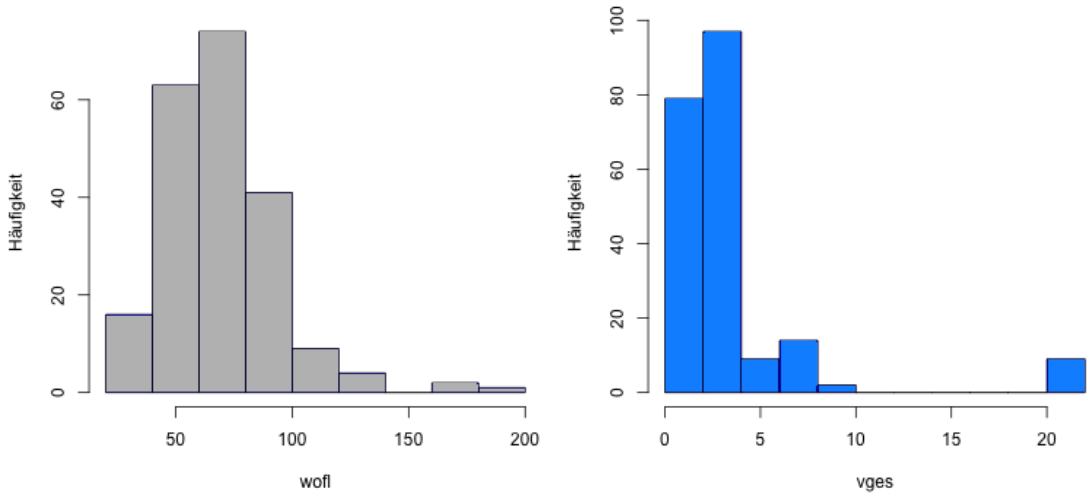


Abbildung B.64.: Verteilung der Daten aus Osnabrück (ETW) für Wohnfläche (links) und Anzahl der Vollgeschosse (rechts) (eigene Darstellung).

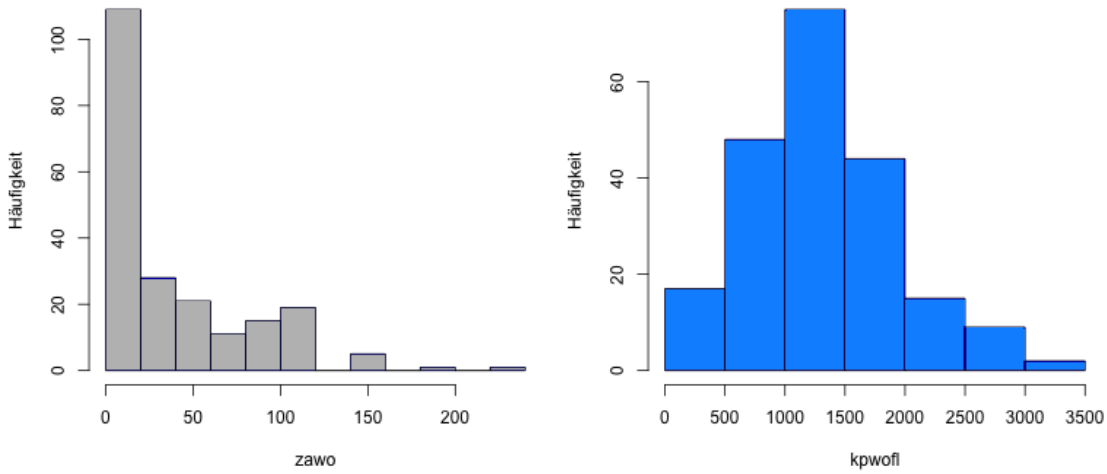


Abbildung B.65.: Verteilung der Daten aus Osnabrück (ETW) für Anzahl der Wohnungen (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung).

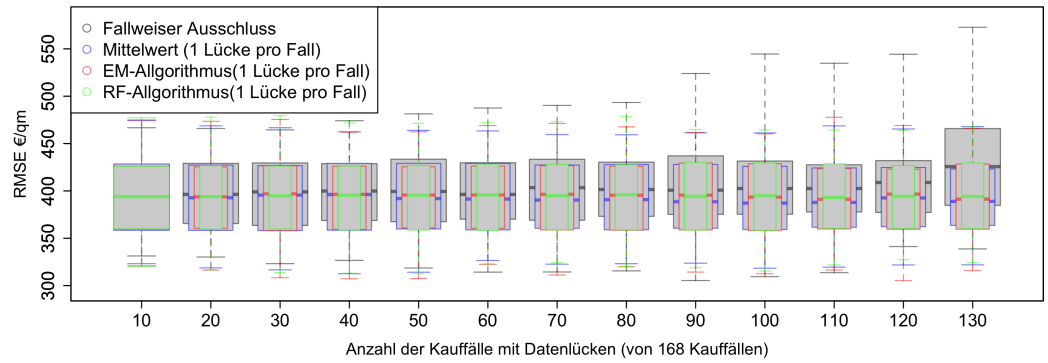


Abbildung B.66.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

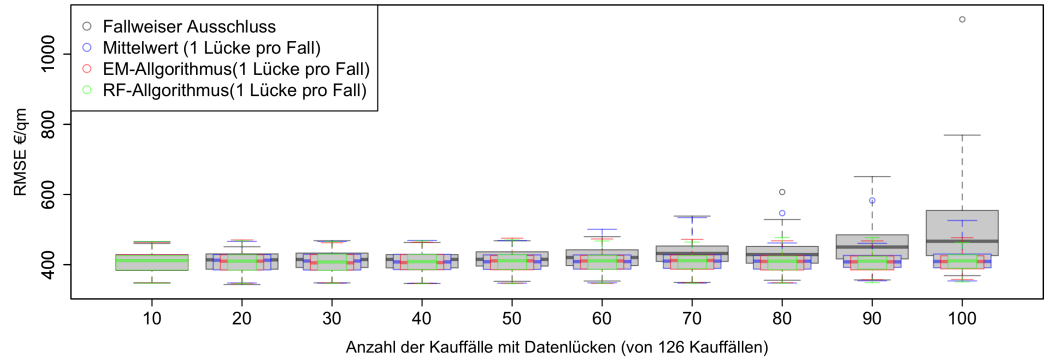


Abbildung B.67.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

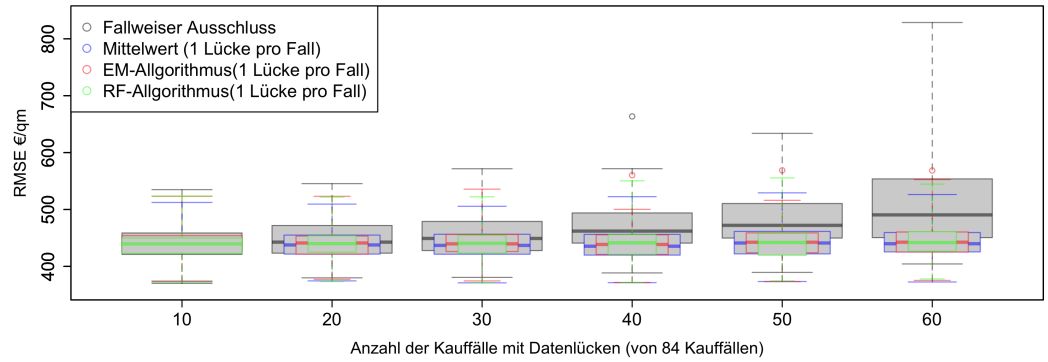


Abbildung B.68.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

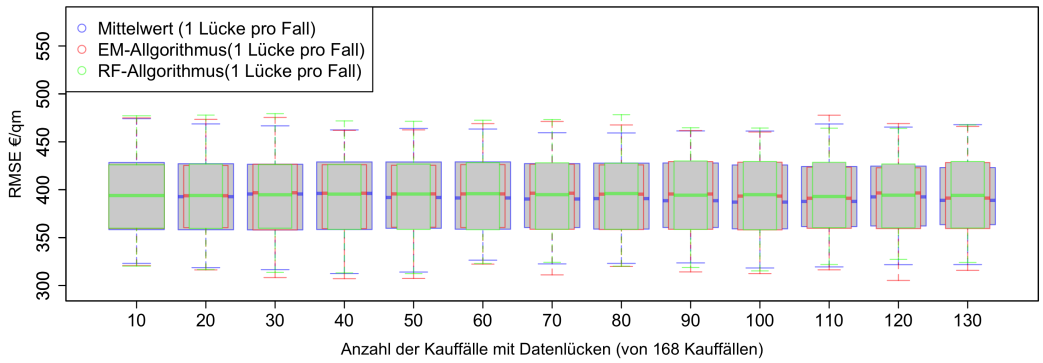


Abbildung B.69.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

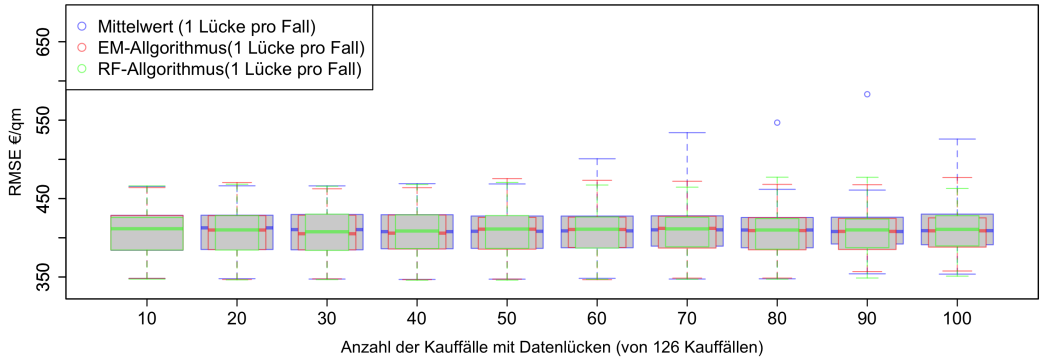


Abbildung B.70.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

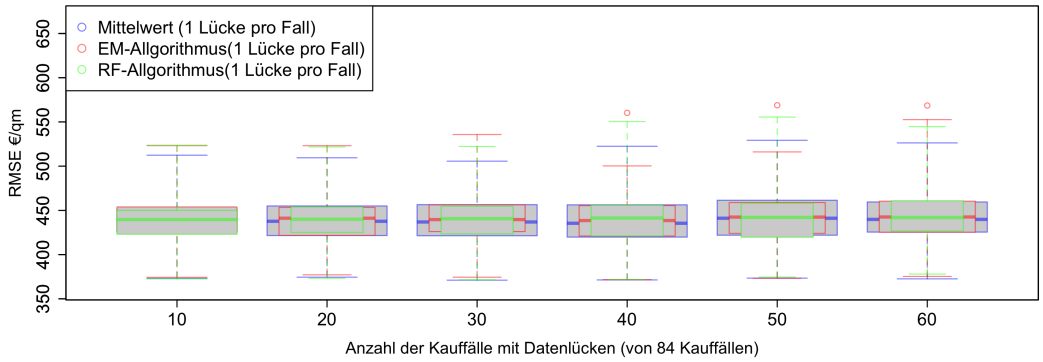


Abbildung B.71.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

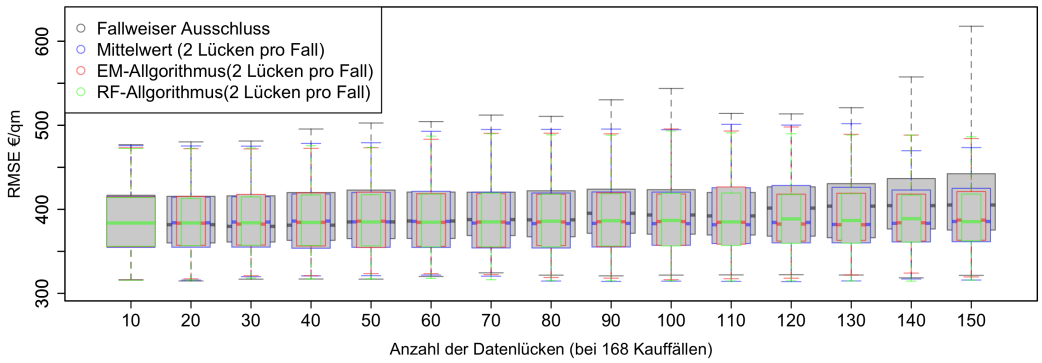


Abbildung B.72.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

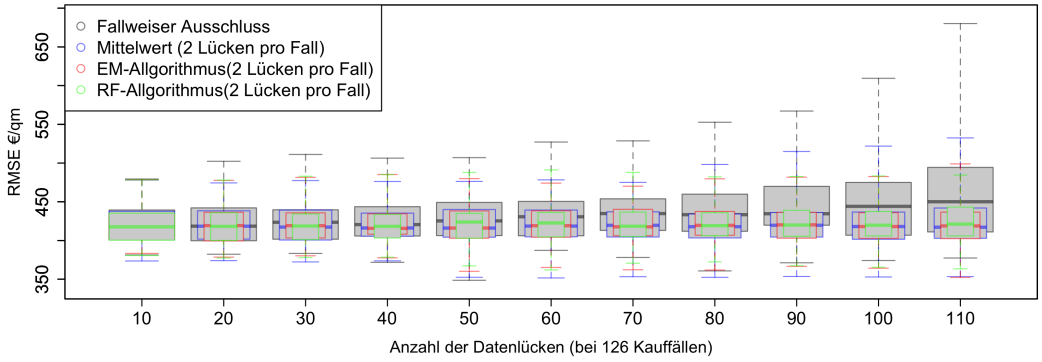


Abbildung B.73.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

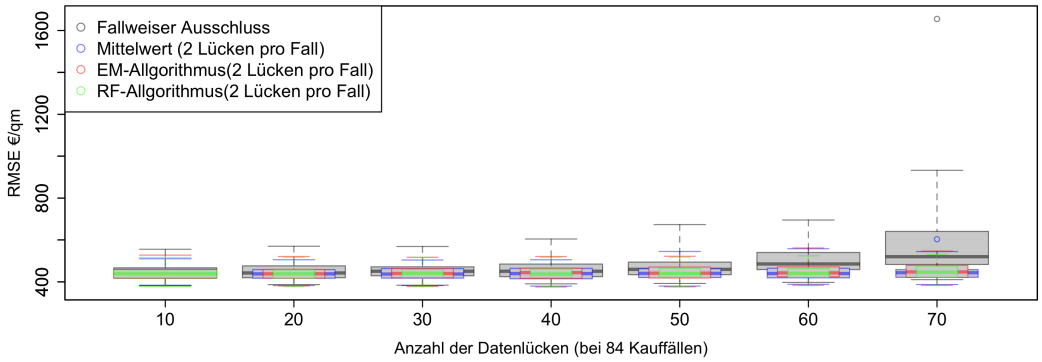


Abbildung B.74.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Osnabrück für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

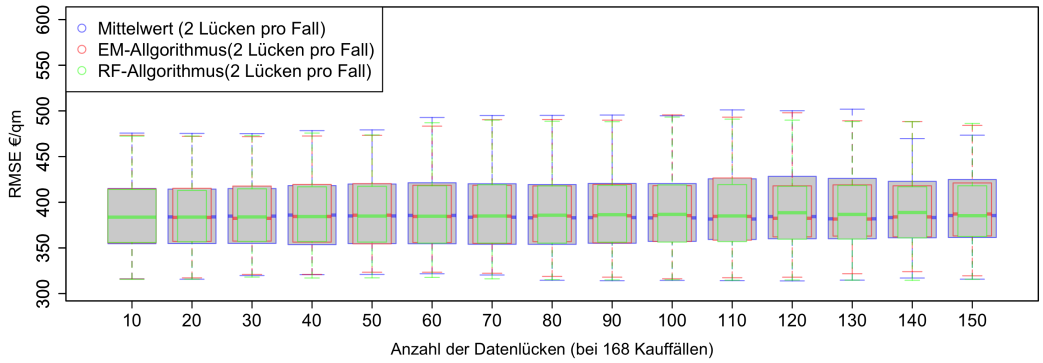


Abbildung B.75.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

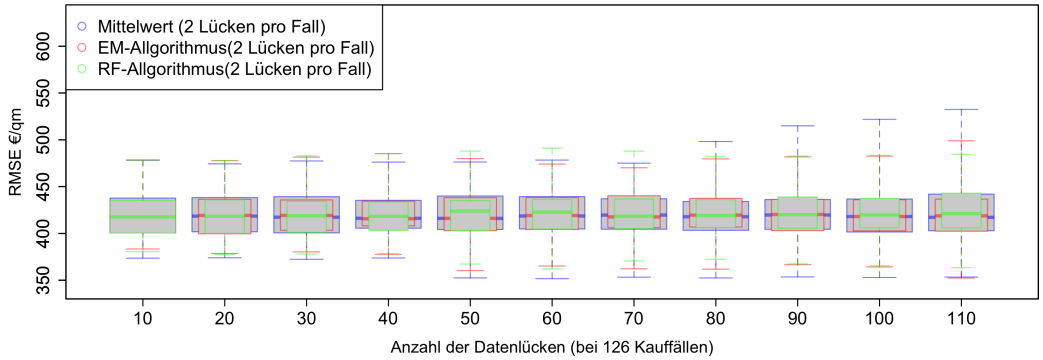


Abbildung B.76.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

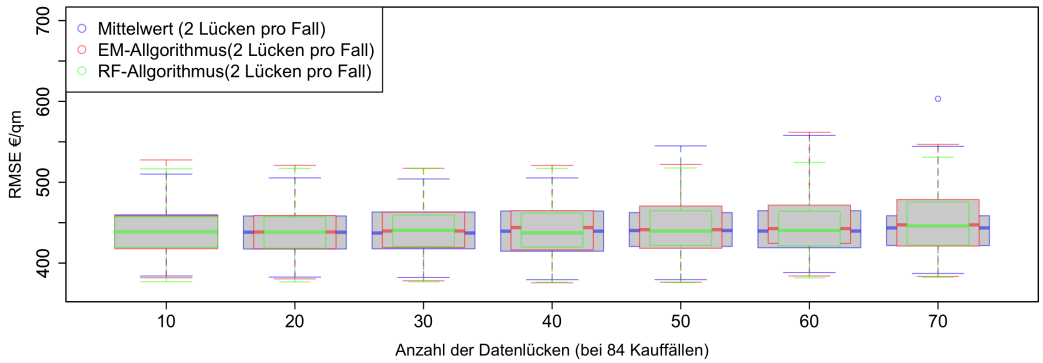


Abbildung B.77.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Osnabrück für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

B.3.5. Braunschweig Einfamilienhäuser (blau genutzt, grau nicht genutzt)

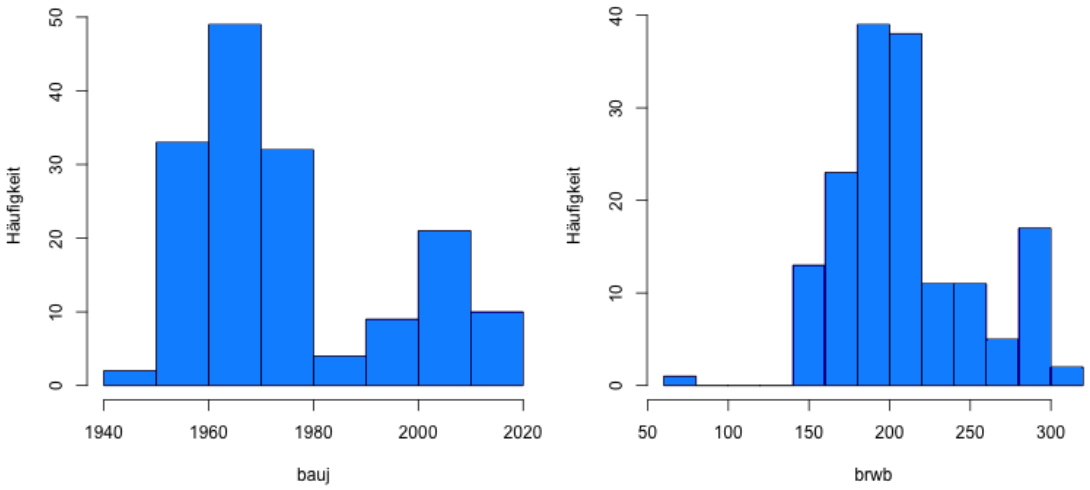


Abbildung B.78.: Verteilung der Daten aus Braunschweig (EFH) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung).

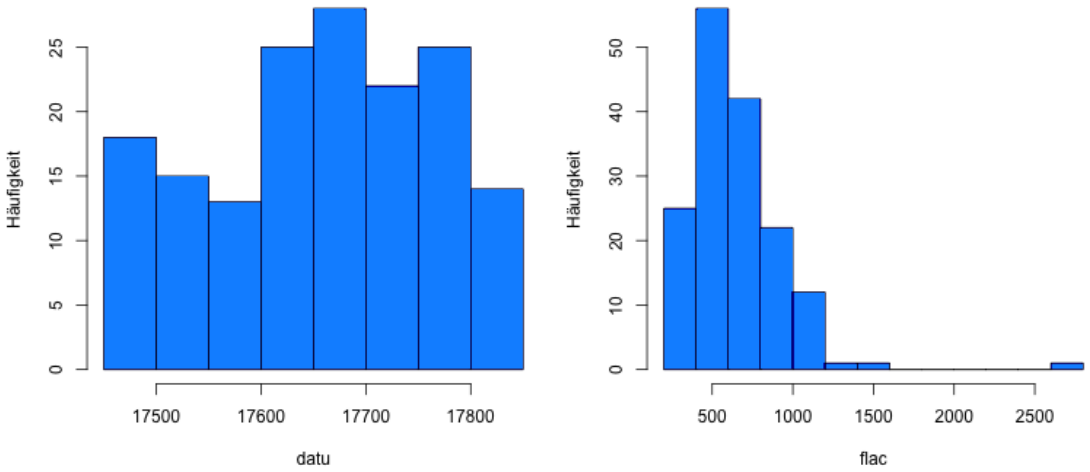


Abbildung B.79.: Verteilung der Daten aus Braunschweig (EFH) für Datum des Kaufvertrages in Tagen seit 1.1.1970 (links) und Grundstücksgröße (rechts) (eigene Darstellung).

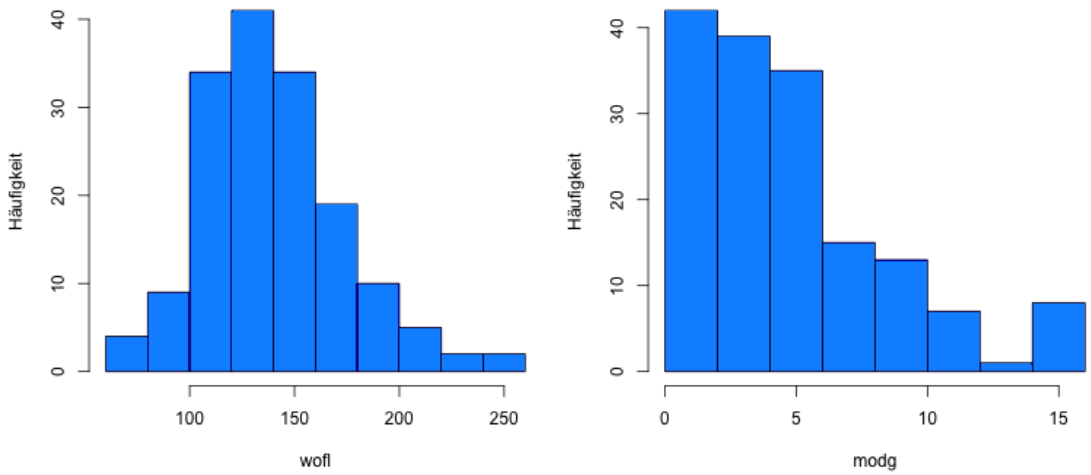


Abbildung B.80.: Verteilung der Daten aus Braunschweig (EFH) für Wohnfläche (links) und Modernisierungsgrad (rechts) (eigene Darstellung).

