

# Immobilienbewertung in Märkten mit geringen Transaktionen – Möglichkeiten statistischer Auswertungen

## Real Estate Valuation in Markets with Few Transactions – Possibilities of Statistical Evaluations

Matthias Soot

### Zusammenfassung

Die Bewertung von Immobilien in Märkten mit geringen Transaktionen stellt eine Herausforderung dar. Im Rahmen des Beitrags werden diese Märkte näher beleuchtet und ausgewählte Untersuchungen zur Verbesserung der Auswertung von Kaufpreisen aus der Kaufpreissammlung vorgestellt. Es kann gezeigt werden, dass Kauffalldaten, die Lücken in den beschreibenden Faktoren aufweisen, durch einfache und komplexe Methoden vervollständigt werden können, aber auch die Ergebnisse bei Vorliegen von zufällig auftretenden Datenlücken denen von vollständig erfassten Datensätzen entsprechen. Ebenso kann gezeigt werden, dass überregionale Auswertungen mit räumlichen Auswertemethoden sowie nicht-parametrischen Verfahren (Künstliche Neuronale Netze) bessere Ergebnisse erzielen können als herkömmliche multiple lineare Regressionsanalysen. Dies spricht für einen Einsatz in Märkten mit geringen Transaktionen sowie eine Weiterentwicklung der Methoden zu einer kombinierten Methode (räumlich und nicht-parametrisch). Abschließend wird ein Konzept zur gemeinsamen Auswertung von unterschiedlichen Daten (Kaufpreise, Expertenwissen, Angebotsdaten) angesprochen. Eine vertiefte Auseinandersetzung der Thematik erfolgt in der gleichnamigen Dissertation von Soot (2021).

**Schlüsselwörter:** Märkte mit geringen Transaktionen, Datenlücken, Expertenwissen, überregionale Auswertungen, Künstliche Neuronale Netze

### Summary

*The valuation of real estate in markets with few transactions is a challenge. This paper takes a closer look at these markets and presents some research to improve the evaluation of purchase prices from the purchase price database. It can be shown that purchase cases with gaps in descriptive factors can be completed using simple and complex methods, and that the results obtained in the presence of randomly occurring data gaps are equivalent to those obtained from fully collected data sets. Similarly, it can be shown that cross-regional evaluations using spatial evaluation methods as well as non-parametric methods (artificial neural networks) can generate better results than conventional multiple linear regression analyses. This indicates a usage in markets with few transactions. Besides a method to combine spatial and non-parametric methods should be developed. Finally,*

*a concept for the joint evaluation of different data (purchase prices, expert knowledge, offer data) is addressed. A more in-depth discussion of the topic is given in the dissertation of the same name by Soot (2021).*

**Keywords:** *markets with low transactions, data gaps, expert knowledge, supra-regional evaluations, artificial neural networks*

### 1 Einführung

Der Immobilienmarkt stellt mit einem Transaktionsvolumen von mehr als 300 Mrd. Euro jährlich (AK OGA 2021, S. 23) einen wesentlichen Teil der Volkswirtschaft Deutschlands dar. In den vergangenen Jahren konnte ein stetiger Anstieg von durchschnittlichen Immobilienpreisen festgestellt werden. Dieser Aussage zugrunde liegende statistische Analysen beruhen in der Regel auf den Daten aus Märkten mit einer großen Transaktionszahl bzw. aus aggregierten Marktdaten. Isolierte Aussagen über Märkte mit geringen Transaktionen stellen eine große Herausforderung dar, da diese Märkte i. d. R. nicht statistisch untersucht werden können. Dies liegt zum einen an der Anzahl der Transaktionen selbst, zum anderen auch an der Qualität der erfassten Daten. Soot (2021) leitet eine Systematisierung von Märkten mit geringen Transaktionen ab und untersucht verschiedene Methoden zur Verbesserung der Datenlage und für das Verständnis bei der Verwendung dieser zusätzlichen Daten. Im Rahmen dieses Beitrags werden die ausgewählten Untersuchungen zusammenfassend dargestellt (für Details vgl. Soot 2021).

Zunächst wird in Kap. 2 die Problematik der Märkte mit geringen Transaktionen näher vorgestellt und die Systematisierung dieser Märkte erörtert. In Kap. 3 werden Analysen zum Umgang mit unvollständig erfassten Kauffällen am Beispiel von Imputationsmethoden präsentiert und in Kap. 4 Methoden zur Auswertung räumlich aggregierter Daten beschrieben. In Kap. 5 und 6 werden die Ergebnisse kurz zusammengefasst und die weiteren geplanten Schritte vorgestellt.

## 2 Märkte mit geringen Transaktionen

Unter kaufpreisarmen Lagen (Reuter 2006) oder Lagen mit mangelnden Kaufpreisen (Günther 2003) werden in Deutschland Gebiete verstanden, in denen wenige Transaktionen in einem bestimmten Zeitfenster getätigten werden. In einer Umfrage von Reuter (2006) wird der Begriff aus der Wertermittlungspraxis über die Anzahl der Kauffälle innerhalb eines Zeitraumes definiert sowie eine Definition der Begriffe »bodenpreisarme« und »kaufpreisarme« Lage aufgestellt. Heute wird der Begriff der kaufpreisarmen Lage uneinheitlich genutzt und für alle Märkte mit geringer Transaktionszahl (von bebauten und unbebauten Grundstücken) verwendet. Im Wesentlichen kommt er aber in der Literatur im Zusammenhang mit dem unbebauten Teilmarkt vor, da bei der Ableitung der Bodenrichtwerte in den verschiedensten Lagen die Problematik regelmäßig zum Tragen kommt. So definieren Gutachterausschüsse eine kaufpreisarme Lage für einen Teilmarkt der unbebauten Grundstücke, wenn maximal eine Anzahl von vier bis fünf Kauffällen innerhalb von zwei Jahren vorhanden ist. Damit ist eine empirische Ableitung von Marktdaten nahezu unmöglich. Verschiedene Methoden wurden entwickelt, die im Wesentlichen Marktdaten auf Grundlage des Expertenwissens ableiten. Der überwiegende Teil beschäftigt sich mit dem Teilmarkt der unbebauten Grundstücke. Kaufpreisarme Lagen treten vor allem bei Stadtumbaumaßnahmen, Sanierungsmaßnahmen oder in ländlichen Räumen auf. Der Begriff fand seinerzeit keinen direkten Eingang in die ImmoWertV 2010, ist aber indirekt in § 1 Abs. 2 genannt und wurde sinngemäß auch in die ImmoWertV 2021 übernommen (»Die genannten Vorschriften sind auf grundstücksgleiche Rechte, Rechte an diesen und Rechte an Grundstücken sowie auf solche Wertermittlungsobjekte, für die kein Markt besteht, entsprechend anzuwenden« (§ 1 Abs. 2 Satz 1 ImmoWertV 2010).) Denn nach der Begründung zu § 1 Abs. 1 Nr. 1 ImmoWertV sind

hiermit insbesondere Rechte gemeint, die nicht marktgängig sind, aber auch Wertermittlungsobjekte, die nicht marktgängig/-fähig sind. »Dabei kommt die Überlegung zu Anwendung, bei nicht marktgängigen bzw. -fähigen Wertermittlungsobjekten die Berücksichtigung der wirtschaftlichen Vor- und Nachteile heranzuziehen. Dieser kommt bei einem fehlenden Markt besondere Bedeutung zu. Dies kann außer den Fällen nicht übertragbarer Rechte auch die Fälle kaufpreisärmer Lagen z. B. in Stadtumbaugebieten betreffen. Dabei kann das fiktive Marktgeschehen im Wege sachverständiger entwickelter Modelle nachvollzogen werden, denen ›das wahrscheinlichste Marktverhalten der Beteiligten‹ zugrunde zu legen ist« (vgl. BT-Drucksache 171/10, S. 34).