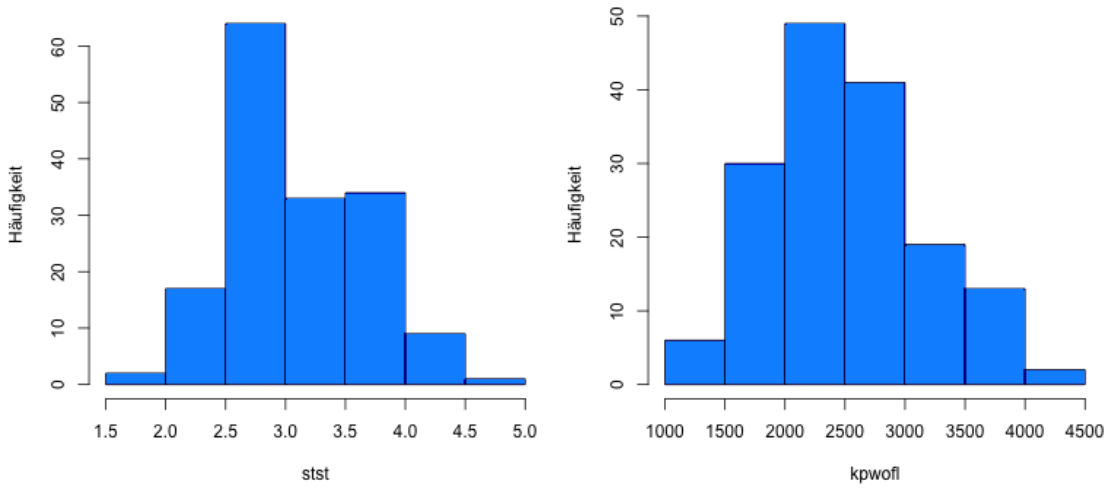


Abbildung B.81.: Verteilung der Daten aus Braunschweig (EFH) für Standardstufe (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung).

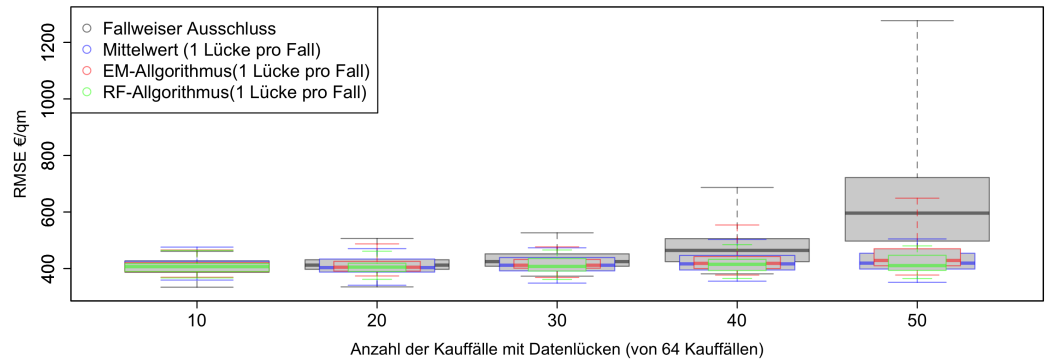


Abbildung B.82.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

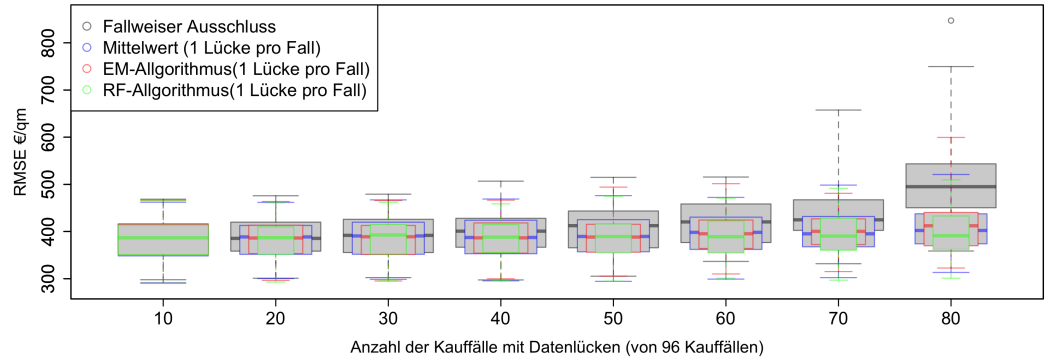


Abbildung B.83.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

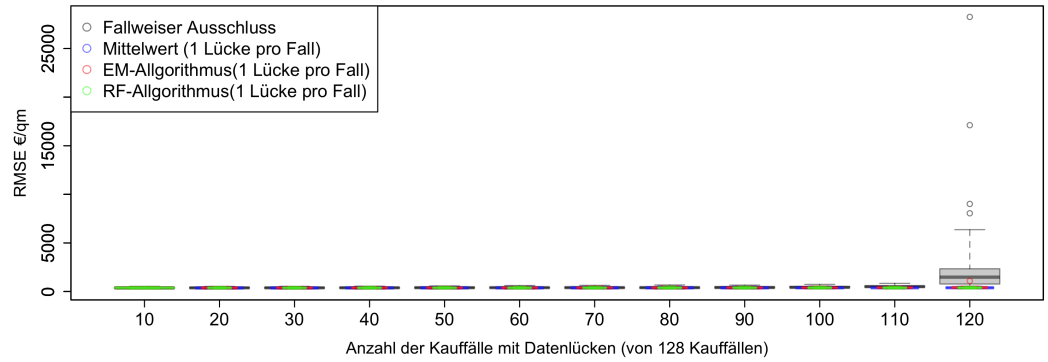


Abbildung B.84.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

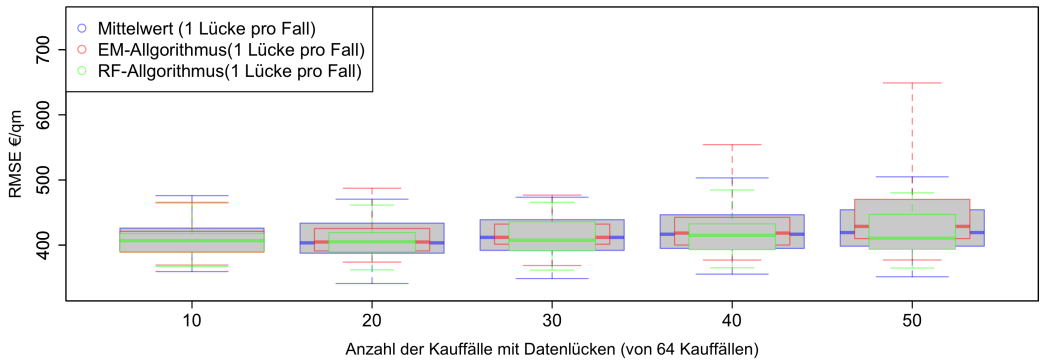


Abbildung B.85.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

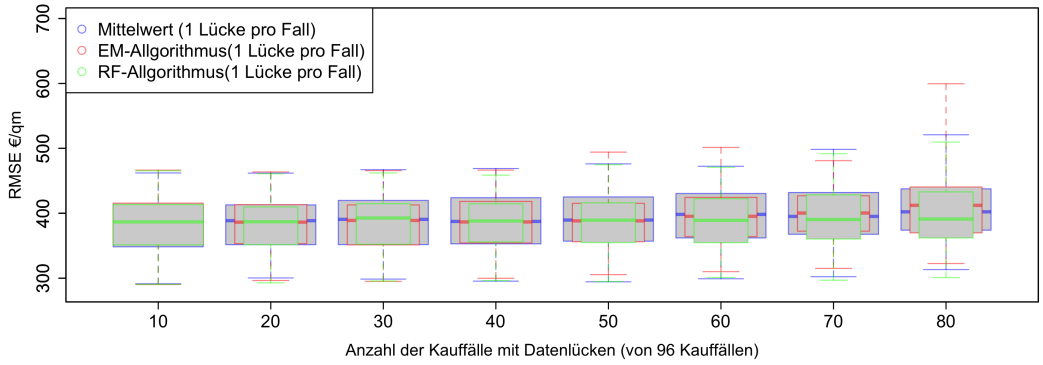


Abbildung B.86.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

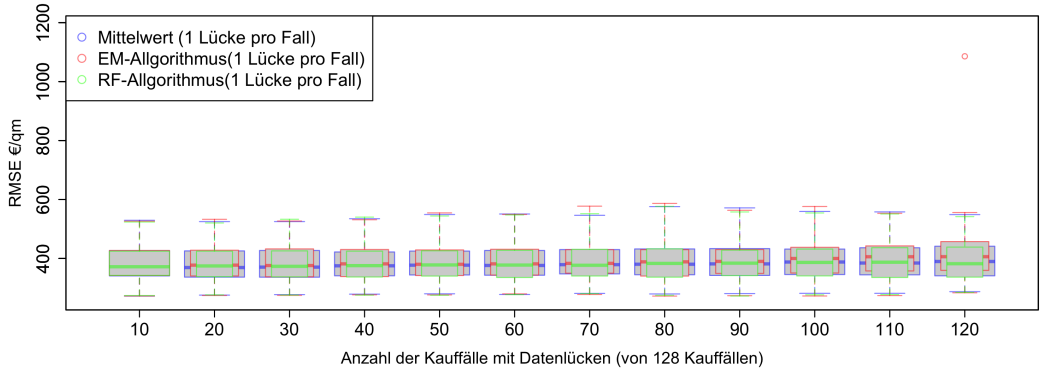


Abbildung B.87.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

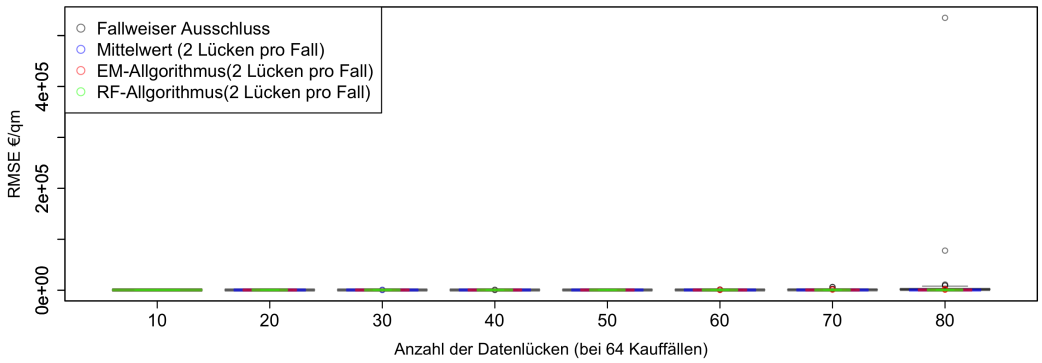


Abbildung B.88.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

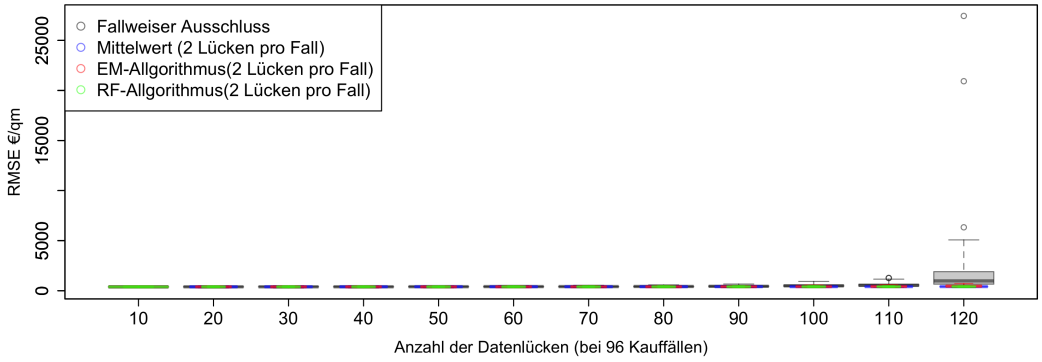


Abbildung B.89.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

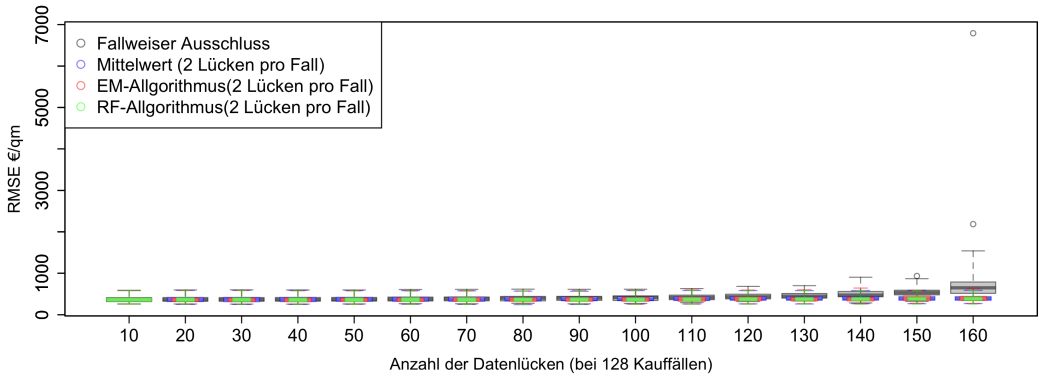


Abbildung B.90.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

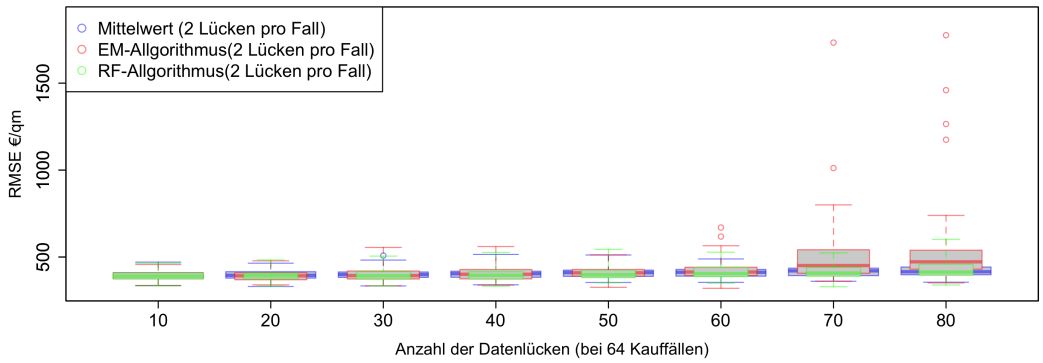


Abbildung B.91.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

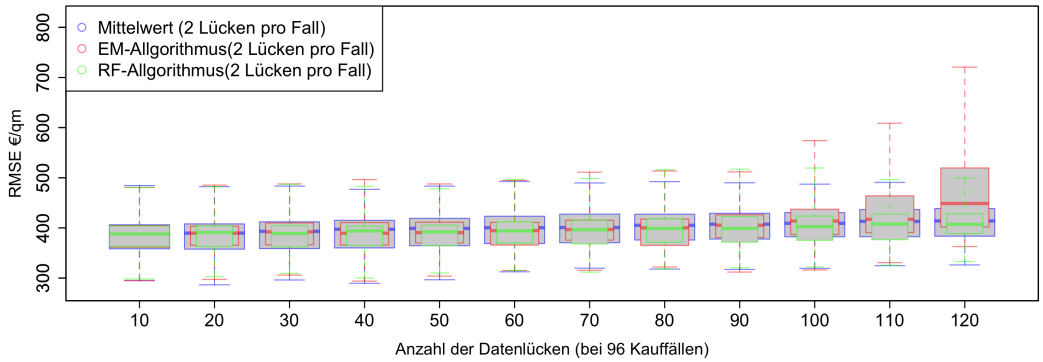


Abbildung B.92.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

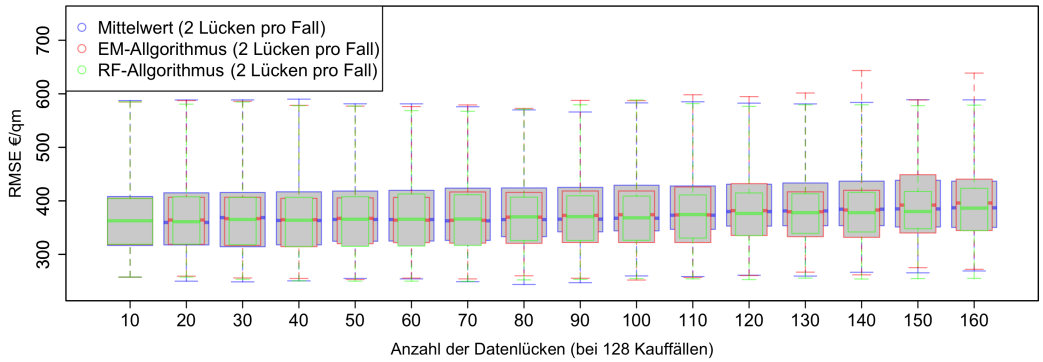


Abbildung B.93.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

B.3.6. Braunschweig Eigentumswohnungen (blau genutzt, grau nicht genutzt)

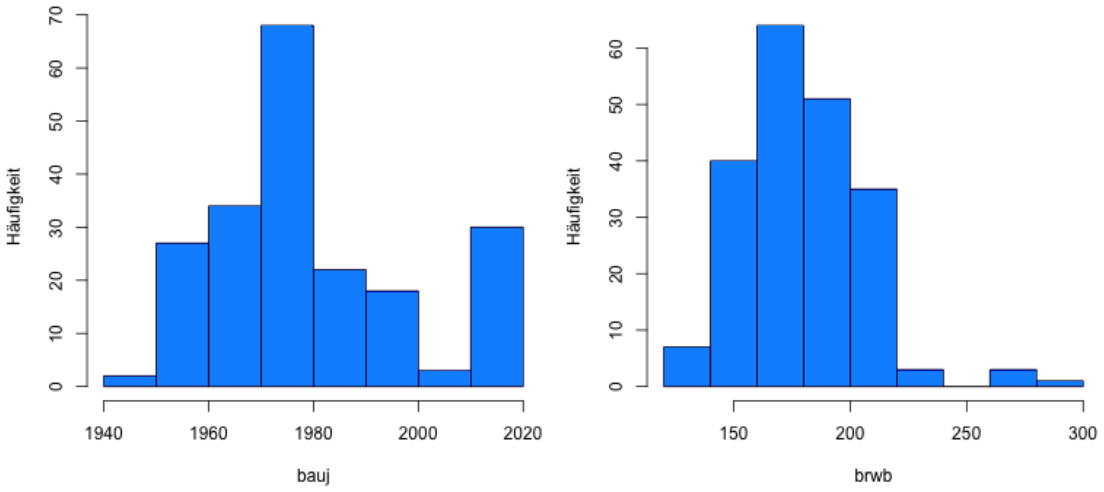


Abbildung B.94.: Verteilung der Daten aus Braunschweig (ETW) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung).

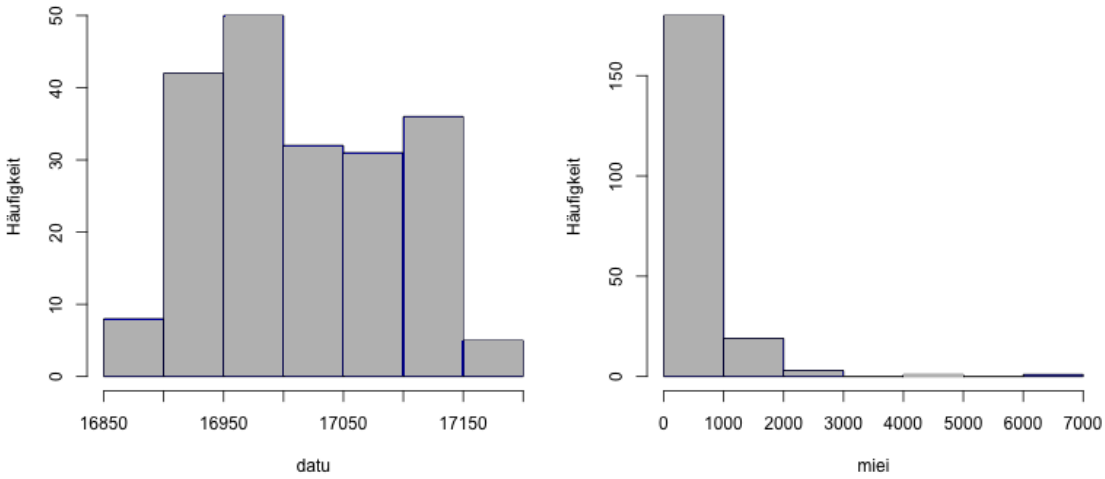


Abbildung B.95.: Verteilung der Daten aus Braunschweig (ETW) für Datum des Kaufvertrages in Tagen seit 1.1.1970 (links) und Miteigentumsanteil (rechts) (eigene Darstellung).

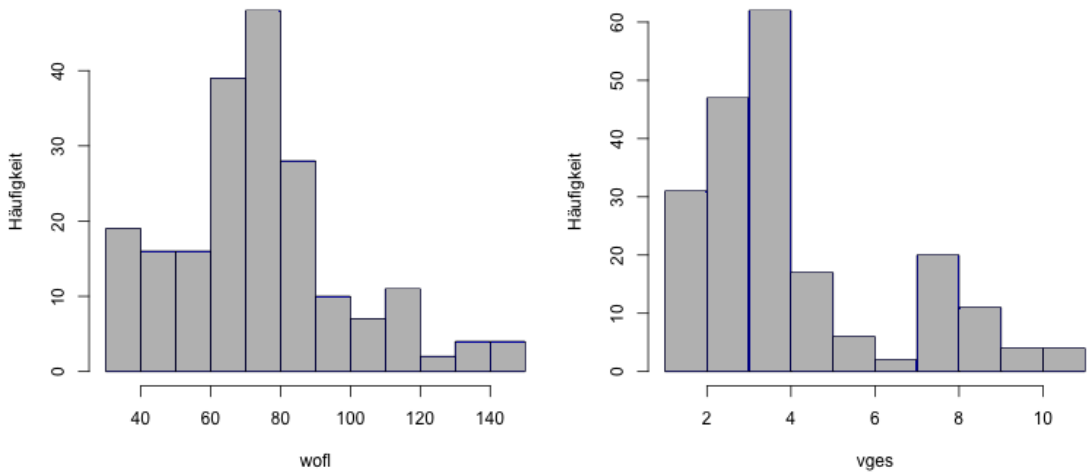


Abbildung B.96.: Verteilung der Daten aus Braunschweig (ETW) für Wohnfläche (links) und Anzahl der Vollgeschosse (rechts) (eigene Darstellung).