Dieses Phänomen im Kontext der unbebauten Grundstücke ist bereits umfangreich erforscht, sodass eine Vielzahl an Methoden vorliegt. Einen Überblick bieten insbesondere Hendricks (2017) und Zeißler (2012). Bisher werden Märkte bebauter Grundstücke im Kontext der geringen Transaktionen wenig betrachtet. Ansätze zur Bewertung in einer kombinierten Auswertung von Kaufpreisen und Expertenwissen (Alkhatab und Weitkamp 2012, Dorndorf et al. 2016, 2017) führen zu guten Ergebnissen, sind jedoch mit einem sehr hohen Aufwand verbunden (Soot et al. 2019a). Es stellt sich die Forschungsfrage, ob und wie Immobilienmärkte mit geringer Transaktionszahl systematisiert werden können.

### 2.1 Methodik der Systematisierung

Um zukünftig differenzierte Handlungsempfehlungen ableiten zu können, wird auf Basis mehrerer leitfadengestützter Experteninterviews eine Systematisierung der Märkte mit geringen Transaktionen vorgenommen.

Zum Einsatz kommt in erster Linie die Grounded Theory Method (GTM). Hierbei handelt es sich um eine qua-

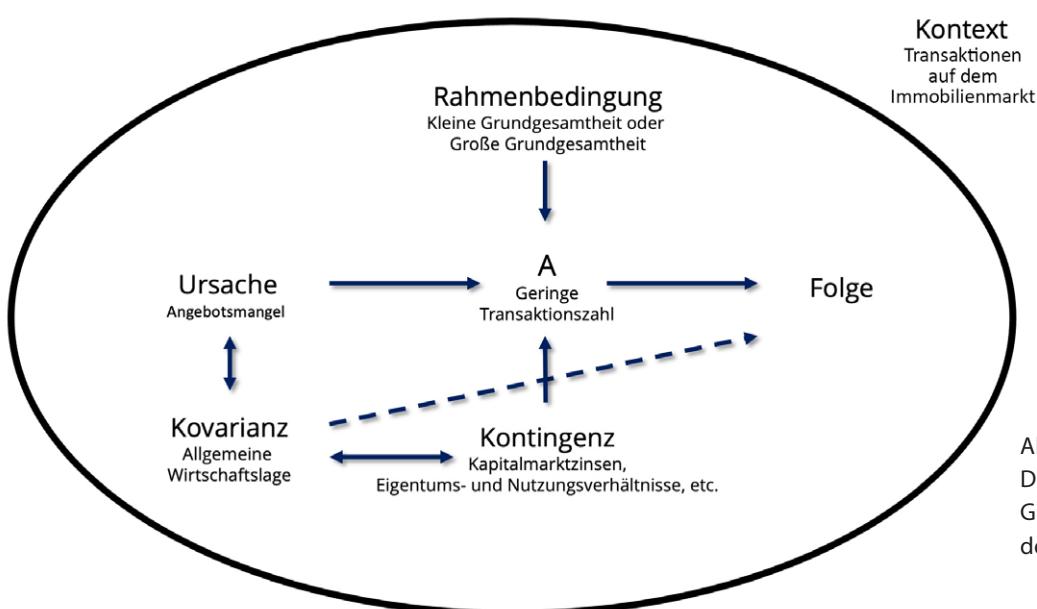


Abb. 1:  
Das Konzept der 6 Cs nach  
Glaser (1978) am Beispiel  
des Angebotsmangels

litative Methode zur Bildung einer Theorie, die auf Basis von z. B. Literatur und Befragungen gebildet werden kann (Glaser und Strauss 1967, Urquhart 2013). Dabei werden neben Informationen aus der Literatur vornehmlich Expertenbefragungen im Bereich der Immobilienbewertung aus verschiedenen räumlichen Tätigkeitsbereichen und beruflichen Schwerpunkten (öffentliche Verwaltung, private Sachverständige, Forschung) ausgewertet. Anschließend werden die Interviews (Dauer jeweils ca. 45–60 Minuten) transkribiert und mit dem Schema der 6 Cs von Glaser (1978) codiert:

- Context (Kontext),
- Cause (Ursache),
- Contingencies (Besonderheiten),
- Conditions (Rahmenbedingungen),
- Covariance (Kovarianz),
- Consequences (Folgen).

Dem Konzept der 6 Cs (Abb. 1) liegt zugrunde, dass ein beobachtbares Phänomen (A) durch eine Ursache hervorgerufen wird. Diese Wirkung der Ursache auf das Phänomen ist durch Rahmenbedingungen und Besonderheiten beeinflusst. Die Gegebenheiten (Rahmenbedingungen und Kontingenz) sind dabei nicht unmittelbar die Ursache, können aber aufgrund von Korrelationen (Kovarianzen) als beschreibende Indikatoren im Gesamtzusammenhang genutzt werden. Aus allen wirkenden Parametern kann eine Folge beobachtet werden. Das Modell ist im Gesamtzusammenhang (Kontext) zu sehen.

Aus den mit diesen genannten Codes systematisierten Aussagen der Interviews wird dann die Theorie abgeleitet.

Die Auswahl und Erweiterung der Stichprobe der Experten erfolgt sequenziell (Start-Stichprobe von drei Experten) und wird iterativ erweitert, bis eine theoretische Sättigung (keine neuen Erkenntnisse durch neue Interviews) erreicht ist. Insgesamt werden sieben Experten befragt.

## 2.2 Ergebnisse

Zur eindeutigeren Verwendung der Begrifflichkeiten wird empfohlen, anstelle von »kaufpreisarmen Lagen« von Märkten mit geringen Transaktionen zu sprechen, da sich das Phänomen nicht immer unmittelbar auf einzelne Lagen beschränkt. So können z. B. Bürostandorte in ländlichen Räumen selten gehandelt werden, Wohnimmobilien in der gleichen Lage hingegen wesentlich häufiger.

Im Ergebnis der GTM kann eine Systematisierung abgeleitet werden. Diese lässt sich hauptsächlich in die Oberkategorien Angebots- und Nachfragemangel unterteilen. Darunter können weitere Unterkategorien abgeleitet werden, die eine Ursache für den Mangel definieren und gleichzeitig auch eine Aussage zu Grundgesamtheit und Stichprobe geben. Der Nachfragemangel kann in eher ländlichen Räumen verortet werden und wird im Wesentlichen durch den demographischen Wandel beeinflusst (Tab. 1).

Ein Angebotsmangel (Tab. 2) ist generell in Märkten mit hohem Marktdruck zu erwarten. Auch spezielle Immobilieneigenschaften oder die persönliche Situation von Eigentümern (z. B. Unterlassen des Verkaufs einer Immobilie aufgrund der fehlenden Investitionsalternativen) führen dazu.

Tab 1: Kategorisierung des Nachfragemangels

Kategorie	Grund-gesamtheit	Stichprobe	Beispiel
Demografie	groß	klein	ländliche, strukturschwache Räume
Eigenart des Objektes	überwiegend klein	klein	unzeitgemäße Grundstückszuschnitte und ungewöhnliche Immobilien

Quelle: Soot 2021

Tab. 2: Kategorisierung des Angebotsmangels

Kategorie	Grund-gesamtheit	Stichprobe	Beispiel
selten in seinen Eigen-schaften	klein	klein	Bürogebäude in dörflichen Gebieten
nicht ver-fügbar in spezifischer Eigenschaft	groß, aber in einer anderen Form	klein bis groß, aber in einer anderen Form	unbebaute Grundstücke
einzigartig	Anzahl = 1	Anzahl $\leq$ 1	Burggruine

Quelle: Soot 2021

## 3 Möglichkeiten zum Umgang mit Datenlücken – Imputationsmethoden

### 3.1 Ausgangslage

Die Kaufpreissammlungen der Gutachterausschüsse beinhalten deutschlandweit ca. 1 Mio. Kauffälle pro Jahr (AK OGA 2021, S. 2). Neben dem Kaufpreis sind weitere Informationen zur Interpretation der Kaufpreishöhe notwendig. Neben der Lage sind auch die tatsächlichen Immobilieneigenschaften zum Kaufzeitpunkt relevant. Diese werden i. d. R. durch Sekundärquellen (Kataster, Bauakten, Vor-Ort-Begehung oder Käuferbefragungen) realisiert. Während die Informationen zur Lage (z. B. über den Bodenrichtwert) und die Grundstücksfläche vollständig erfasst werden können, sind Informationen zu den Gebäudeeigenschaften oft nur schwer zugänglich. Käuferbefragungen haben eine durchschnittliche Rücklaufquote von überwiegend 30 % bis 80 % (Soot et al. 2019a). Trotz