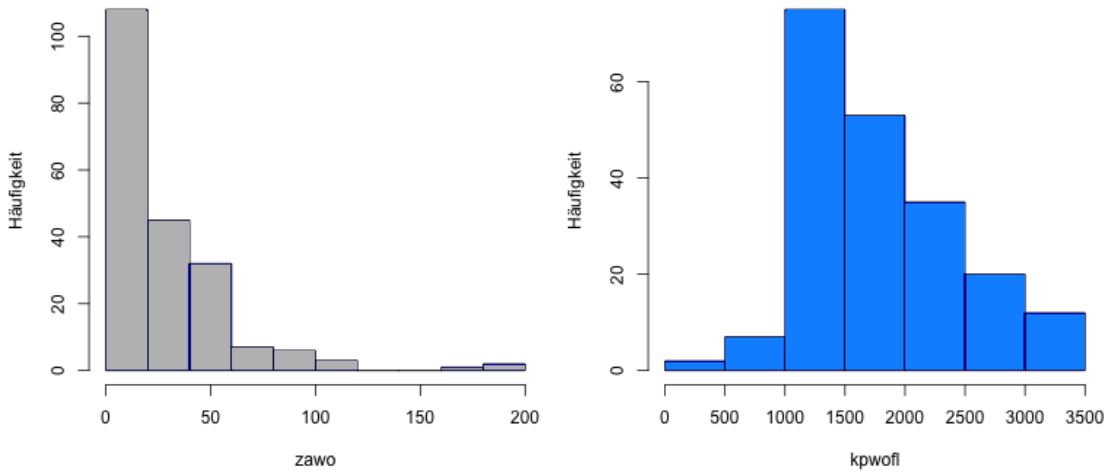


Abbildung B.97.: Verteilung der Daten aus Braunschweig (ETW) für Ausstattungsstandard (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung).

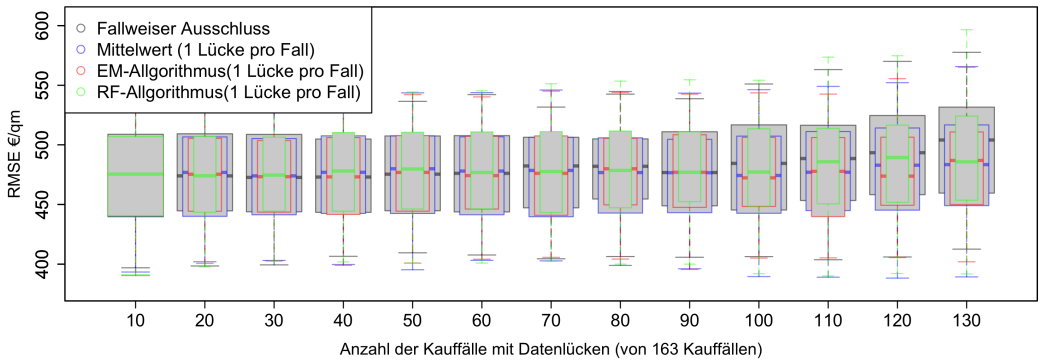


Abbildung B.98.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

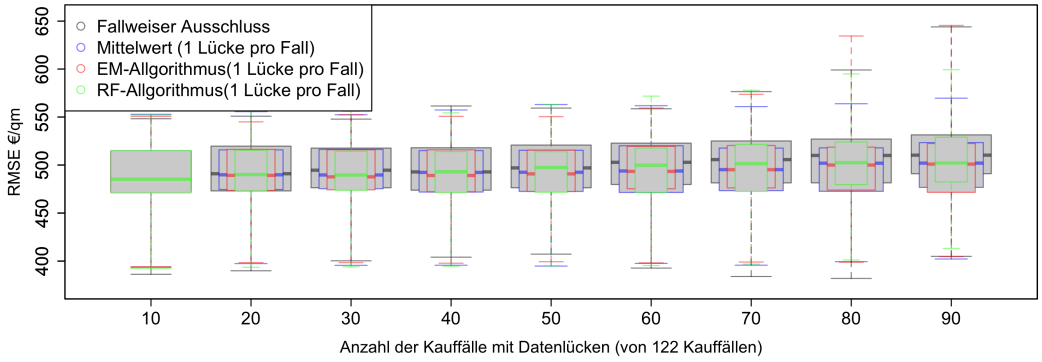


Abbildung B.99.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

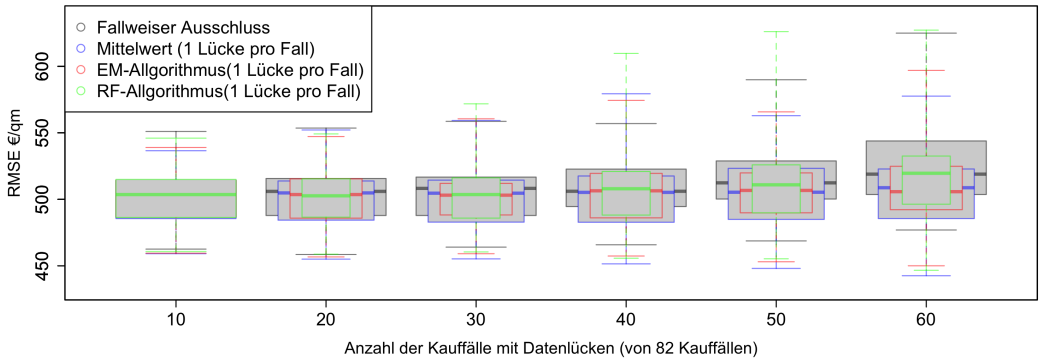


Abbildung B.100.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

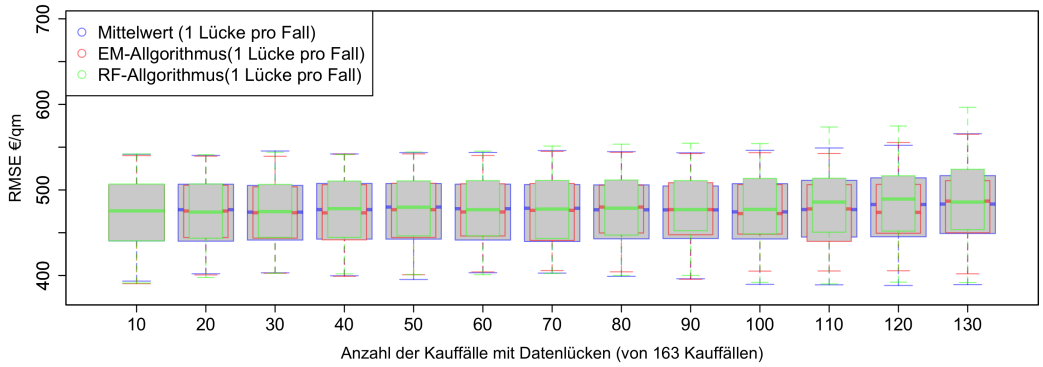


Abbildung B.101.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

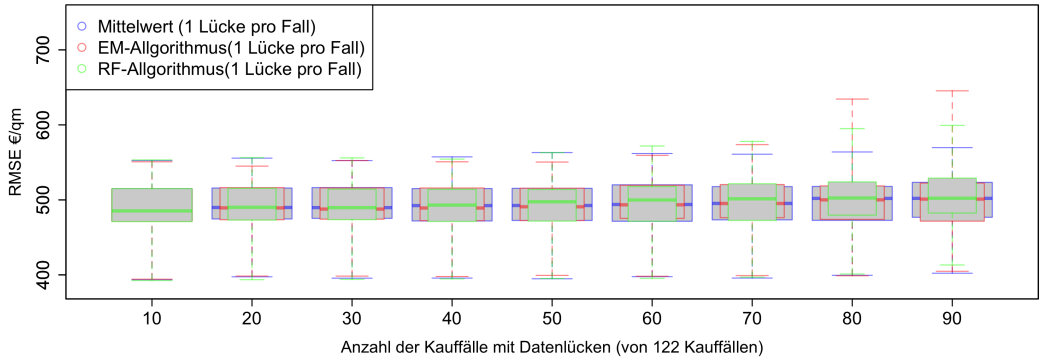


Abbildung B.102.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

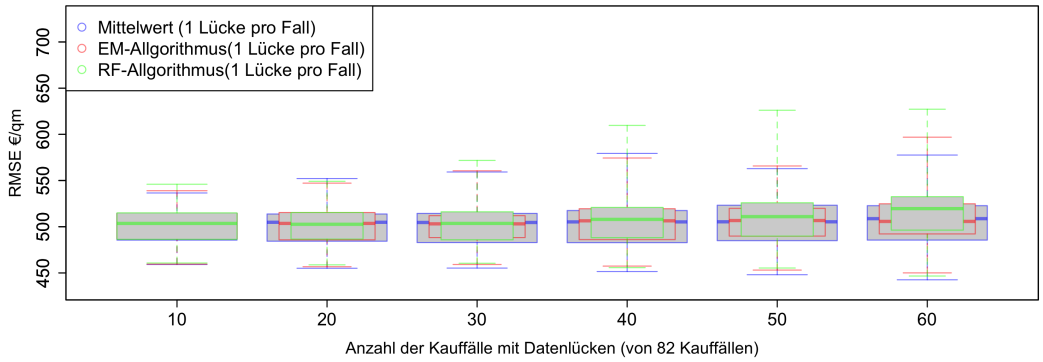


Abbildung B.103.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

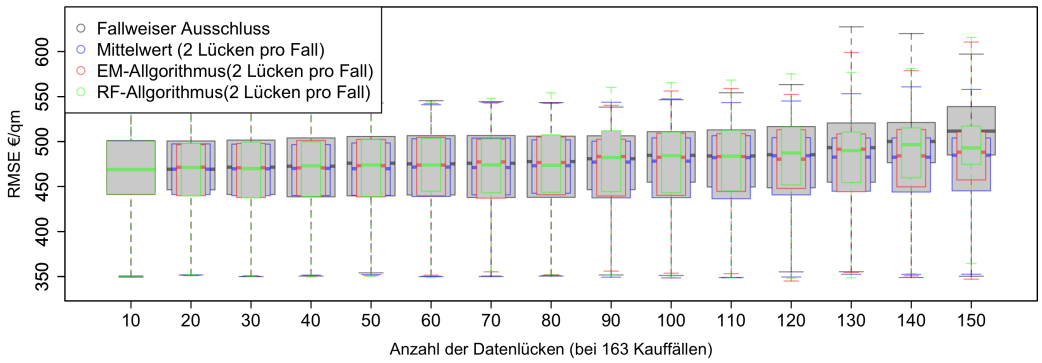


Abbildung B.104.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

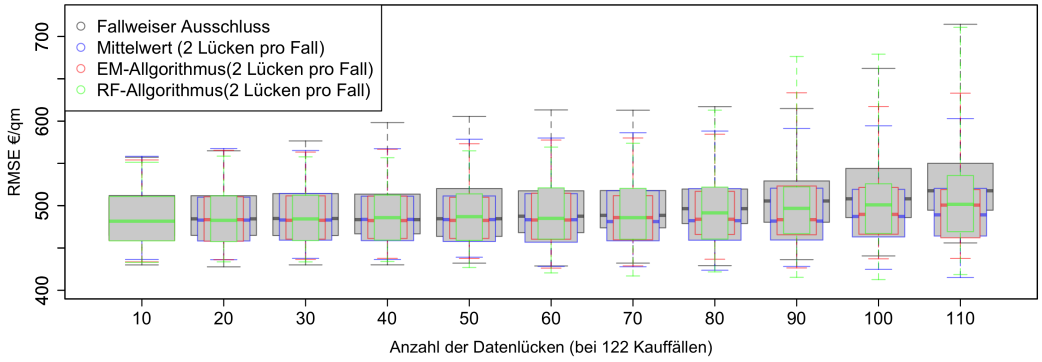


Abbildung B.105.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

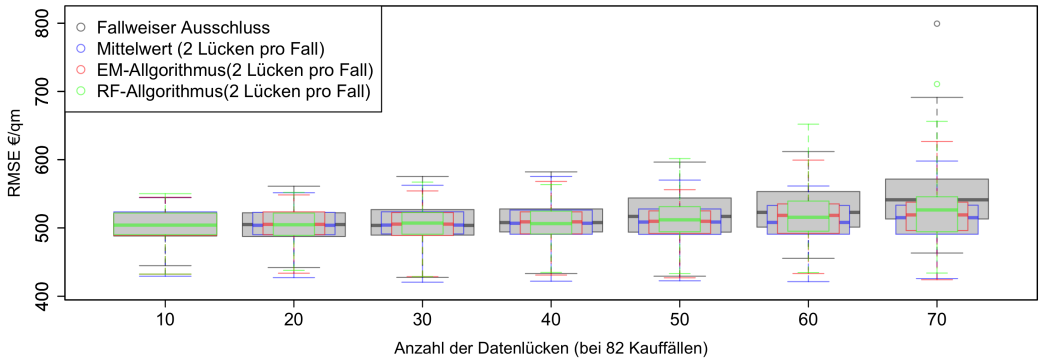


Abbildung B.106.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Braunschweig für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

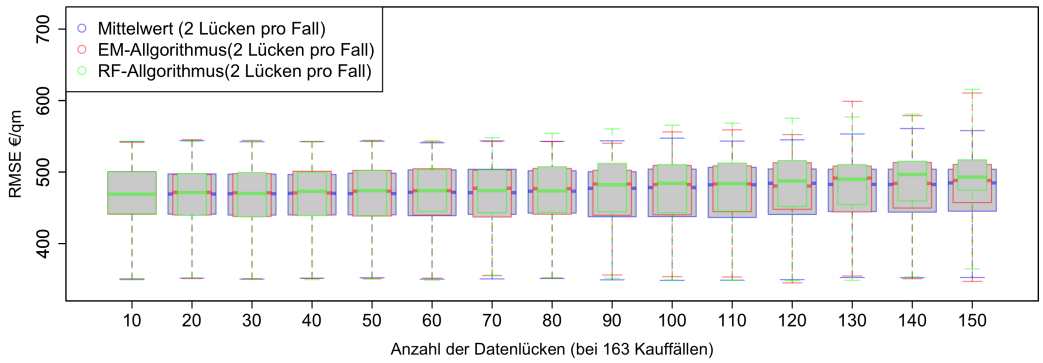


Abbildung B.107.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

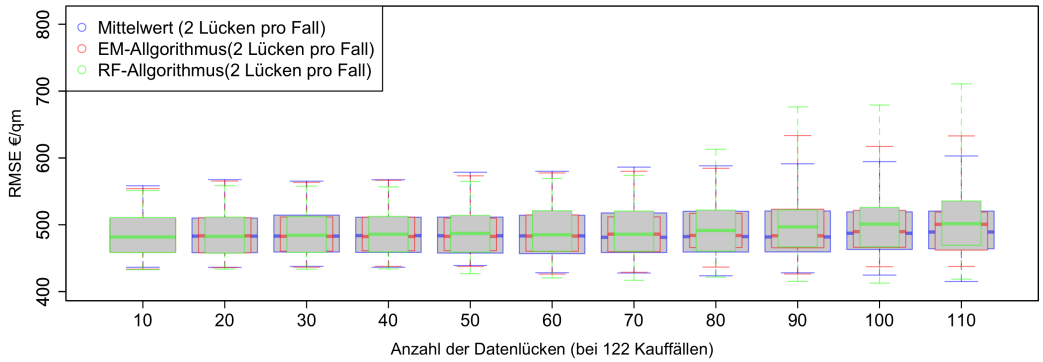


Abbildung B.108.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

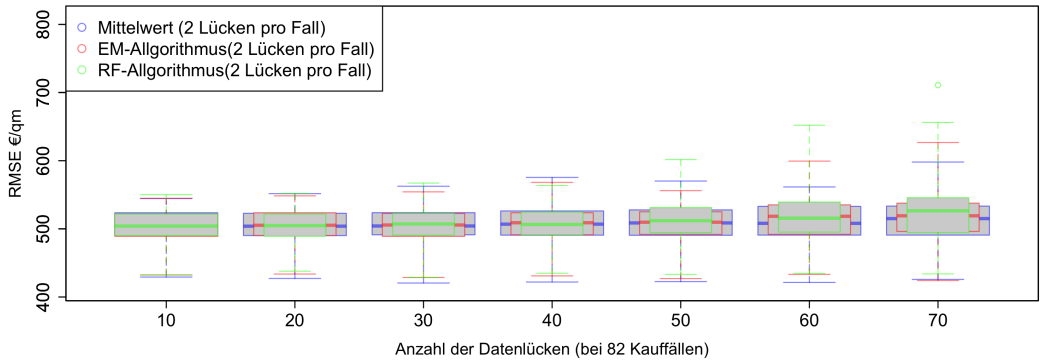


Abbildung B.109.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Braunschweig für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

B.3.7. Nienburg Einfamilienhäuser (blau genutzt, grau nicht genutzt)

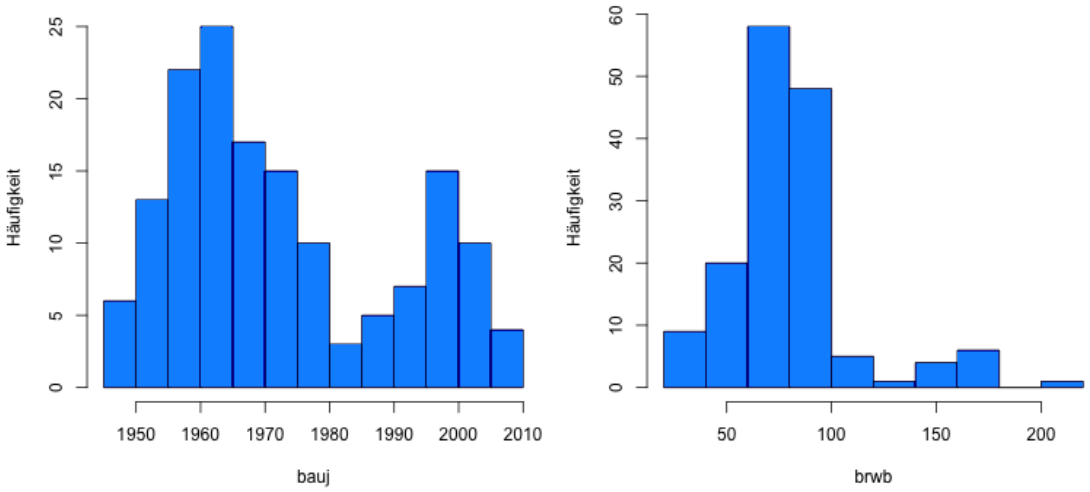


Abbildung B.110.: Verteilung der Daten aus Nienburg (Weser) (EFH) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung).

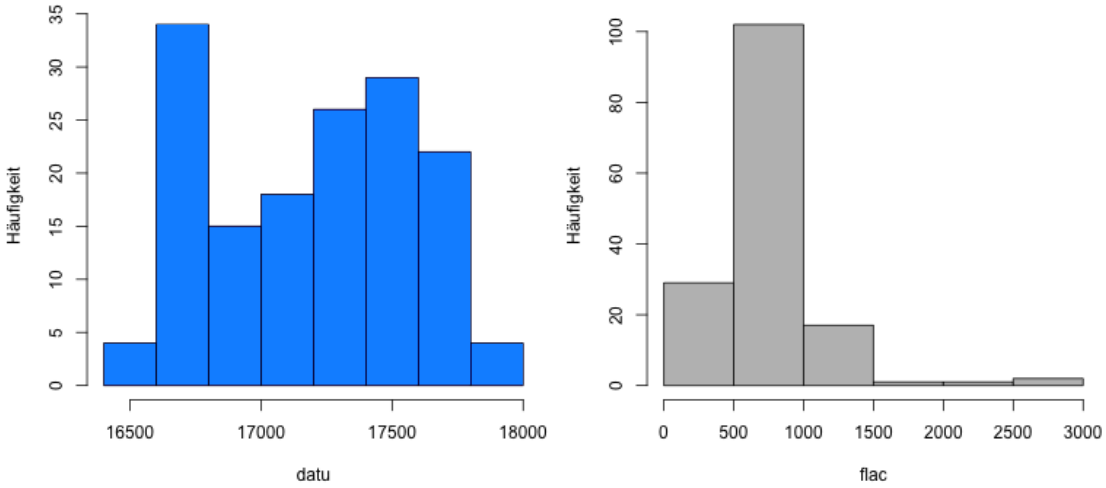


Abbildung B.111.: Verteilung der Daten aus Nienburg (Weser) (EFH) für Datum des Kaufvertrages in Tagen seit 1.1.1970 (links) und Grundstücksgröße (rechts) (eigene Darstellung).

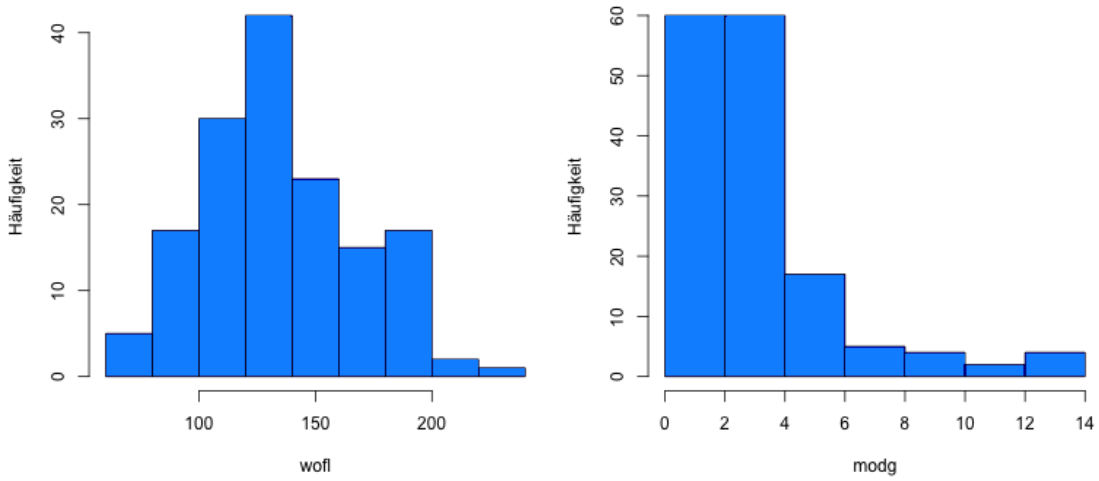


Abbildung B.112.: Verteilung der Daten aus Nienburg (Weser) (EFH) für Wohnfläche (links) und Modernisierungsgrad (rechts) (eigene Darstellung).