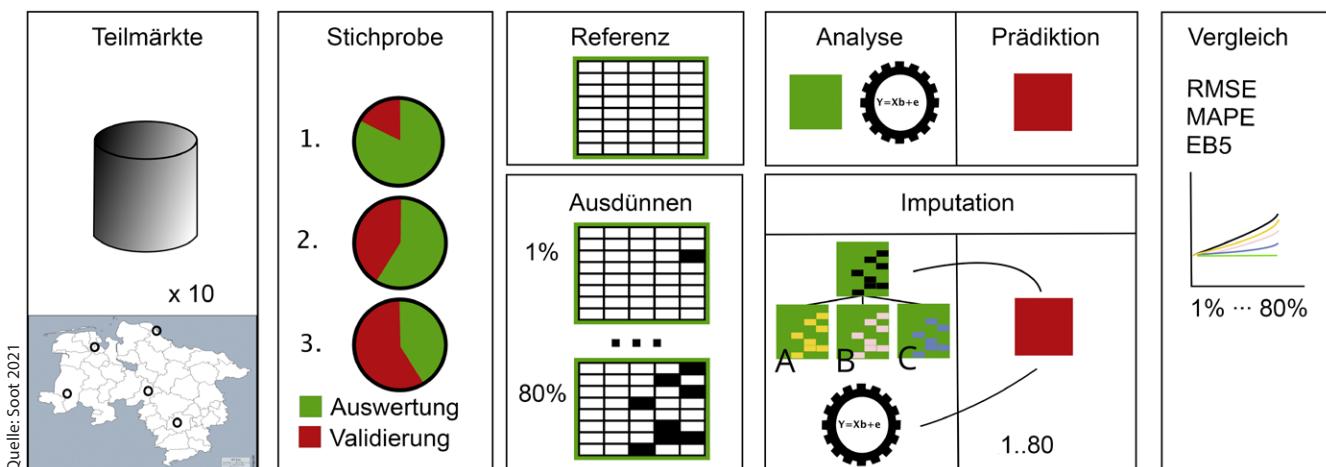


Abb. 2: Ablauf der Analyse zur Bewertung der Imputationsmethoden

der vergleichsweise hohen Rücklaufquote verbleiben häufig Datenlücken in den Kaufpreissammlungen der Gutachterausschüsse. Dies ist insbesondere dann ein Problem, wenn in einem räumlichen oder sachlichen Teilmarkt nur wenige Transaktionen vorliegen. In der Praxis kommt hier der Fallweise Ausschluss (FWA) zur Anwendung, bei dem die Kauffälle, die Merkmale für die Analyse nicht aufweisen, vollständig von der Analyse ausgeschlossen werden. Damit verbunden ist oftmals ein großer Datenverlust.

Andere Professionen machen sich die Rest-Information zunutze und verwenden sogenannte Imputationsverfahren zur Nutzung von Datensätzen mit Datenlücken. So werden z. B. bei Befragungen in den Sozialwissenschaften verschiedenste Methoden angewandt (Überblick in Lüdtke et al. 2007 oder Böwing-Schmalenbrock und Jurczok 2011, Anwendung u. a. in Alda und Rohrbach-Schmidt 2011 sowie Köller et al. 2006).

Im Rahmen der Arbeit wird daher untersucht, welche Möglichkeiten Imputationsmethoden bieten, um die Datenlage zu verbessern. Damit wird die Forschungsfrage beantwortet, wie Kaufpreise mit Datenlücken in Einflussgrößen für die Auswertung nutzbar gemacht werden können.

In einer vorgesetzten Simulation wird mit synthetisch erzeugten Wertermittlungsdaten, bei denen der »Wahre Wert« bekannt ist, die Geeignetheit verschiedener Methoden geprüft. Zur Auswahl für die Hauptuntersuchung werden neben der einfachen

- A) Mittelwertimputation (MW)
- auch komplexere parametrische Verfahren wie der
- B) Expectation-Maximization-Algorithmus (EM)
- und nicht-parametrische Verfahren wie der
- C) Random-Forest-Algorithmus (RF)
- gewählt.

In der Hauptuntersuchung kommt eine Kreuzvalidierung zum Einsatz. Hier werden zehn Teilmärkte (fünf räumliche mit je zwei sachlichen Teilmärkten) in Niedersachsen ausgewählt, die möglichst inhomogen sind, jedoch ein ausreichendes, vollständiges Datenmaterial (150–200 Kauffälle im Zeitraum von maximal zwei Jahren)

für die Untersuchung aufweisen (vgl. Abb. 2). Als Bundesland eignet sich Niedersachsen, da hier verschiedene Märkte mit einem variierenden Marktdruck (gering bis hoch) zu finden sind.

Um festzustellen, bis zu welcher Anzahl an Fällen in den Datensätzen die ausgewählten Methoden anwendbar sind, wird der jeweilige Anteil der Auswertungsstichprobe am Gesamtdatensatz in drei verschiedenen Weisen analysiert: 80 % (115–130 Kauffälle), 60 % (90–110 Kauffälle) und 40 % (60–80 Kauffälle). Als Referenz wird jeweils der vollständige Auswertungsdatensatz verwendet. Mit diesem wird die zu erwartende Unsicherheit der Vorhersage abgeleitet (Ableitung einer multivariaten Regressionsfunktion und Vergleich der Prädiktion mit den tatsächlichen Vergleichsfaktoren). In einem parallelen Prozess werden die vollständigen Ausgangsdatensätze schrittweise ausgedünnt (von 1 % bis 80 %). Hierbei werden nach den aus dem realen Markt abgeleiteten Wahrscheinlichkeiten für das Auftreten einer Datenlücke in den jeweiligen Einflussgrößen (Spalten) sukzessiv für die Fälle (Zeilen) die Einträge gelöscht. Datenlücken können dabei in einer oder bis zu zwei Einflussgrößen je Fall erzeugt werden.

Anschließend werden die ausgedünnten Datensätze durch die drei Methoden (A, B und C) wieder aufgefüllt (Imputation). Darauf folgend wird auf Basis des ausgedünnten Datensatzes und der drei vervollständigten Datensätze eine multivariate Regressionsanalyse durchgeführt. Die Prädiktion wird mit den realen Vergleichsfaktoren verglichen. Anschließend kann die Güte der einzelnen Methoden für die verschiedenen Datensätze (Teilmärkte und Größen) gegenübergestellt, analysiert und verglichen werden. Als Kriterien kommen der Mittlere Absolute Fehler (MAE) und die Wurzel des Mittleren Quadratischen Fehlers (RMSE) zum Einsatz. Insgesamt wird der Vorgang 50-mal wiederholt, um auszuschließen, dass die Ergebnisse nicht von der Auswahl der Kauffälle abhängen, in denen die Datenlücken erzeugt werden.

Neben den Ergebnissen der Gegenüberstellung der Qualität der multivariaten Regressionsergebnisse lassen sich die Methoden hinsichtlich der Kriterien zur Akzept-

tanz gegenüberstellen. Hierzu wird geprüft, wie stark die tatsächlichen Werte von den imputierten Werten abweichen, wie objektiv (Anzahl der notwendigen Parameter zur Steuerung der Methoden), wie komplex (Teilschritte im Algorithmus) und wie performant (Zeitmessung) die Methoden sind.