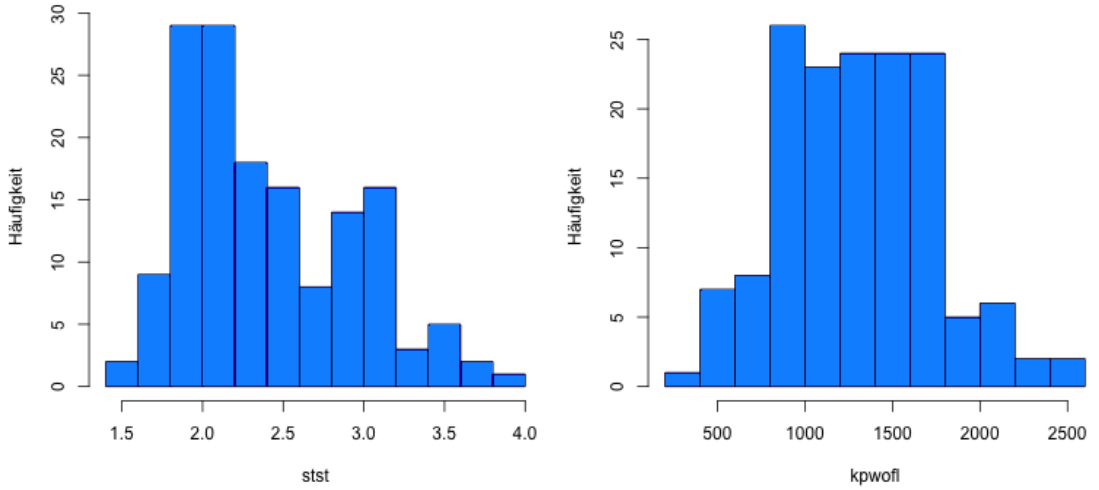


Abbildung B.113.: Verteilung der Daten aus Nienburg (Weser) (EFH) für Standardstufe (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung).

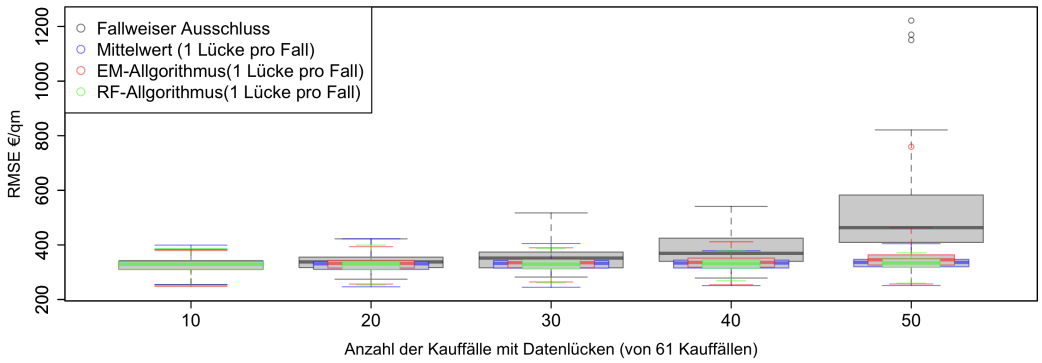


Abbildung B.114.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

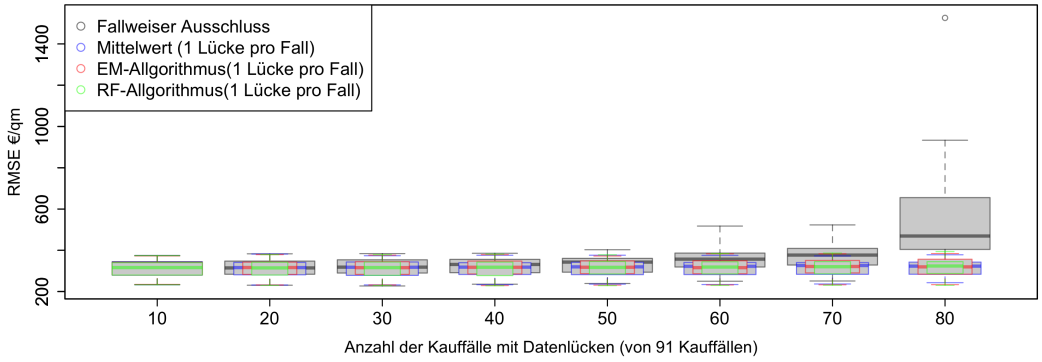


Abbildung B.115.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

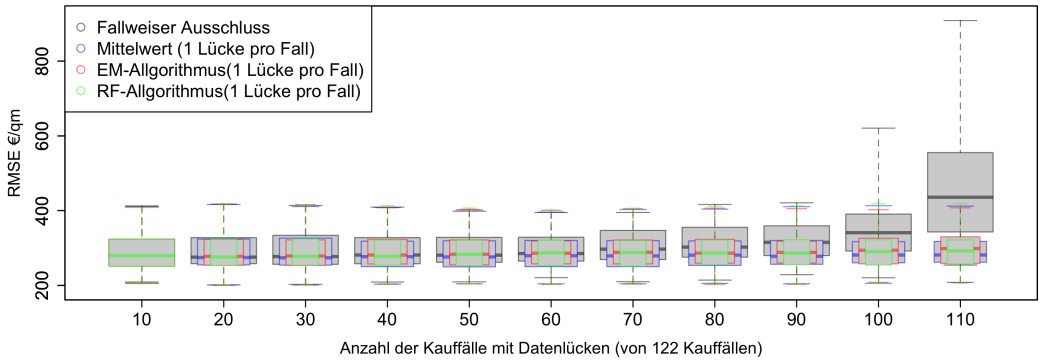


Abbildung B.116.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

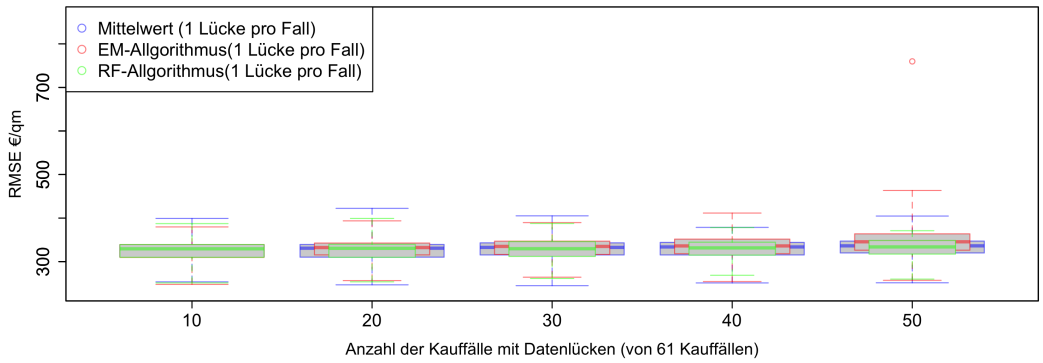


Abbildung B.117.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

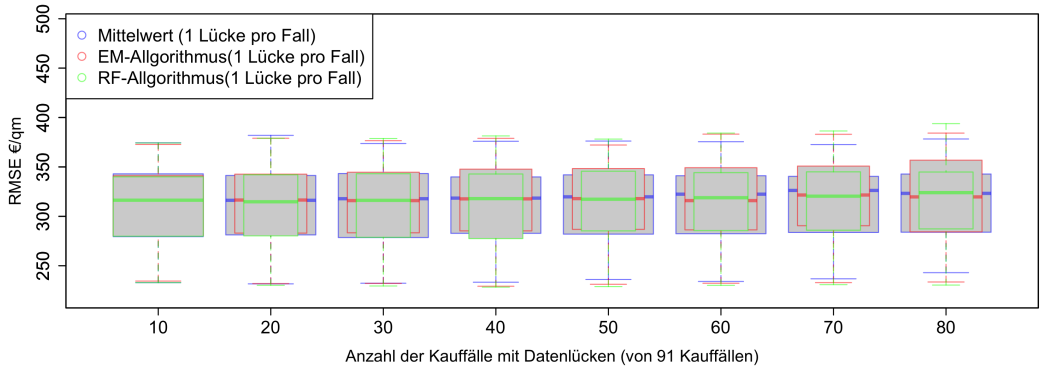


Abbildung B.118.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

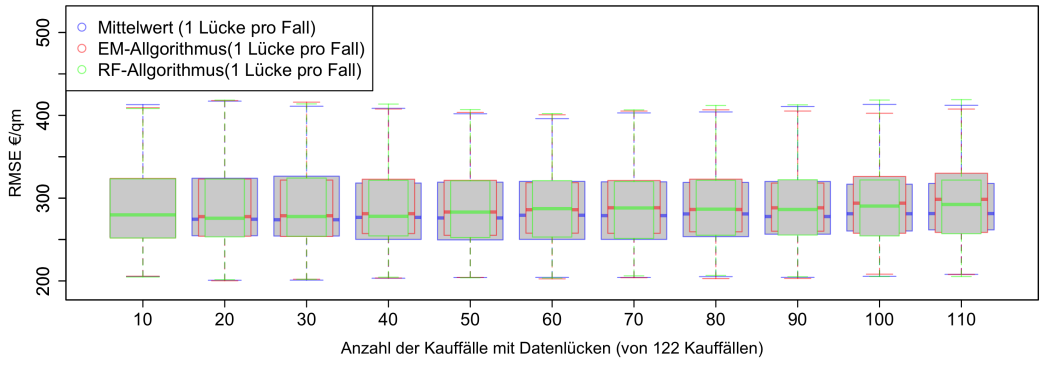


Abbildung B.119.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

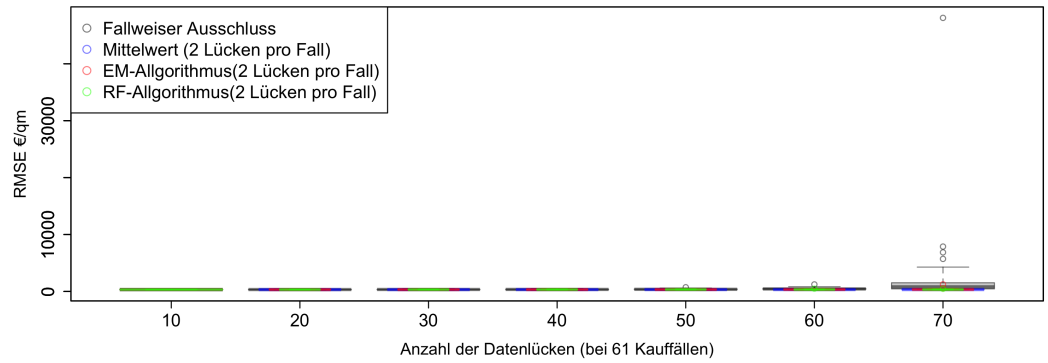


Abbildung B.120.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

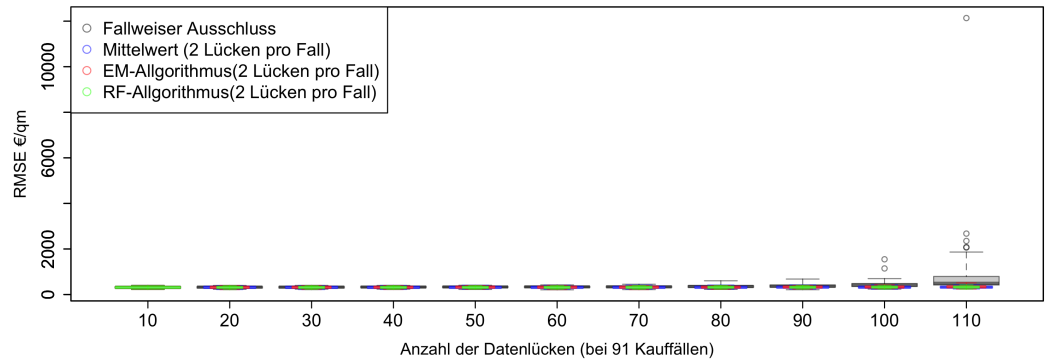


Abbildung B.121.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

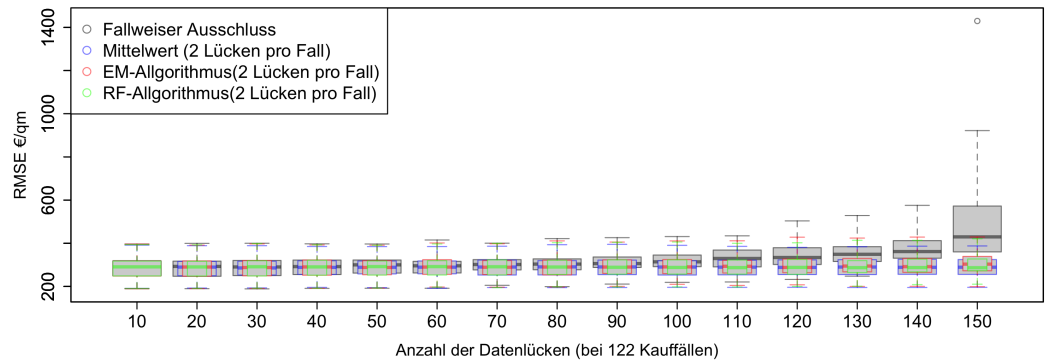


Abbildung B.122.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

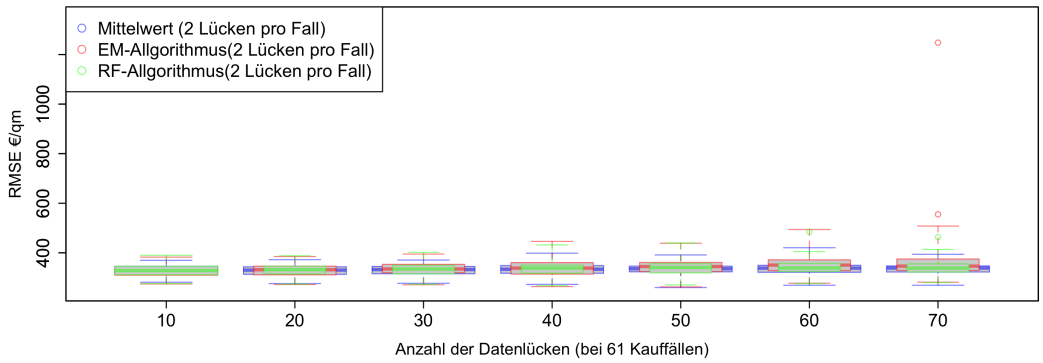


Abbildung B.123.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

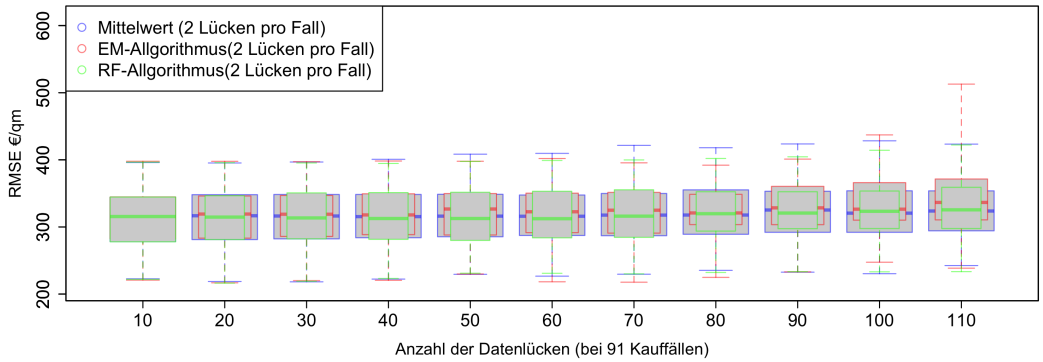


Abbildung B.124.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

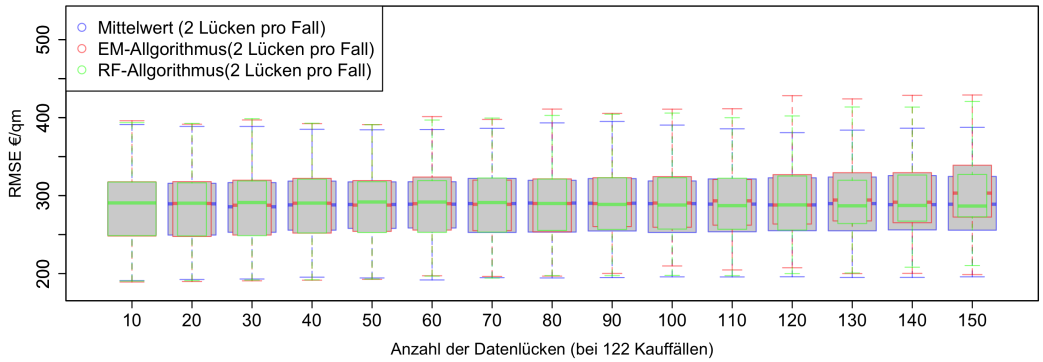


Abbildung B.125.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

B.3.8. Nienburg Eigentumswohnungen (blau genutzt, grau nicht genutzt)

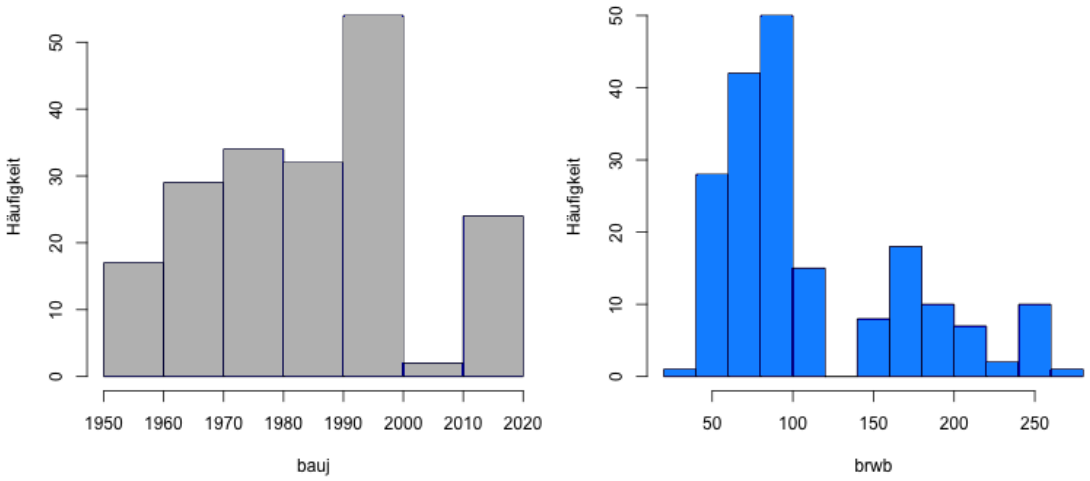


Abbildung B.126.: Verteilung der Daten aus Nienburg (Weser) (ETW) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung).

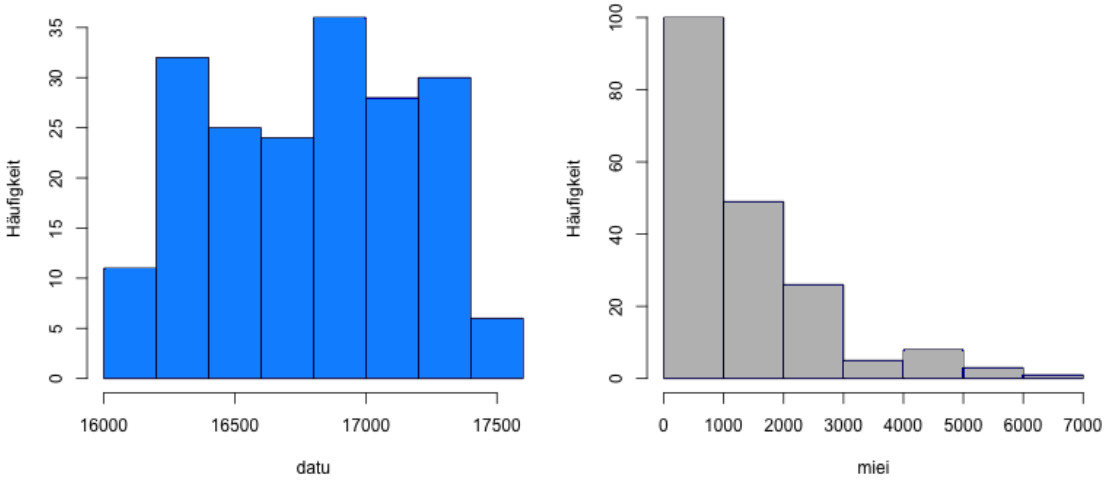


Abbildung B.127.: Verteilung der Daten aus Nienburg (Weser) (ETW) für das Datum des Kaufvertrages in Tagen seit dem 1.1.1970 (links) und Miteigentumsanteile (rechts) (eigene Darstellung).

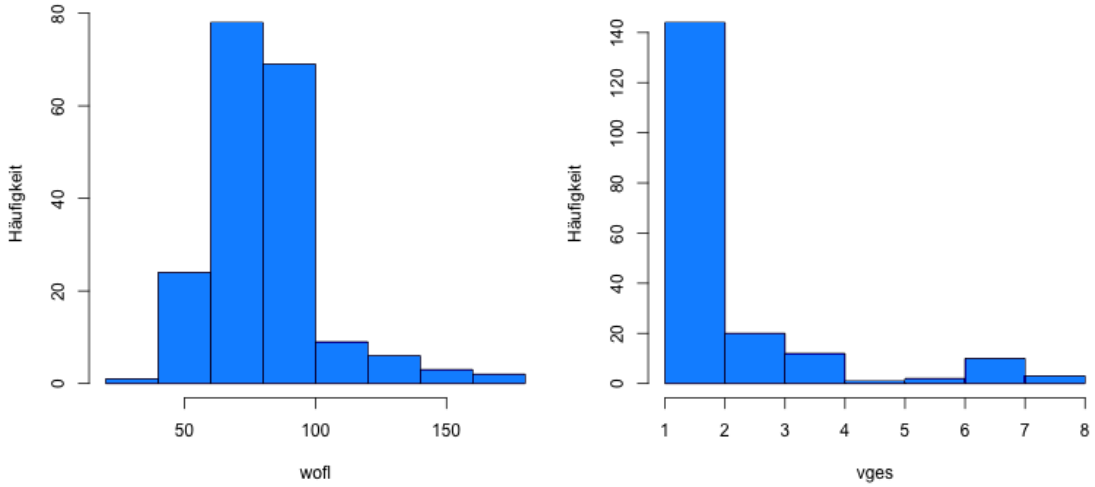


Abbildung B.128.: Verteilung der Daten aus Nienburg (Weser) (ETW) für Wohnfläche (links) und Anzahl der Vollgeschosse (rechts) (eigene Darstellung).

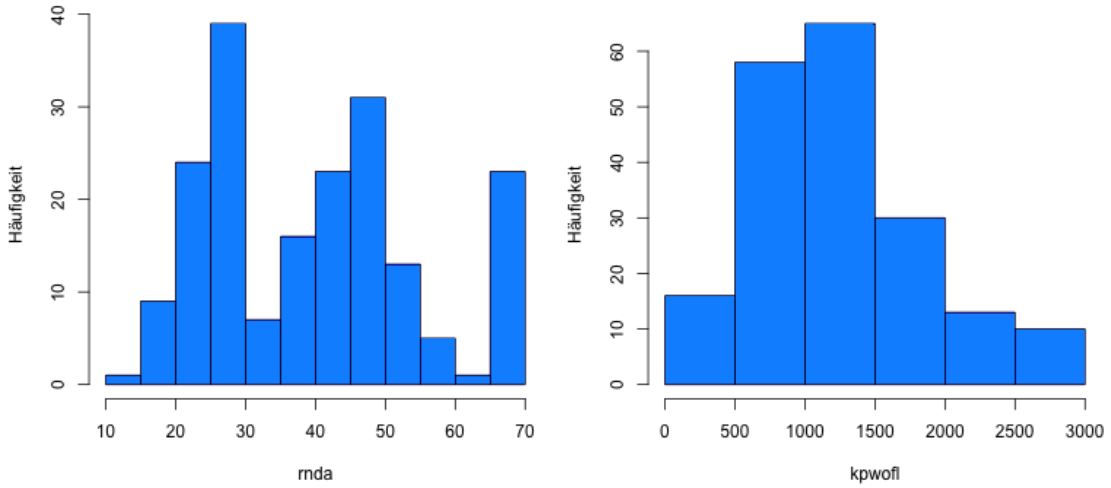


Abbildung B.129.: Verteilung der Daten aus Nienburg (Weser) (ETW) für Restnutzungsdauer (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung).

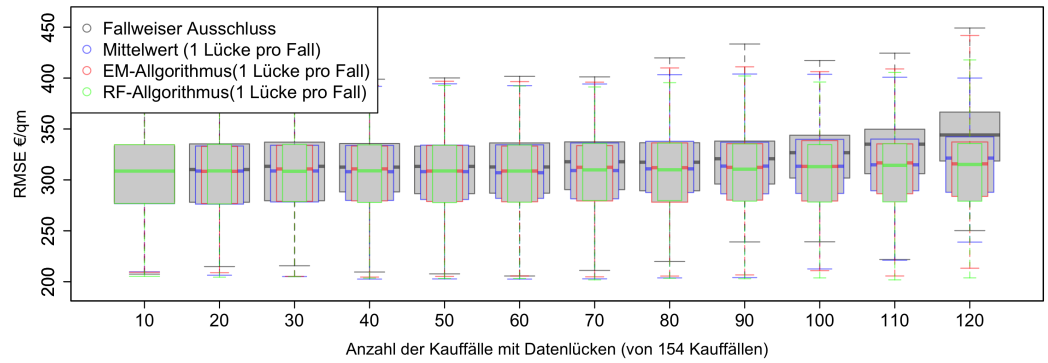


Abbildung B.130.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

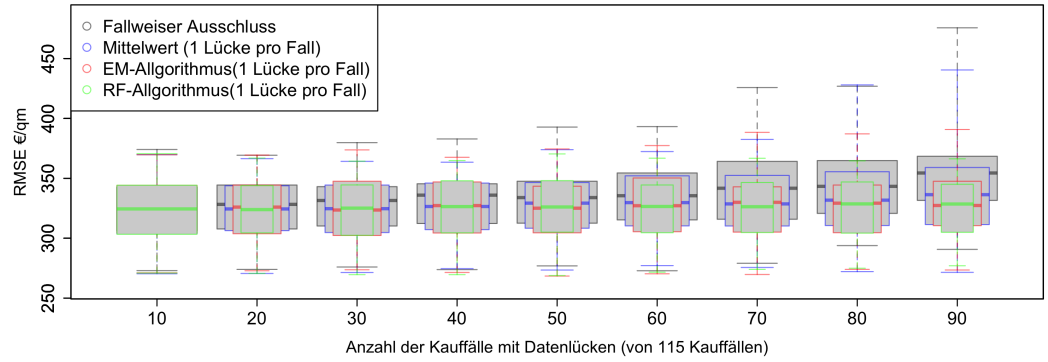


Abbildung B.131.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

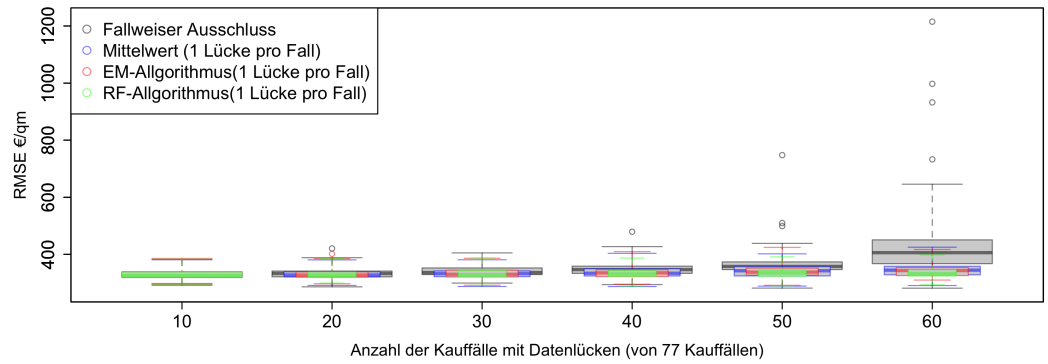


Abbildung B.132.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

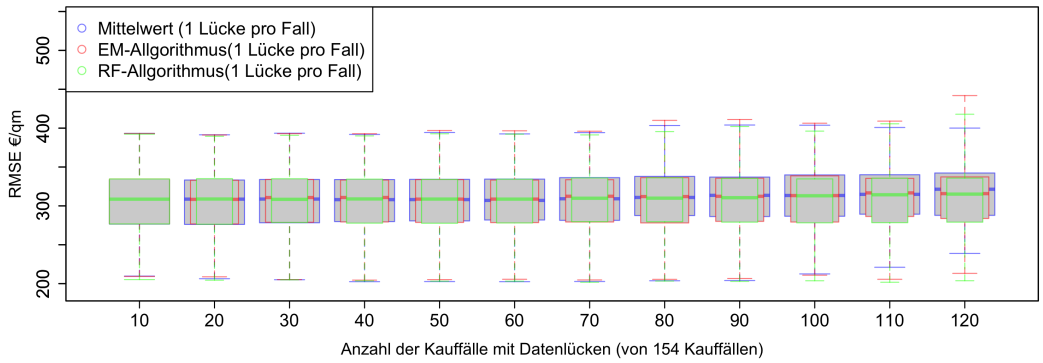


Abbildung B.133.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

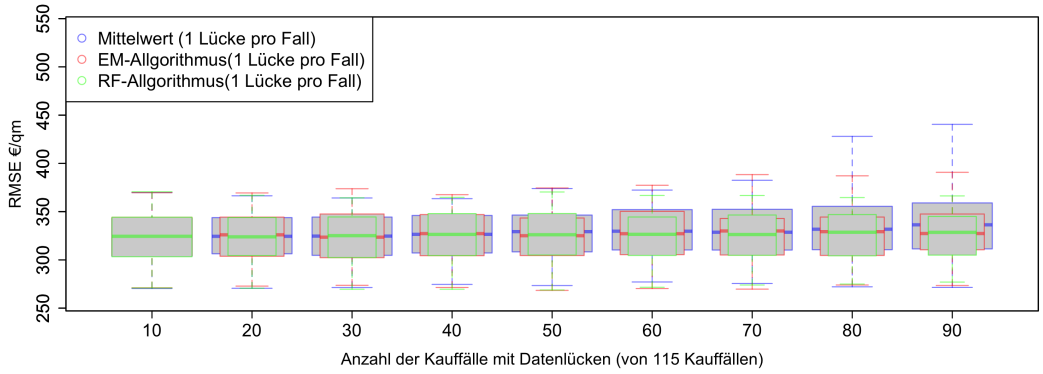


Abbildung B.134.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

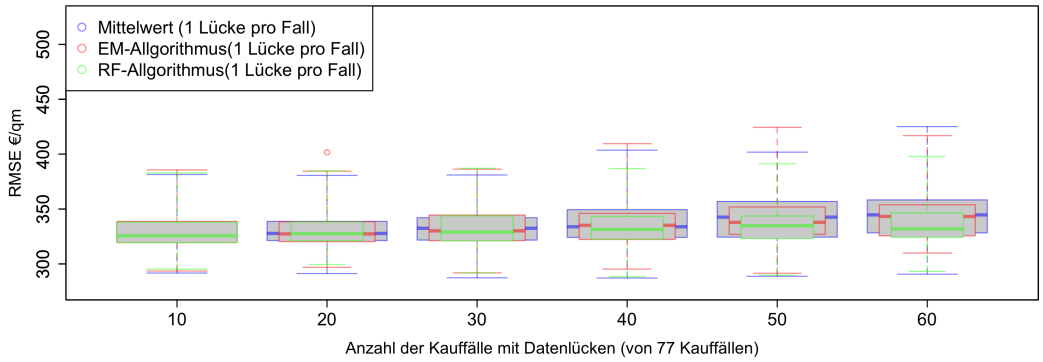


Abbildung B.135.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

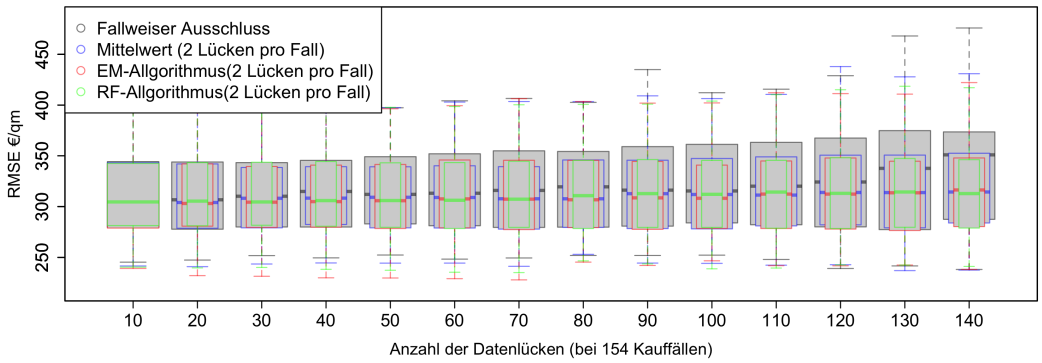


Abbildung B.136.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

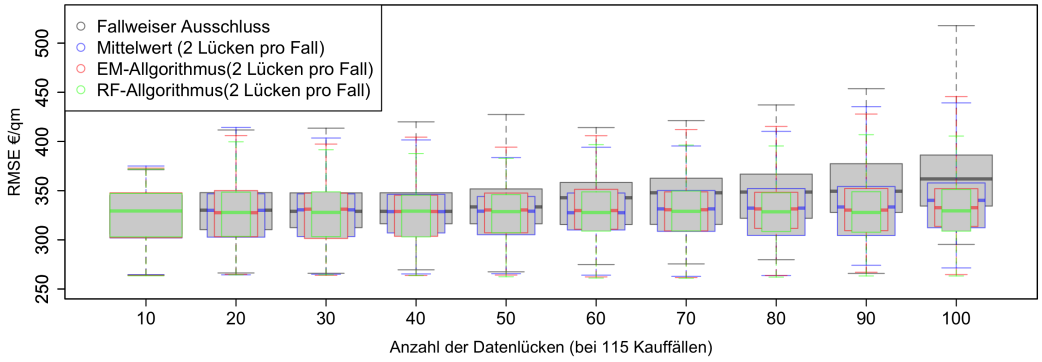


Abbildung B.137.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

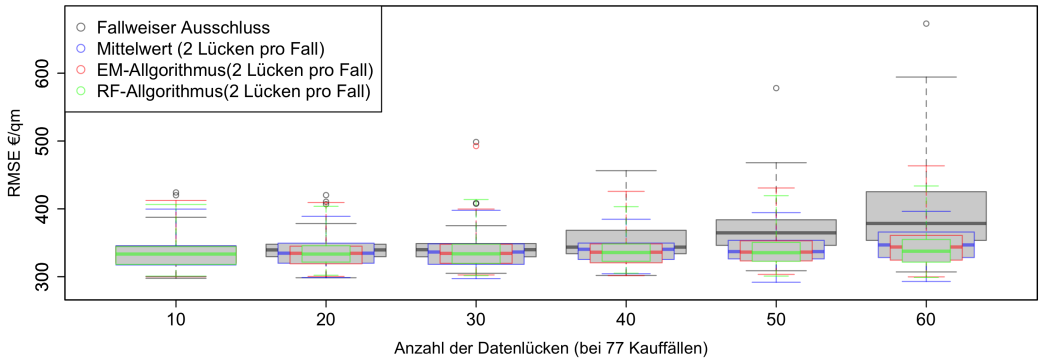


Abbildung B.138.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

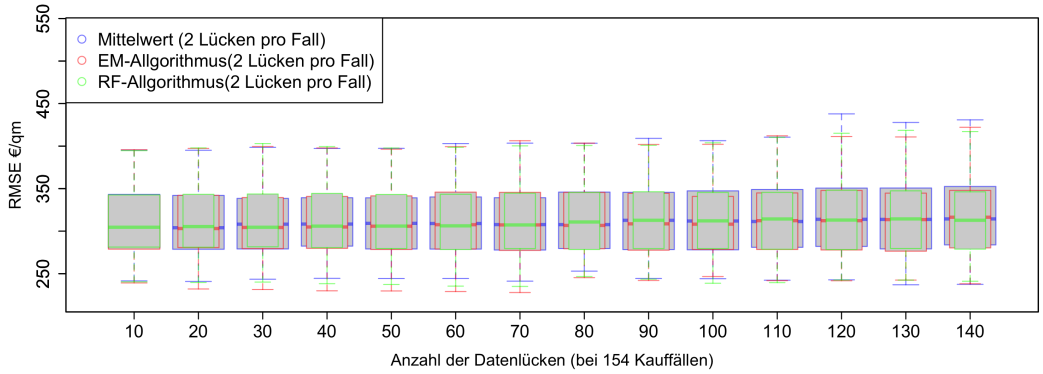


Abbildung B.139.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

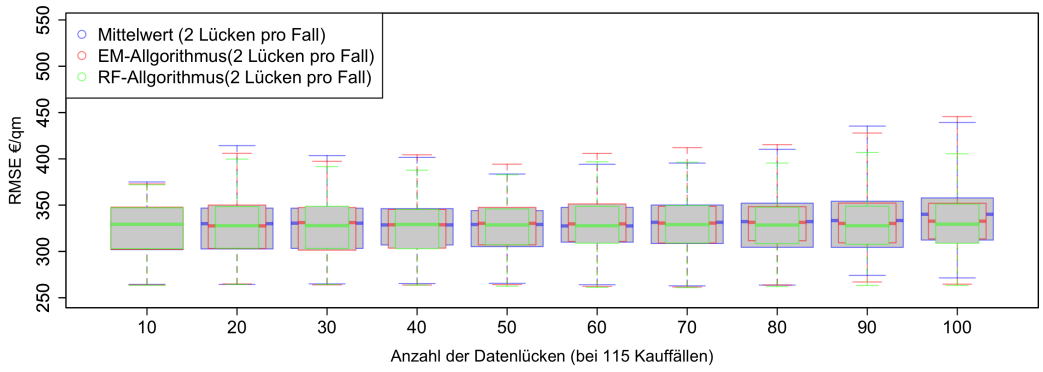


Abbildung B.140.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

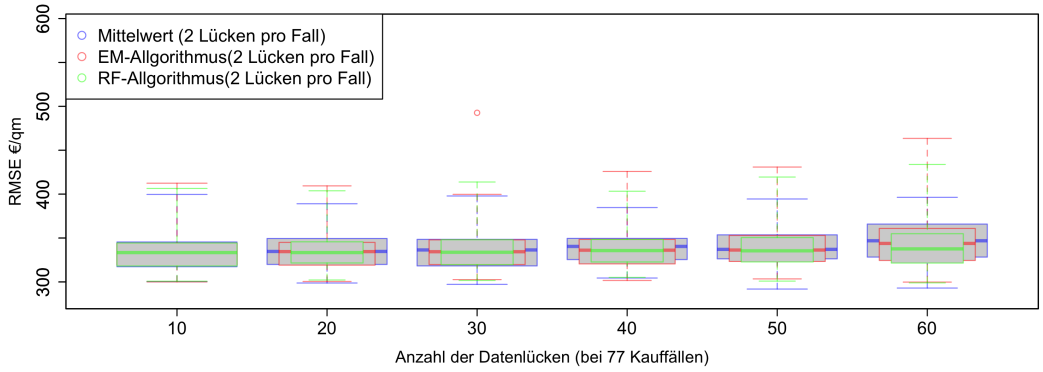


Abbildung B.141.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Nienburg (Weser) für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

B.3.9. Stade Einfamilienhäuser (blau genutzt, grau nicht genutzt)

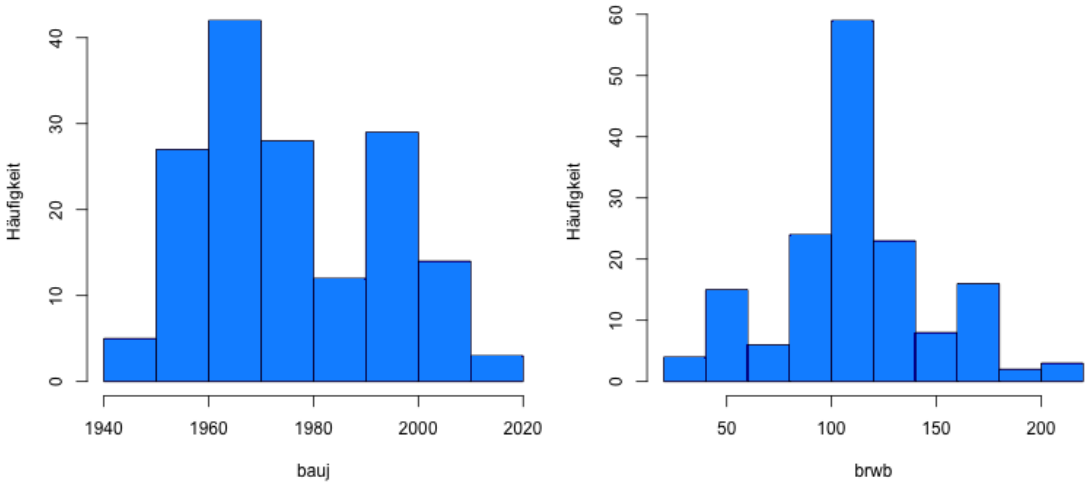


Abbildung B.142.: Verteilung der Daten aus Stade (EFH) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung).

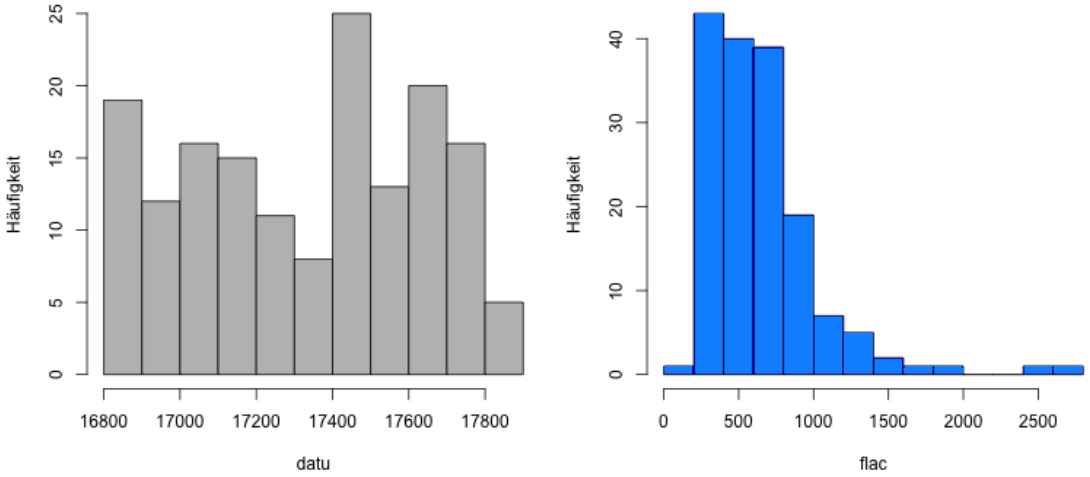


Abbildung B.143.: Verteilung der Daten aus Stade (EFH) für Datum des Kaufvertrages in Tagen seit 1.1.1970 (links) und Grundstücksgröße (rechts) (eigene Darstellung).

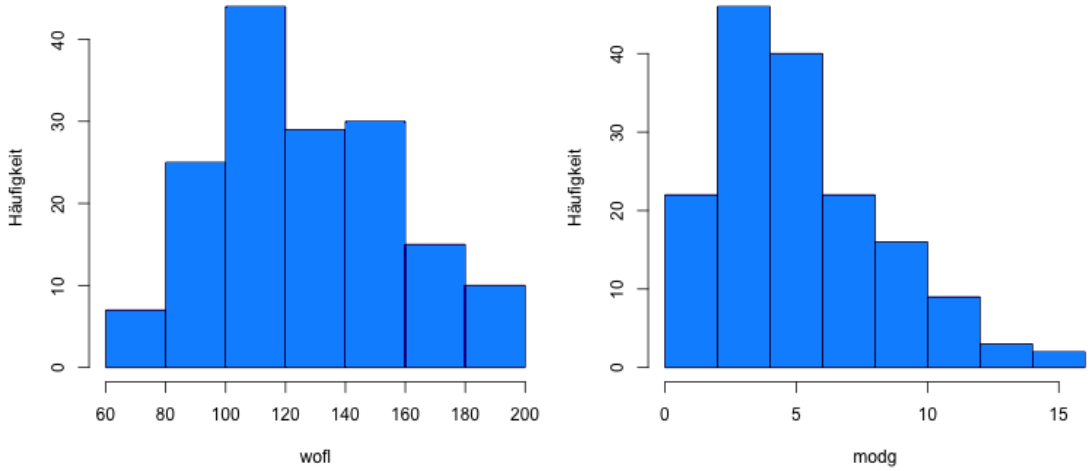


Abbildung B.144.: Verteilung der Daten aus Stade (EFH) für Wohnfläche (links) und Modernisierungsgrad (rechts) (eigene Darstellung).

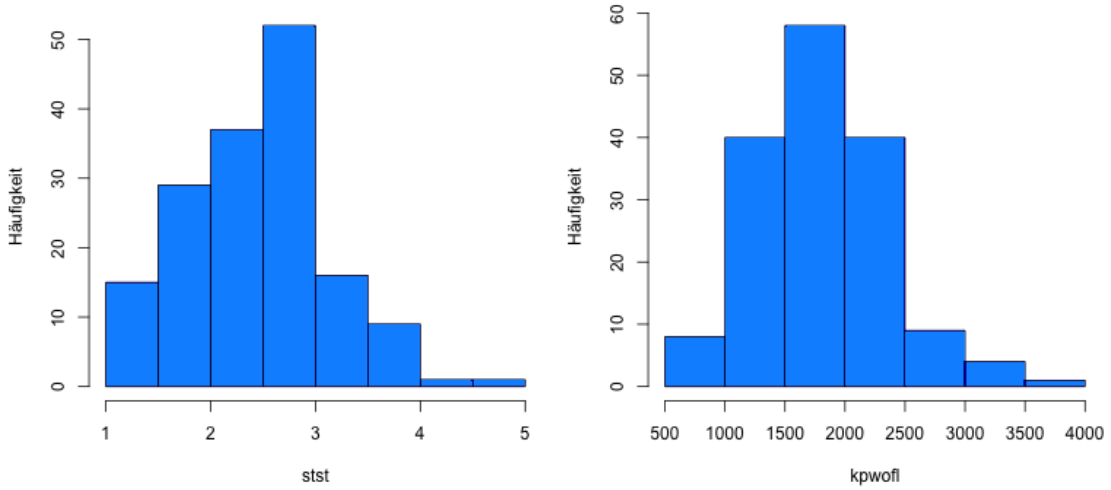


Abbildung B.145.: Verteilung der Daten aus Stade (EFH) für Standardstufe (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung).

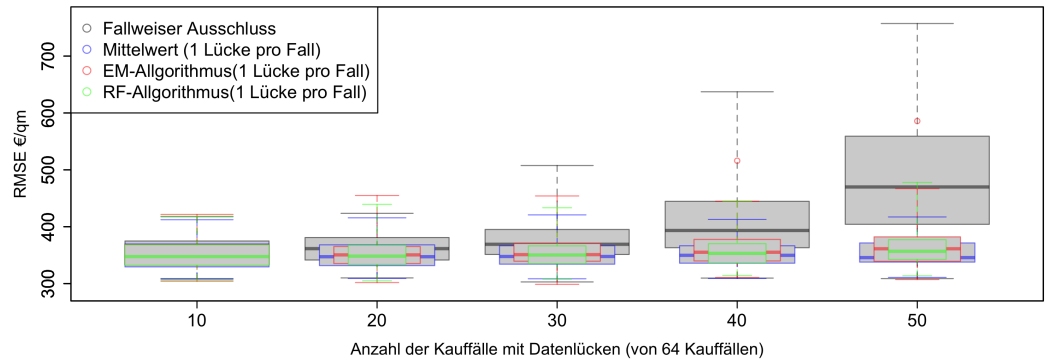


Abbildung B.146.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

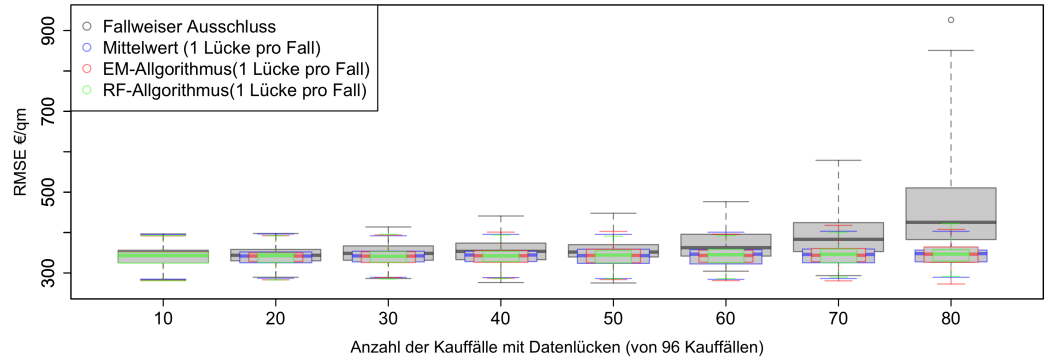


Abbildung B.147.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

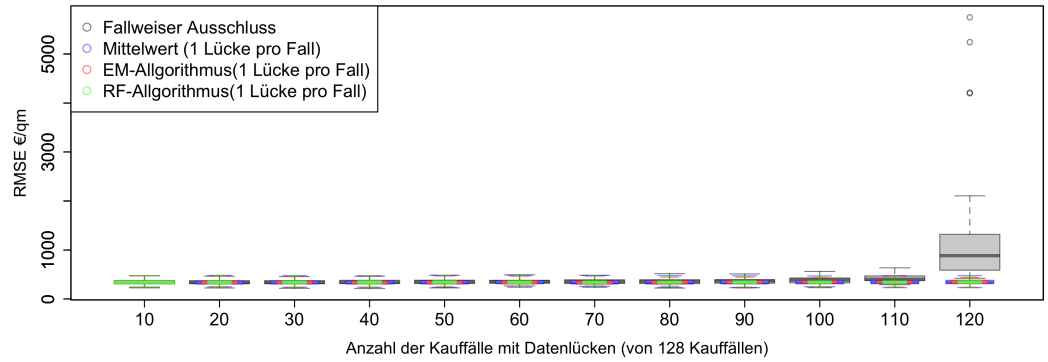


Abbildung B.148.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

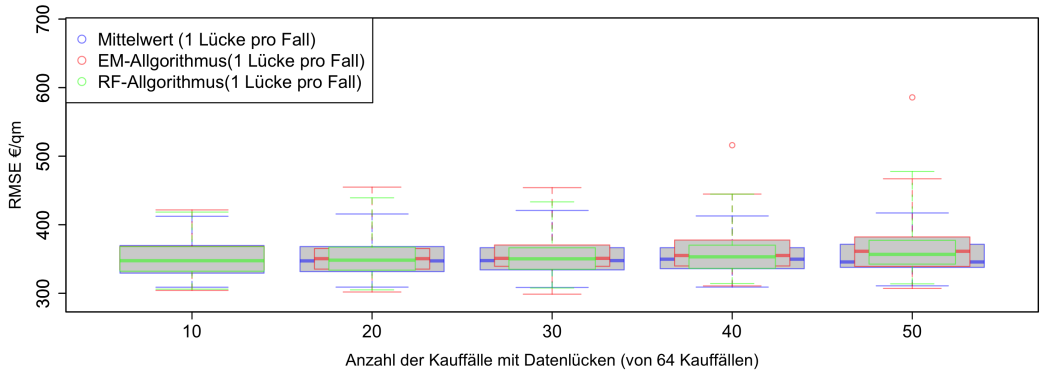


Abbildung B.149.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

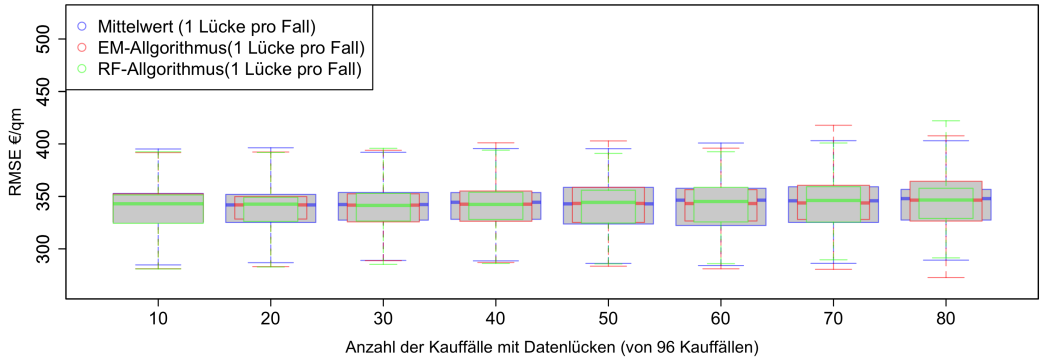


Abbildung B.150.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

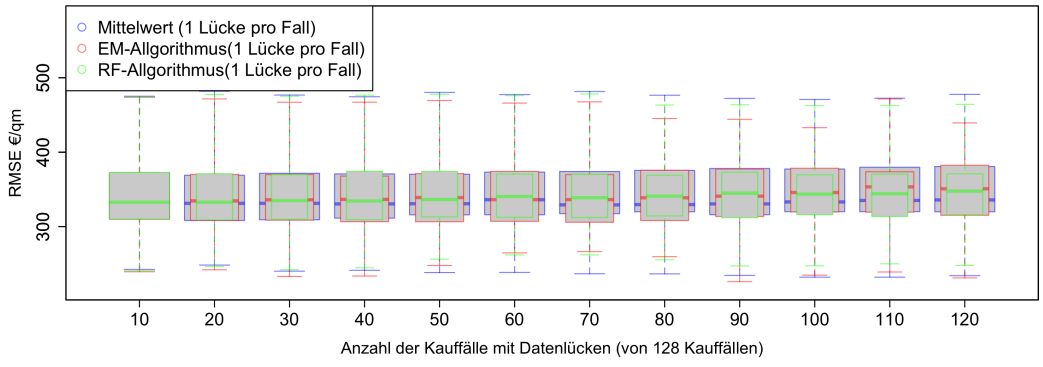


Abbildung B.151.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

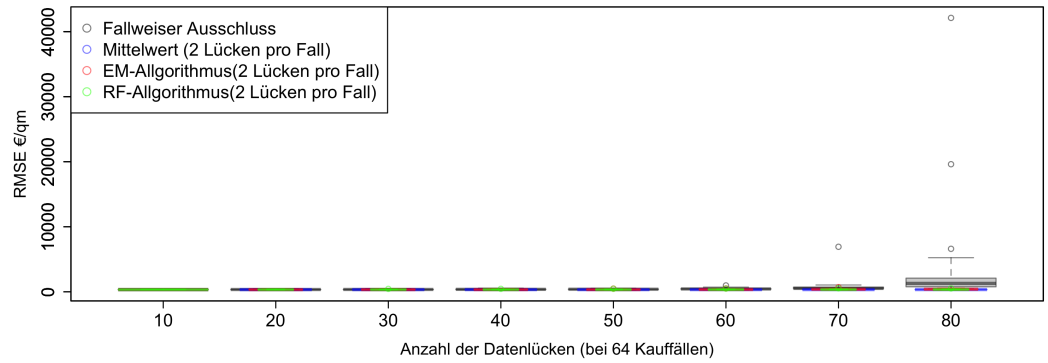


Abbildung B.152.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

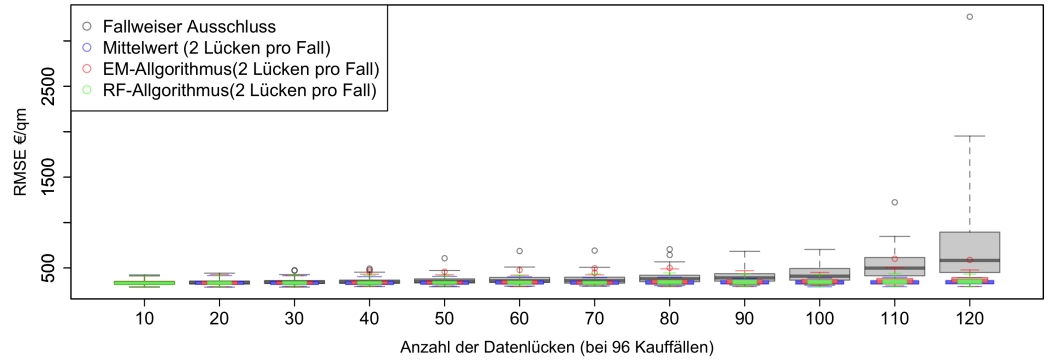


Abbildung B.153.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

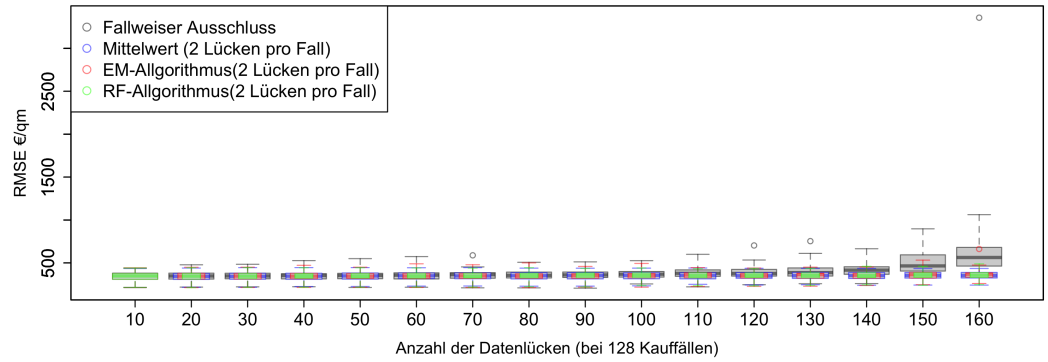


Abbildung B.154.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

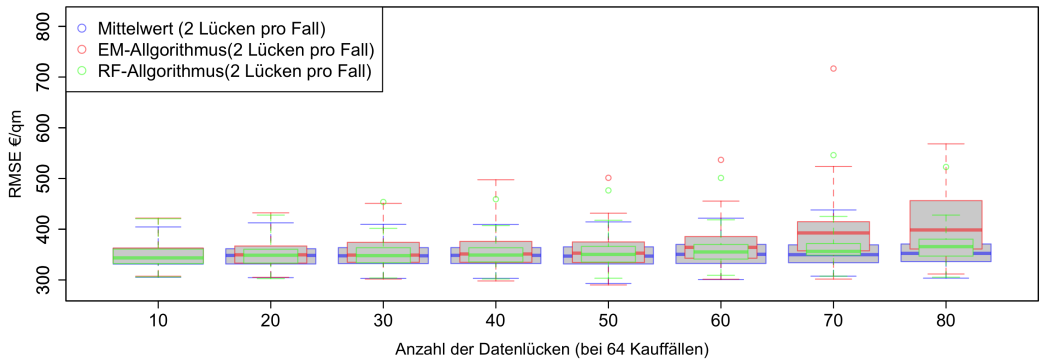


Abbildung B.155.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für EFH (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

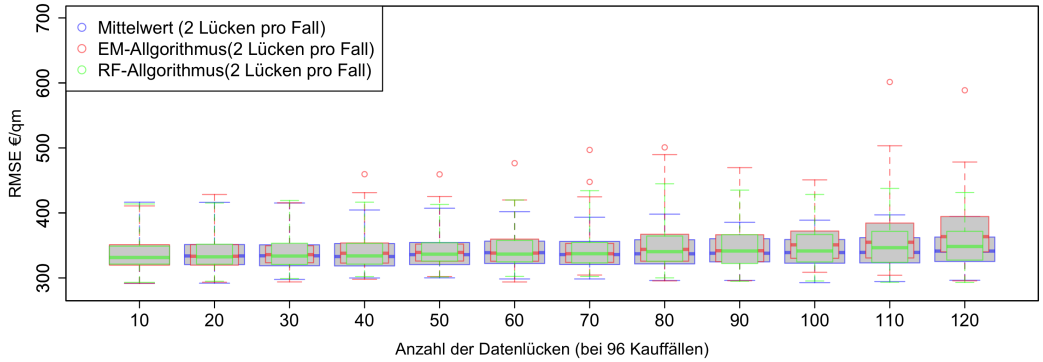


Abbildung B.156.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für EFH (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

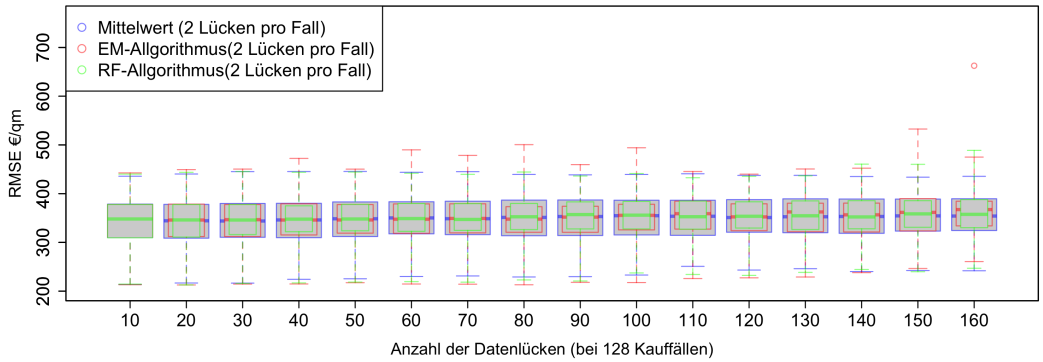


Abbildung B.157.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für EFH (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

B.3.10. Stade Eigentumswohnungen (blau genutzt, grau nicht genutzt)

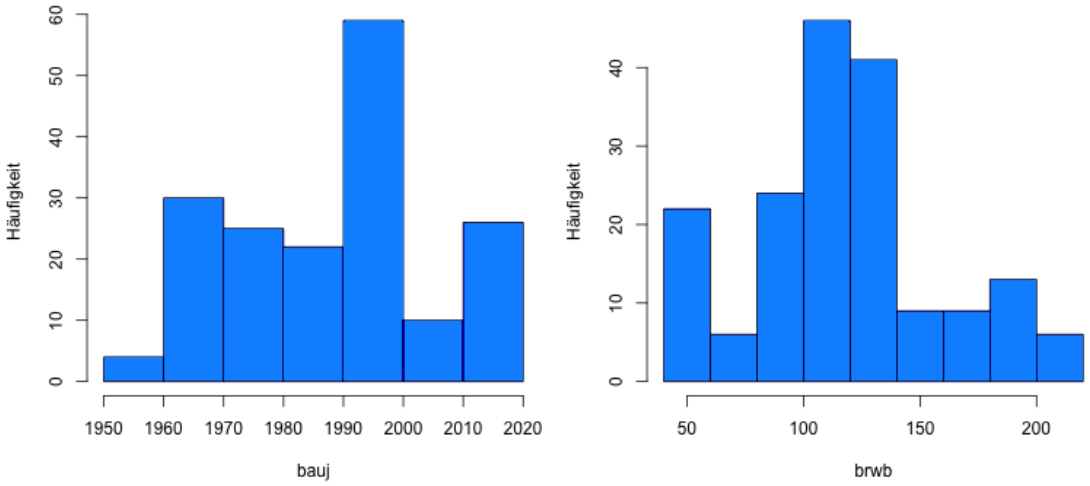


Abbildung B.158.: Verteilung der Daten aus Stade (ETW) für Baujahr (links) und Bodenrichtwerte (rechts) (eigene Darstellung).

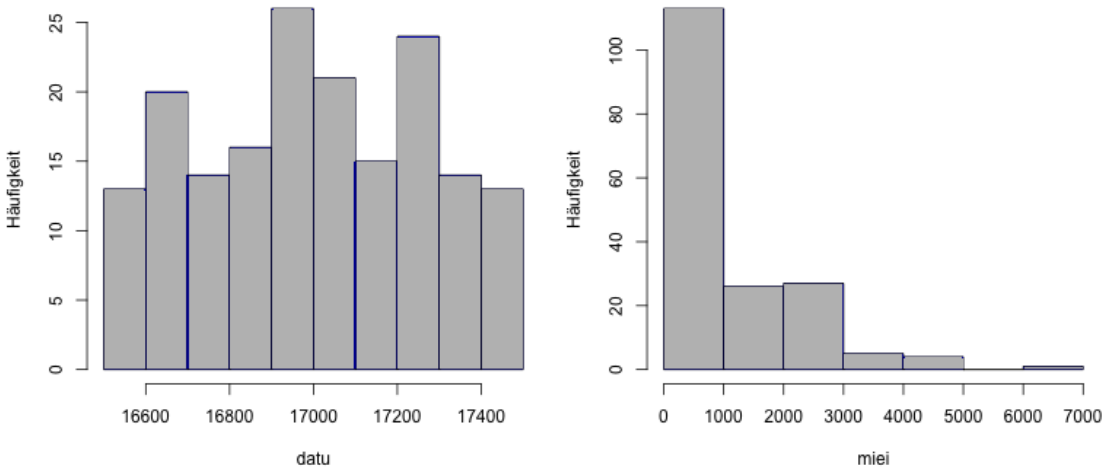


Abbildung B.159.: Verteilung der Daten aus Stade (ETW) für Datum des Kaufvertrages in Tagen seit 1.1.1970 (links) und Miteigentumsanteil (rechts) (eigene Darstellung).

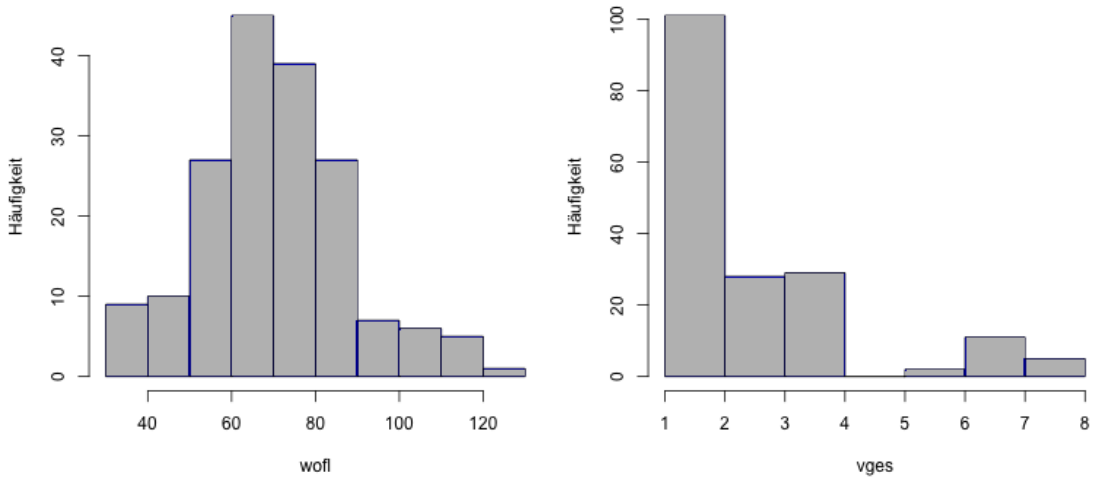


Abbildung B.160.: Verteilung der Daten aus Stade (ETW) für Wohnfläche (links) und Anzahl der Vollgeschosse (rechts) (eigene Darstellung).

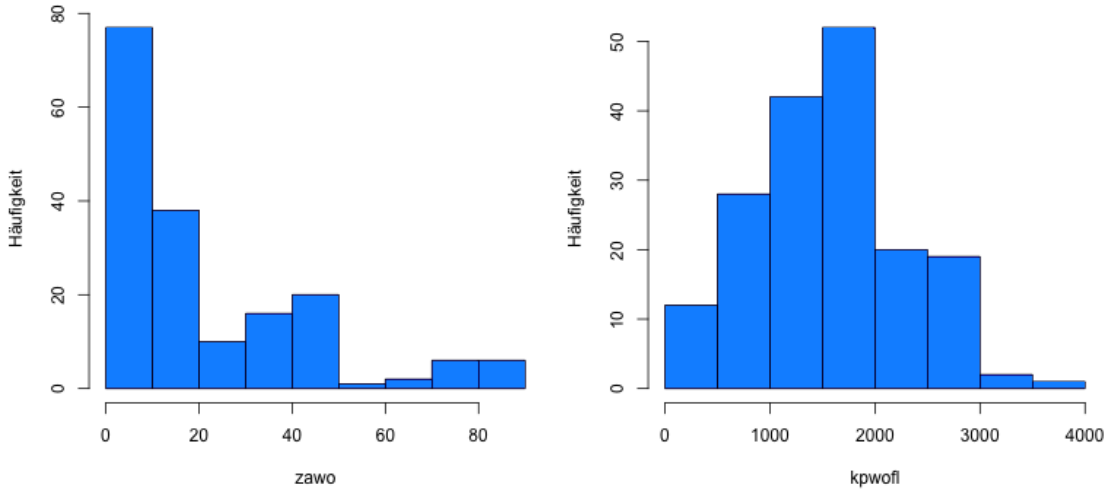


Abbildung B.161.: Verteilung der Daten aus Stade (ETW) für Anzahl der Wohnungen (links) und Kaufpreis pro Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung).

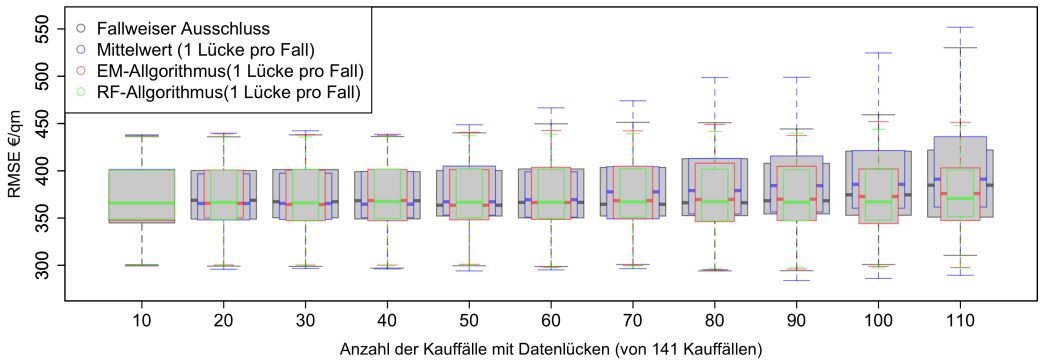


Abbildung B.162.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

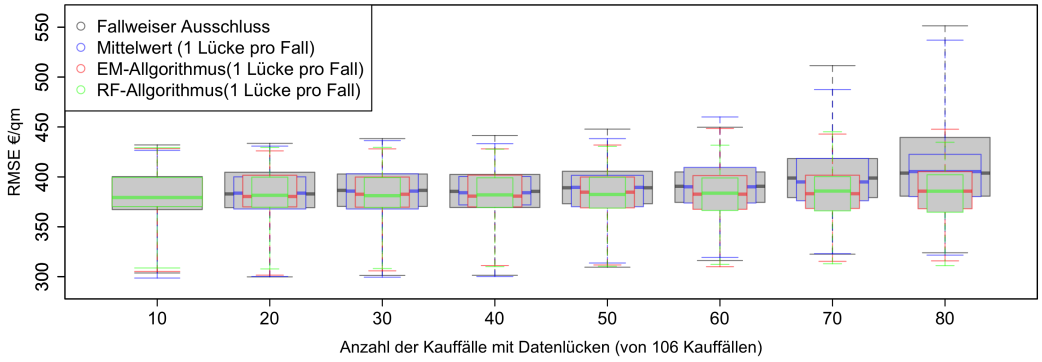


Abbildung B.163.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

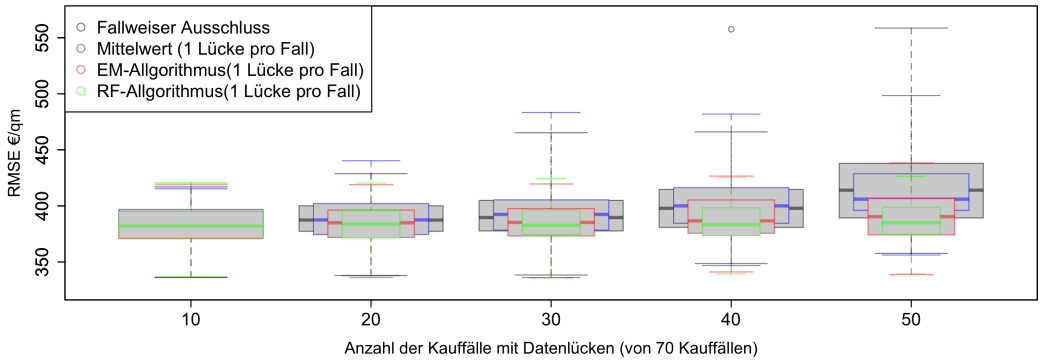


Abbildung B.164.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

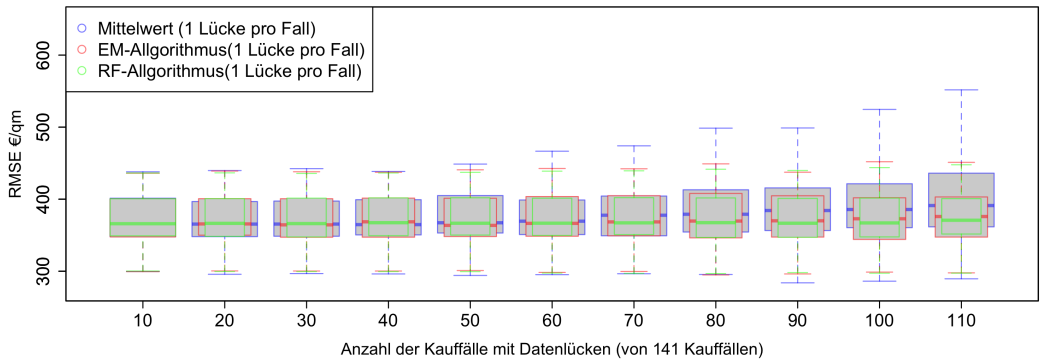


Abbildung B.165.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

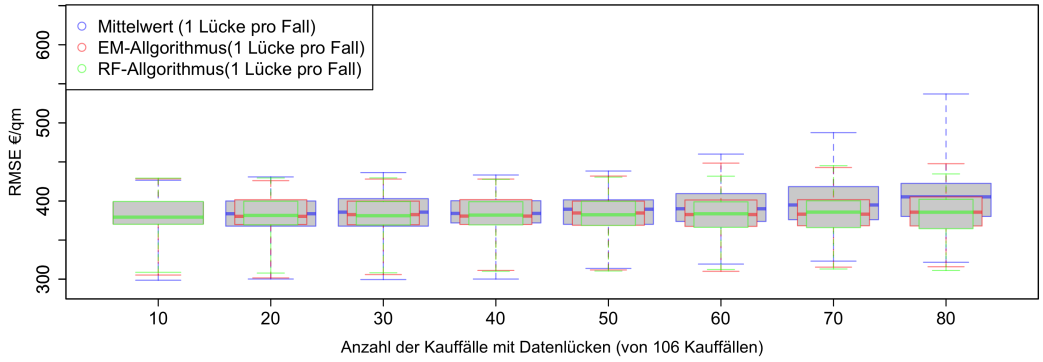


Abbildung B.166.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

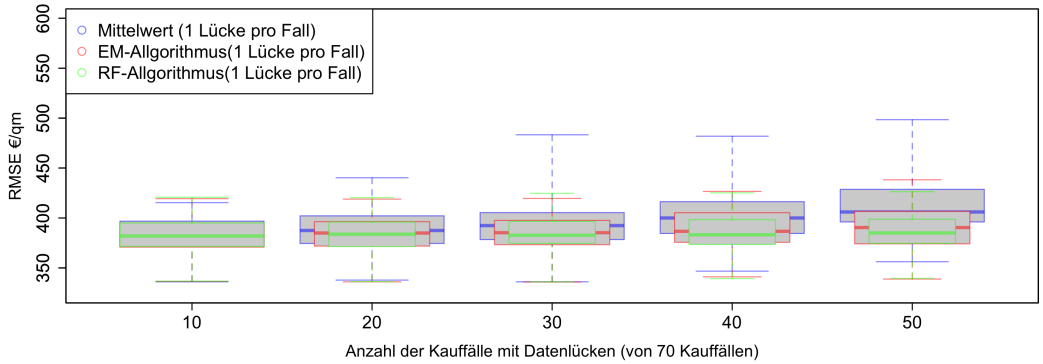


Abbildung B.167.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. einer Datenlücke pro Kauffall (eigene Darstellung).

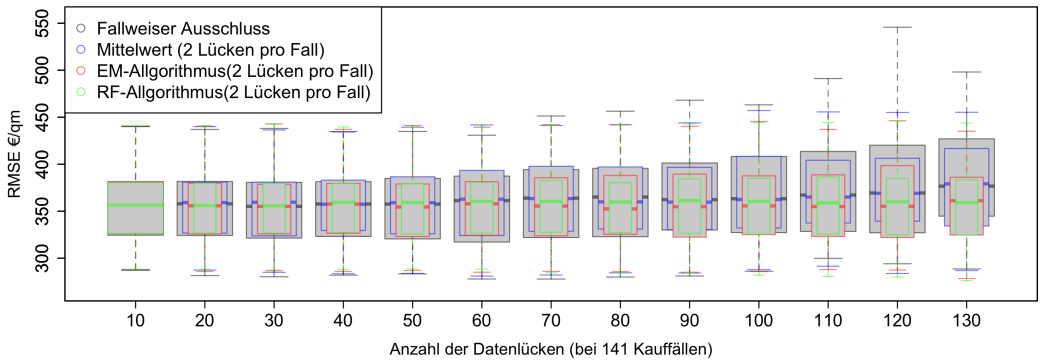


Abbildung B.168.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

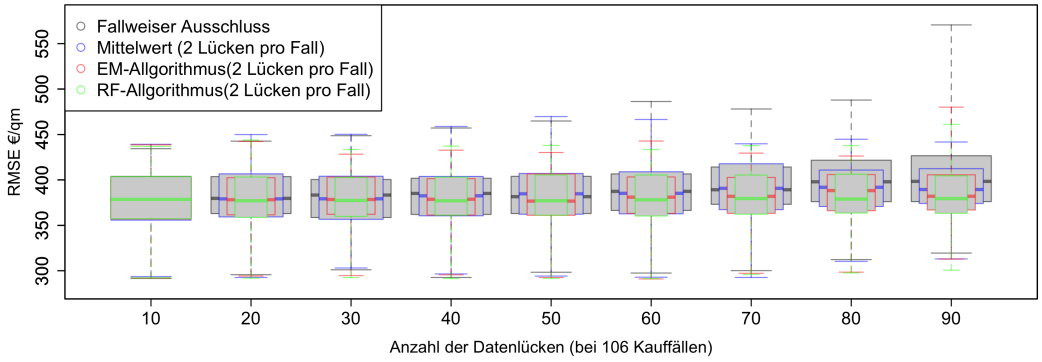


Abbildung B.169.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

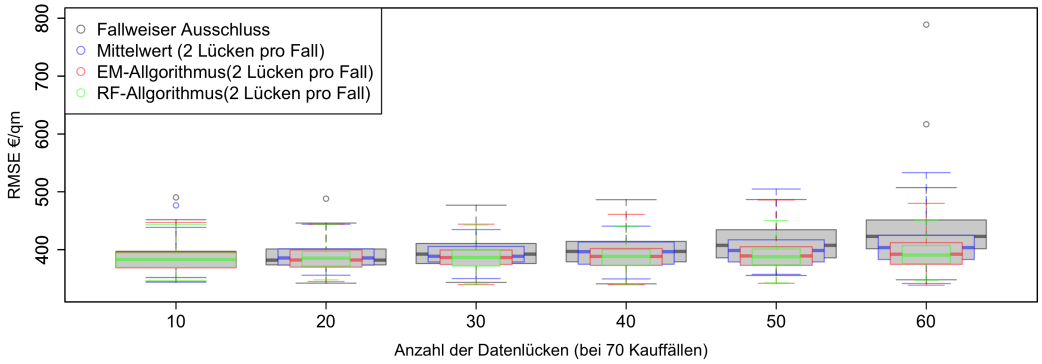


Abbildung B.170.: RMSE für alle Methoden im Teilmarkt Stade für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

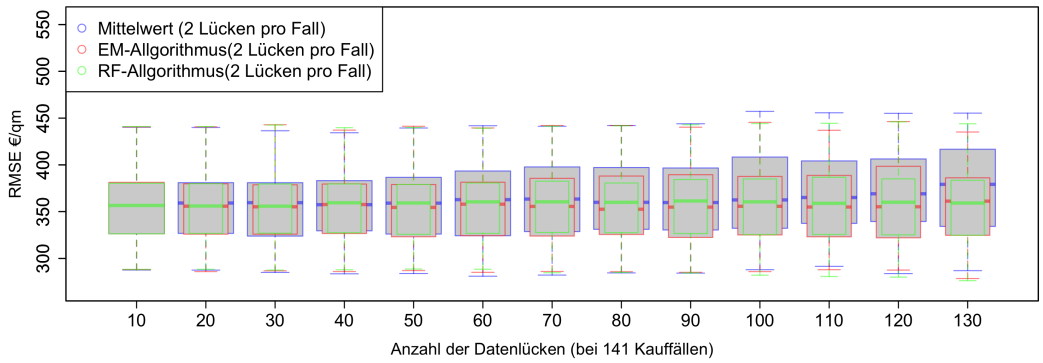


Abbildung B.171.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für ETW (40 % Auswertung, 60 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

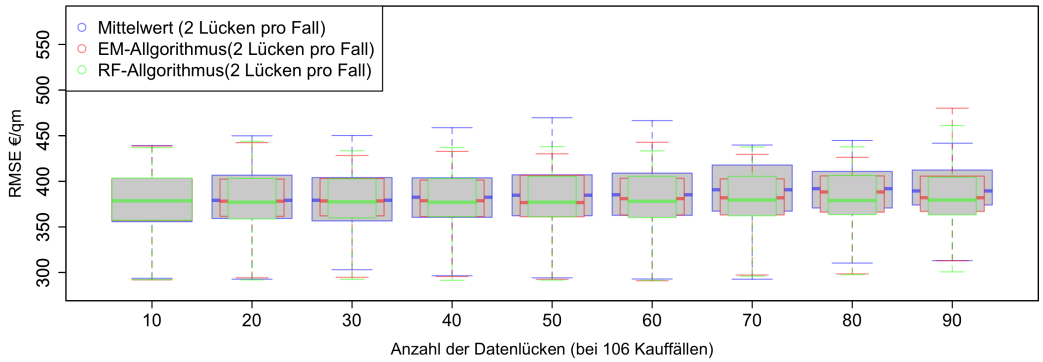


Abbildung B.172.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für ETW (60 % Auswertung, 40 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

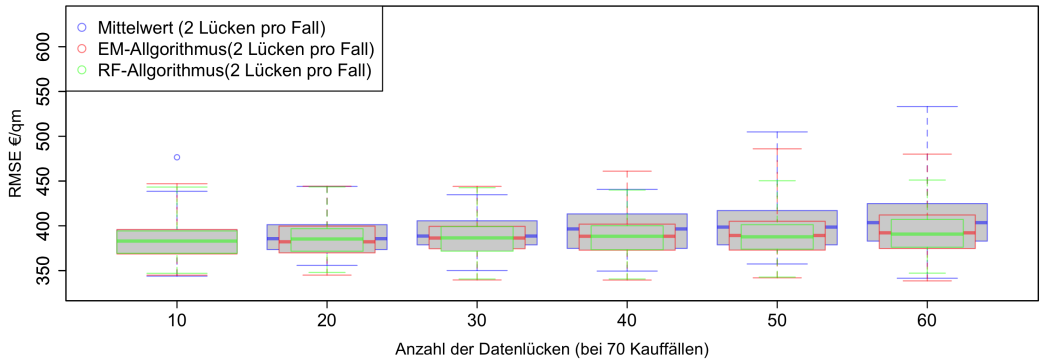


Abbildung B.173.: RMSE ohne FWA im Teilmarkt Stade für ETW (80 % Auswertung, 20 % Validierung) mit max. zwei Datenlücken pro Kauffall (eigene Darstellung).

C. Angebotsdaten

C.1. Varianten des Selektionsansatzes

Um zu prüfen, ob für einen Angebotsfall in der Kaufpreissammlung ein Kauffall existiert, werden für verschiedene Selektionsansätze je Fall die Einschränkungen in Selektionsgrößen in verschiedenen Varianten aufgeweitet bzw. begrenzt. Die Größe dieser Schranken wurde in einem iterativen Kreuzvalidierungsverfahren unter Zuhilfenahme der summierten normierten Differenzen abgeleitet. Dabei galt als Kriterium eine möglichst hohe Zuordnung an Kauffällen bei gleichzeitig geringer Wahrscheinlichkeit einer falschen Zuordnung. Beispielhaft ist die Zunahme der Anzahl zuordenbarer Kauffällen für die Größen, Wohnfläche und Baujahr bei Fixierung der weiteren Einflussgrößen in Abbildung C.1 dargestellt.

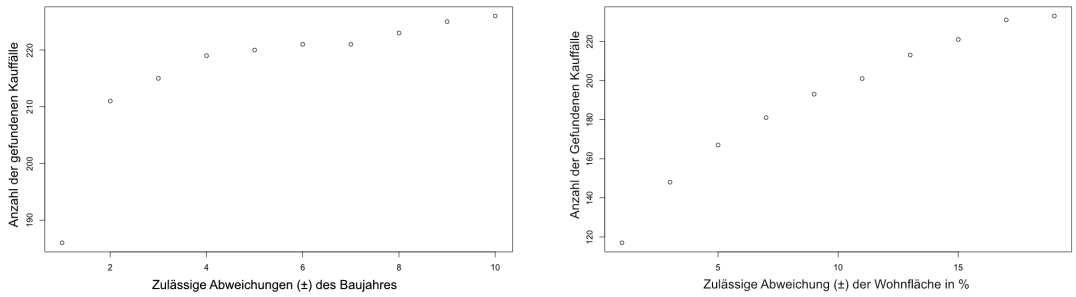


Abbildung C.1.: Beispielhafte Darstellung der Anzahl der zugeordneten Kauffälle bei unterschiedlicher Schrankengrenzen des Baujahres (links) und der Wohnfläche (rechts) (eigene Darstellung).

Liegen mehrere Kauffälle für den Selektionsansatz vor, wird die strikteste Variante 3 gewählt. Die Koordinatenabweichungen werden als Bounding Box interpretiert. Die folgenden Tabellen haben jeweils in den Varianten 1, 2 und 3 eine logische „und“ Verknüpfung (&&) zwischen der Selektion des Ortes und den Eigenschaften.

Tabelle C.1.: 1. Variante. Zwei mögliche Selektionsansätze des Ortes (oder-Verknüpft) (eigene Darstellung).

Gemeinde	Adresse
GAA Bezirk (033)	Straßenname nach Levenshtein $\leq$ 3 & == Hausnummer
GAA Bezirk (033)	Koordinatenabweichung < 25 Meter

Tabelle C.2.: 1. Variante. Drei mögliche Selektionsansätze des Ortes (oder-Verknüpft) (eigene Darstellung).

Wohnfläche	Datum des Vertrages	Baujahr
$\pm$ 30 %	>Angebotsstart < Angebotsende+100	$\pm$ 10a
$\pm$ 30 %	>Angebotsstart < Angebotsende+200	$\pm$ 5a
NA	>Angebotsstart < Angebotsende+100	$\pm$ 5a

Tabelle C.3.: 2. Variante. Zwei mögliche Selektionsansätze des Ortes (oder-Verknüpft) (eigene Darstellung).

Gemeinde	Adresse
GAA Bezirk (033)	Straßenname nach Levenshtein $\leq$ 3
GAA Bezirk (033)	Koordinatenabweichung < 50 Meter

Tabelle C.4.: 2. Variante. Zwei mögliche Selektionsansätze der Eigenschaften (oder-Verknüpft) (eigene Darstellung).

Wohnfläche	Datum des Vertrages	Baujahr
$\pm$ 1 m^2	>Angebotsstart < Angebotsende+50	$\pm$ 1a
$\pm$ 1 m^2 20 %	>Angebotsstart < Angebotsende+50	==

Tabelle C.5.: Variante 3. Selektionsansatz für den Ort im Fall, dass zuvor mehr als 1 Kauffall gefunden wird (eigene Darstellung).

Gemeinde	Adresse
GAA Bezirk (033)	Straßenname nach Levenshtein $\leq$ 2 & == Hausnummer
-	Koordinatenabweichung < 25 Meter & Hausnummer ==

Tabelle C.6.: Variante 3. Selektionsansatz für die Eigenschaften im Fall, dass zuvor mehr als 1 Kauffall gefunden wird. Die Selektionsgrenzen werden hier iterativ verkleinert (j in 5 % Schritten und k in 1 Jahres Schritten) bis lediglich 1 Kauffall verbleibt (eigene Darstellung).

Wohnfläche	Datum des Vertrages	Baujahr
$\pm$ (30- j) %	>Angebotsstart < Angebotsende+50	$\pm$ (5-k) a

C.2. Darstellung der Streudiagramme zwischen Einflussgrößen und Ab- und Zuschlägen

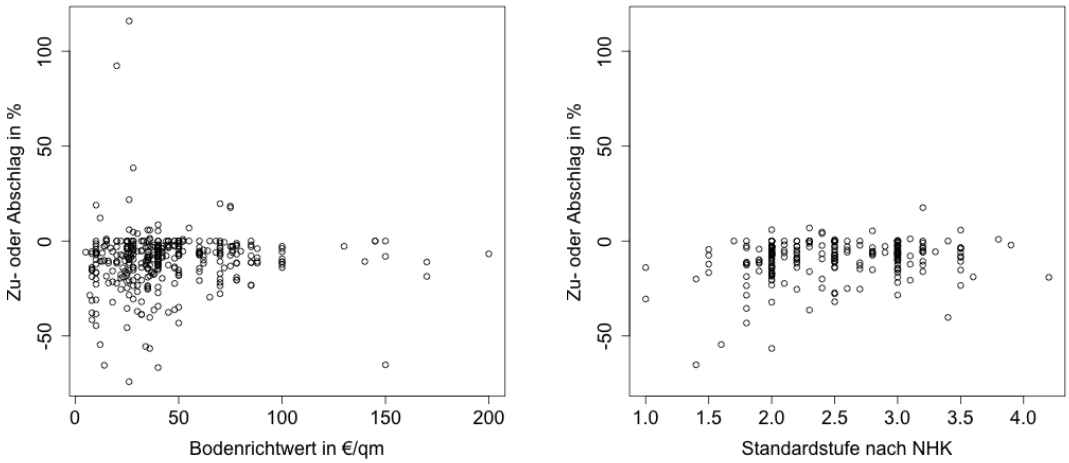


Abbildung C.2.: Streudiagramm der Zu- und Abschläge gegenüber den Einflussgrößen Bodenrichtwert (links) und Standardstufe (rechts) (eigene Darstellung).

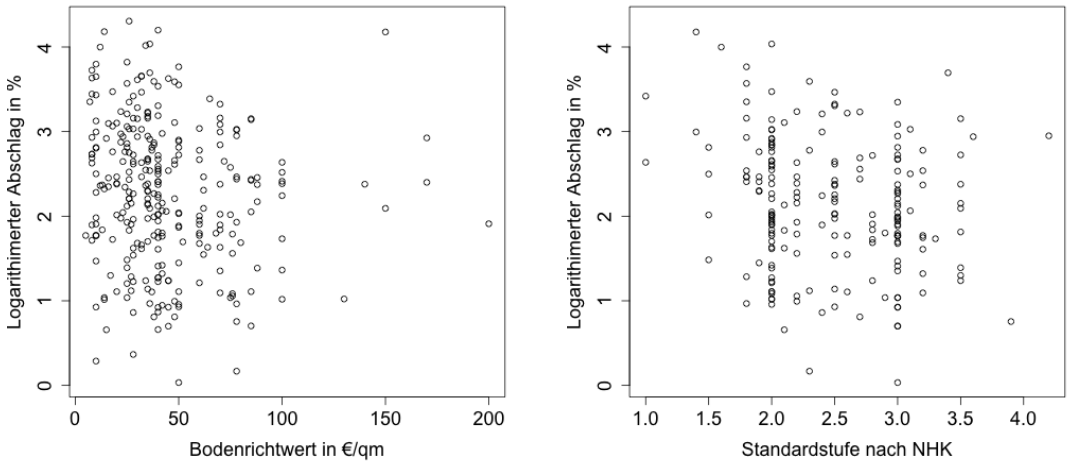


Abbildung C.3.: Streudiagramm der logarithmierten Abschläge gegenüber den Einflussgrößen Bodenrichtwert (links) und Standardstufe (rechts) (eigene Darstellung).

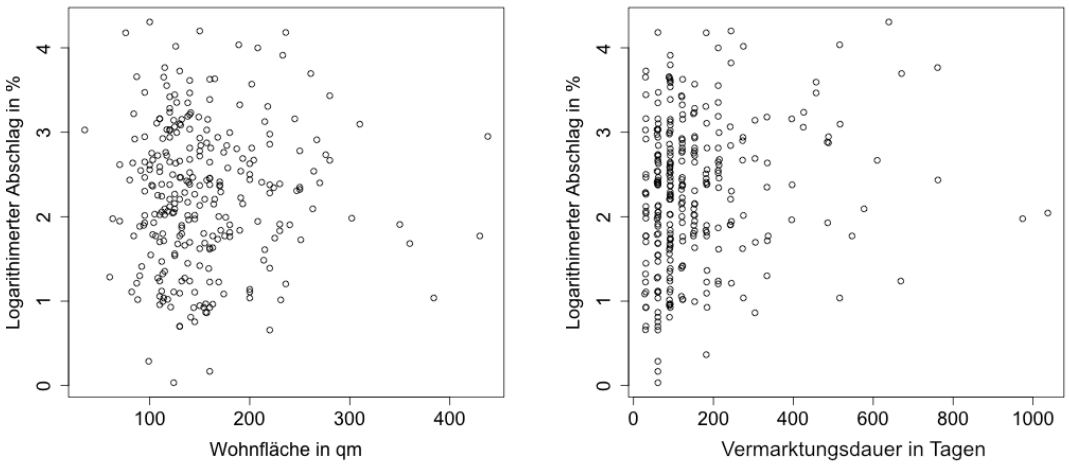


Abbildung C.4.: Streudiagramm der logarithmierten Abschläge gegenüber den Einflussgrößen Wohnfläche (links) und Vermarktungsdauer in Tagen (rechts) (eigene Darstellung).

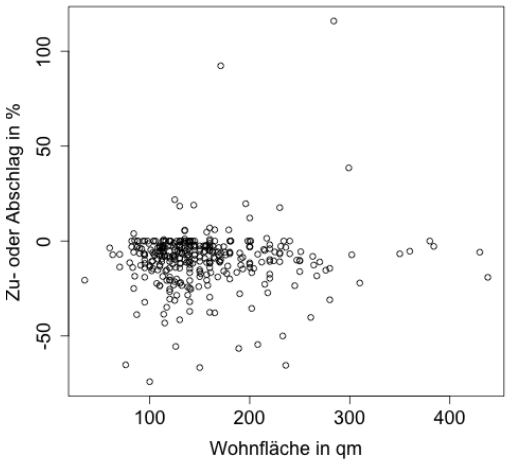


Abbildung C.5.: Streudiagramm der Zu- und Abschläge gegenüber den Einflussgrößen Wohnfläche (links) (eigene Darstellung).

C.3. Darstellung der Signifikanzen der Regressionen zu Einflüssen auf Zu- und Abschläge

Tabelle C.7.: Regressionsergebnisse für Zu- und Abschläge (eigene Darstellung).

Parameter	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>|t|)
Intercept	-7.32	1.13	-6.48	0.00
Vermarktungsdauer	-0.02	0.01	-3.32	0.00
Intercept	-11.57	2.34	-4.94	0.00
Wohnfläche	0.01	0.01	0.90	0.37
Intercept	-10.68	1.45	-7.38	0.00
Bodenrichtwert	0.02	0.03	0.60	0.55
Intercept	-14.25	2.84	-5.03	0.00
Standardstufe	2.17	1.11	1.95	0.05

Tabelle C.8.: Regressionsergebnisse für Zuschläge (eigene Darstellung).

Parameter	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>|t|)
Intercept	20.05	5.95	3.37	0.00
Vermarktungsdauer	-0.02	0.02	-0.65	0.52
Intercept	-21.38	15.79	-1.35	0.19
Wohnfläche	0.25	0.09	2.67	0.01
Intercept	20.05	5.95	3.37	0.00
Bodenrichtwert	-0.02	0.02	-0.65	0.52
Intercept	-21.38	15.79	-1.35	0.19
Standardstufe	0.25	0.09	2.67	0.01

Tabelle C.9.: Regressionsergebnisse für logarithmierte Zuschläge (eigene Darstellung).

Parameter	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>|t|)
Intercept	2.574	0.247	10.428	0.000
Vermarktungsdauer	-0.002	0.001	-1.936	0.065
Intercept	0.908	0.741	1.225	0.235
Wohnfläche	0.008	0.004	1.935	0.067
Intercept	2.574	0.247	10.428	0.000
Bodenrichtwert	-0.002	0.001	-1.936	0.065
Intercept	0.908	0.741	1.225	0.235
Standardstufe	0.008	0.004	1.935	0.067

Tabelle C.10.: Regressionsergebnisse für Abschläge (eigene Darstellung).

Parameter	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>|t|)
Intercept	-11.87	1.01	-11.70	0.00
Vermarktungsdauer	-0.01	0.00	-2.70	0.01
Intercept	-13.42	2.02	-6.64	0.00
Wohnfläche	0.00	0.01	0.01	1.00
Intercept	-15.71	1.25	-12.56	0.00
Bodenrichtwert	0.04	0.02	1.87	0.06
Intercept	-19.94	2.87	-6.95	0.00
Standardstufe	3.44	1.13	3.06	0.00

Tabelle C.11.: Regressionsergebnisse für logarithmierte Abschläge (eigene Darstellung).

Parameter	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>|t|)
Intercept	2.168	0.071	30.721	0.000
Vermarktungsdauer	0.001	0.000	2.467	0.014
Intercept	2.213	0.140	15.804	0.000
Wohnfläche	0.000	0.001	0.423	0.673
Intercept	2.422	0.088	27.637	0.000
Bodenrichtwert	-0.003	0.002	-1.814	0.071
Intercept	2.725	0.236	11.559	0.000
Standardstufe	-0.232	0.093	-2.510	0.013

D. Ergänzungen zu statistischen Methoden

D.1. Weitere Ergebnisse der GWR

Tabelle D.1.: Gegenüberstellung der gemittelten Kriterien zur Auswahl der geeignetsten Gewichtungsfunktion für den Datensatz der Liegenschaftszinssätze ohne Ausreißerbereinigung im globalen linearen Modell für die GWR. Zusätzlich wird die Gewichtung mittels räumlicher Distanz und BRW dargestellt (Lage) (eigene Darstellung).

		Bisquarekern				Gaußkern				
		CV		AICc		CV		AICc		
Kriterium	MLR	A	F	A	F	A	F	A	F	Lage
MAPE [%]	100	40	35	40	42	37	35	37	36	101
n(MAPEmin)	0	3	2	2	0	3	1	1	0	0
RMSE	1,9	1,7	1,7	1,7	1,7	1,7	1,7	1,7	1,7	2,0
n(RMSEmin)	0	3	0	0	1	2	2	4	0	0
EB5 [%]	8,2	12,3	11,7	12,3	11,6	11,7	11,5	11,9	11,4	9,1
n(EB5max)	2	3	1	3	1	1	1	2	2	0
EB10 [%]	21,0	23,9	23,2	23,8	23,0	23,6	23,1	23,1	22,7	17,4
n(EB10max)	2	1	2	2	1	2	2	1	0	0
EB0,5 [%]	25,6	29,6	27,8	29,6	27,3	29,6	27,6	29,6	27,3	20,5
n(EB0,5max)	2	6	0	6	0	5	0	6	0	0

D.2. Verteilung der Daten für die Anwendung der statistischen Methoden

Im Folgenden werden die Verteilungen und die deskriptive Statistik der Daten, die zur Ableitung der Liegenschaftszinssätze (gesamt Niedersachsen) und Vergleichsfaktoren (ausgewählte Wohnungsmarktregionen) dargestellt, die zur Analyse mit MLR, GWR und KNN genutzt werden.

D.2.1. Darstellung der Verteilung der Kauffälle für MFH (unbereinigt) (Liegenschaftszinssätze)

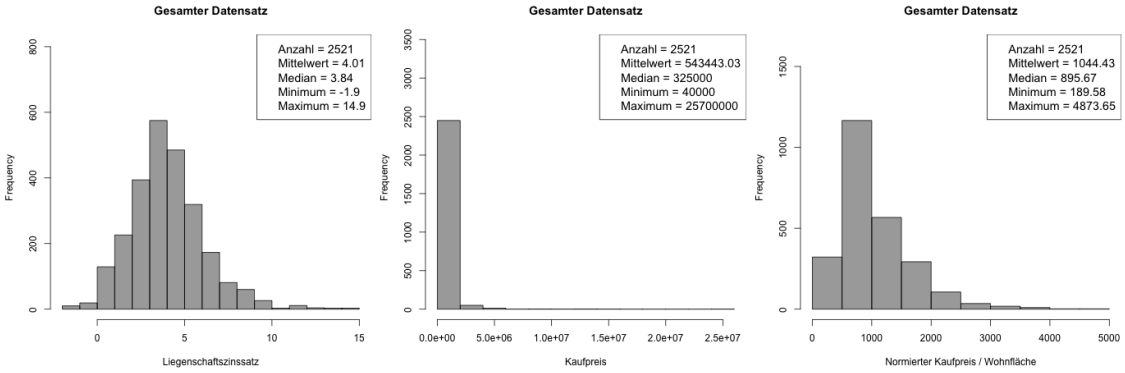


Abbildung D.1.: Verteilung der Daten der Liegenschaftszinssätze in m^2 (links), des absoluten Kaufpreises in € (mitte) und des normierten Kaufpreises/Wohnfläche in €/m^2 (rechts) für die Analyse der Liegenschaftszinssätze inklusive ihrer deskriptiven Statistik (eigene Darstellung).

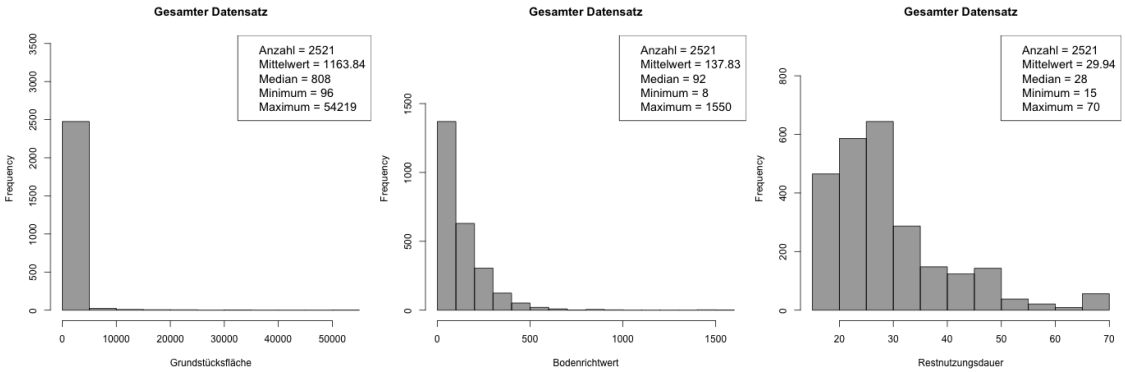


Abbildung D.2.: Verteilung der Daten der Grundstücksfläche in m^2 (links), der Bodenrichtwerte in €/m^2 (mitte) und der Restnutzungsdauer in Jahren (rechts) für die Analyse der Liegenschaftszinssätze inklusive ihrer deskriptiven Statistik (eigene Darstellung).

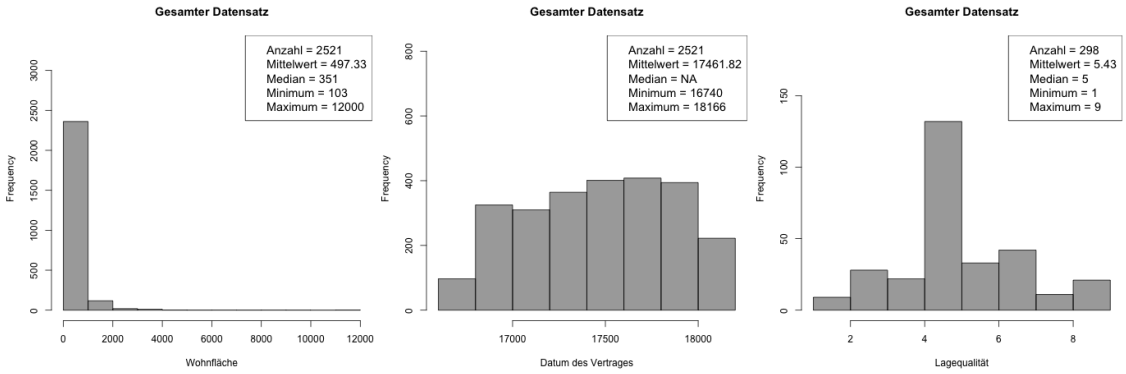


Abbildung D.3.: Verteilung der Daten der Wohnfläche in m^2 (links), des Kaufzeitpunktes in Tagen seit dem 1.1.1970 (mitte) und der Lagequalität (rechts) für die Analyse der Liegenschaftszinssätze inklusive ihrer deskriptiven Statistik (eigene Darstellung).

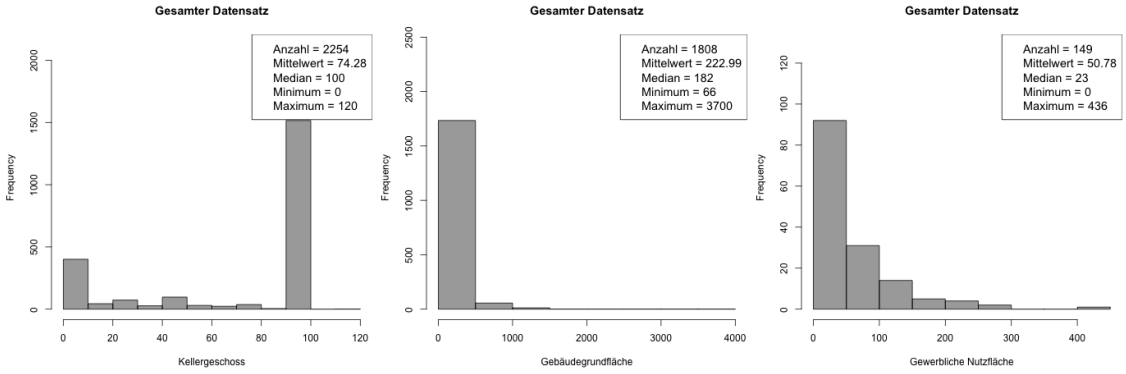


Abbildung D.4.: Verteilung der Daten der Anteile der Unterkellerung in % (links), der Gebäudegrundfläche in m^2 (mitte) und der gewerblichen Nutzfläche in m^2 (rechts) für die Analyse der Liegenschaftszinssätze inklusive ihrer deskriptiven Statistik (eigene Darstellung).

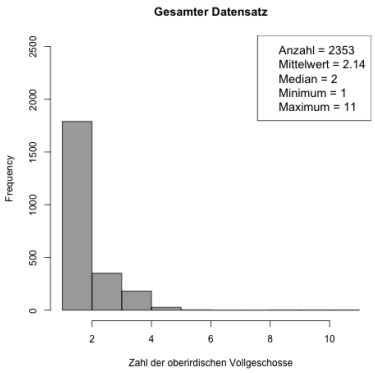


Abbildung D.5.: Verteilung der Anzahl der oberirdischen Vollgeschosse für die Analyse der Liegenschaftszinssätze inklusive ihrer deskriptiver Statistik (eigene Darstellung).

D.2.2. Darstellung der Verteilung der Kauffälle der EFH für die Auswertung als Vergleichsfaktoren

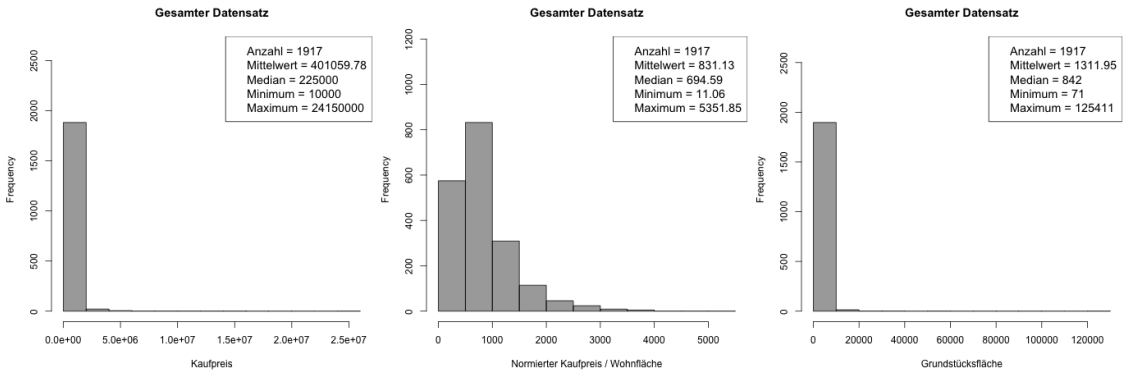


Abbildung D.6.: Verteilung der Daten der Kaufpreise in € (links), des normierten Kaufpreises in €/m^2 (mitte) und der Grundstücksgröße in m^2 (rechts) für die Analyse der Vergleichsfaktoren in den ausgewählten Wohnungsmarktregionen inklusive ihrer deskriptiven Statistik (eigene Darstellung).

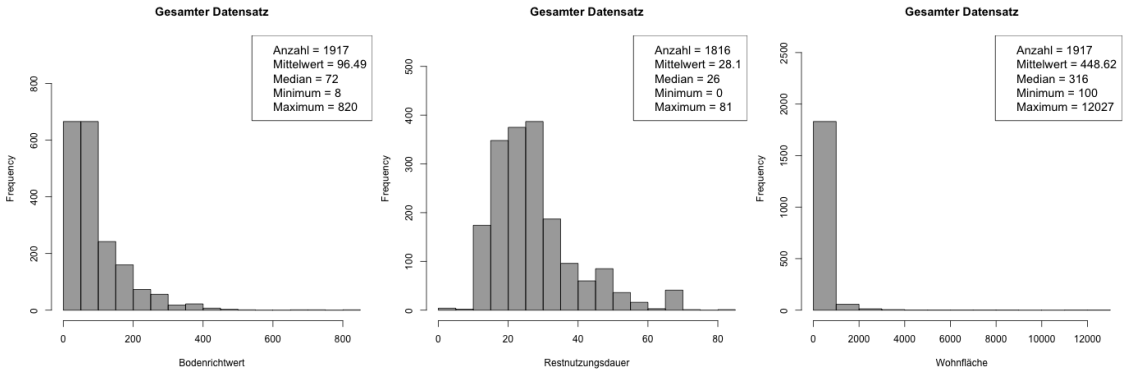


Abbildung D.7.: Verteilung der Daten der Bodenrichtwerte in €/m^2 (links) und der Restnutzungsdauer in Jahren (mitte)und der Wohnfläche in m^2 (rechts) für die Analyse der Vergleichsfaktoren in den ausgewählten Wohnungsmarktregionen inklusive ihrer deskriptiven Statistik (eigene Darstellung).

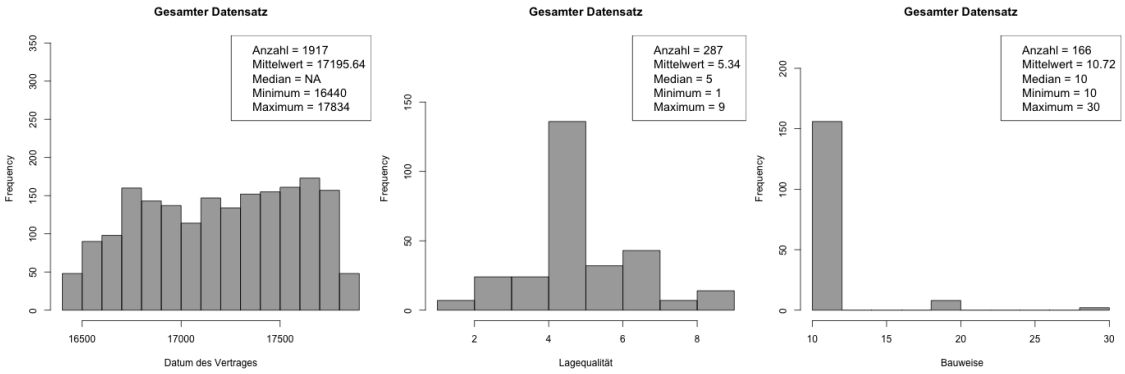


Abbildung D.8.: Verteilung der Daten des Kaufzeitpunktes in Tagen seit dem 1.1.1970 (links) und der Lagequalität (mitte) und der Anteile der Unterkellerung in % (rechts) für die Analyse der Vergleichsfaktoren in den ausgewählten Wohnungsmarktregionen inklusive ihrer deskriptiven Statistik (eigene Darstellung).

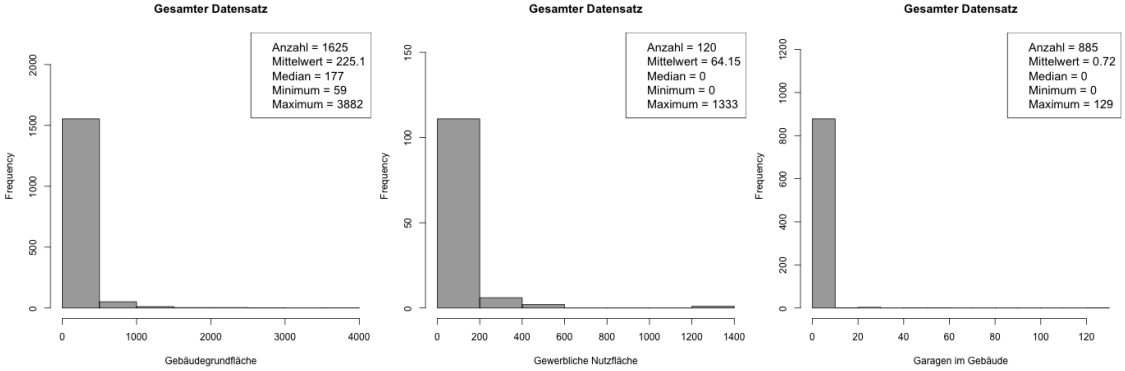


Abbildung D.9.: Verteilung der Daten der Gebäudegrundfläche in m^2 (links) für die Analyse der Vergleichsfaktoren in den ausgewählten Wohnungsmarktregionen inklusive ihrer deskriptiven Statistik (eigene Darstellung).