### 3.2 Ergebnisse

Es kann festgestellt werden, dass alle Imputationsmethoden einen Mehrwert gegenüber dem Fallweisen Ausschluss aufweisen. Beispielhaft ist in Abb. 3 die Analyse für den Teilmarkt Osnabrück dargestellt. In dieser Analyse werden 61 Kauffälle zur Analyse verwendet, die nach und nach in 10 bis 50 Fällen mit Datenlücken versehen werden (max. eine Lücke pro Fall). Die Analyse wird 50-mal wiederholt. Bei nur noch elf vollständig verbliebenen Kauffällen in der Analyse wachsen für den Fallweisen Ausschluss (Ausschluss von 50 Kauffällen) die RMSE-Werte auf das bis zu Vierfache gegenüber den Analysen mit imputierten

Werten an. Die RMSE-Werte aller Analysen mit den imputierten Datensätzen (isolierte Darstellung ohne den Fallweisen Ausschluss) nehmen nur unwesentlich mit der Ausdünnung zu (Abb. 4).

Als beste Methoden können die Mittelwertimputation und Random-Forest-Regression identifiziert werden. Die Genauigkeit der Regressionsergebnisse aus den mit dem Expectation-Maximization-Algorithmus aufgefüllten Datensätzen liefert schlechtere Ergebnisse – insbesondere bei sehr kleinen verbleibenden vollständigen Datensätzen (Abb. 4).

Wird die Gesamtbewertung betrachtet (Tab. 3), kann festgestellt werden, dass die Mittelwertimputation bereits sehr geeignet ist, um Datenlücken aufzufüllen und die Regressionsanalyse durchzuführen. Dies gilt vor allem dann, wenn die Datenlücke nicht nur gehäuft in einer Einflussgröße auftritt, sondern in verschiedenen Einflussgrößen. Für die Akzeptanz ist die Methode zudem sehr gut geeignet. Lediglich im Vergleich der realen Werte mit den imputierten Werten hat der Random-Forest-Algorithmus einen Vorteil gegenüber der Regressionsanalyse.

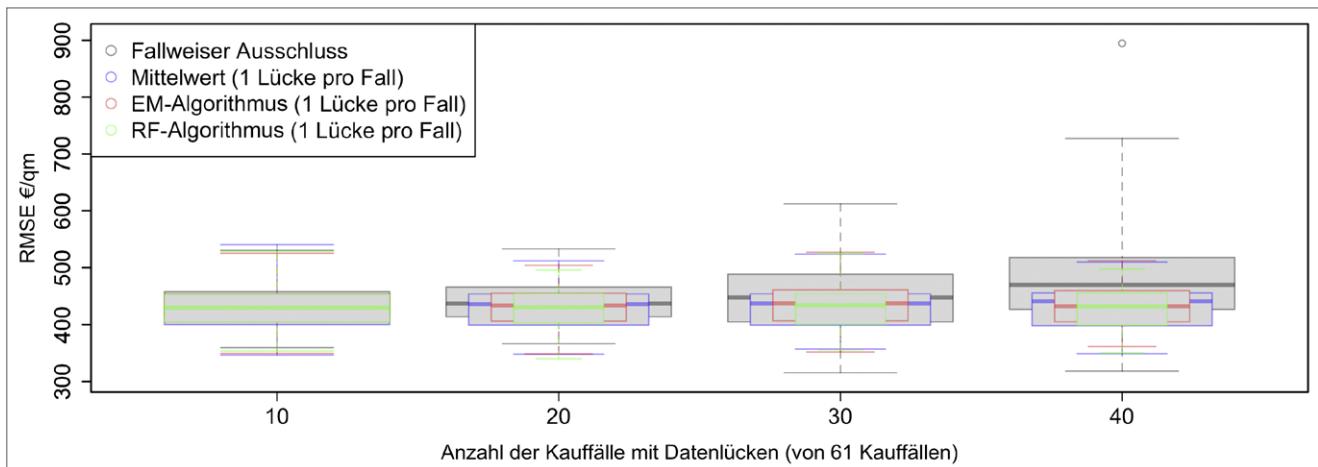


Abb. 3: Darstellung der RMSE-Werte der Abweichungen der Prädiktion aller Methoden vom tatsächlichen Wert als Boxplot für die Ausdünnung des 61 Kauffälle umfassenden Datensatzes. Die Ausdünnung erfolgt von 10 bis 50 Datenlücken und wird 50-mal wiederholt.

Quelle: Soot 2021

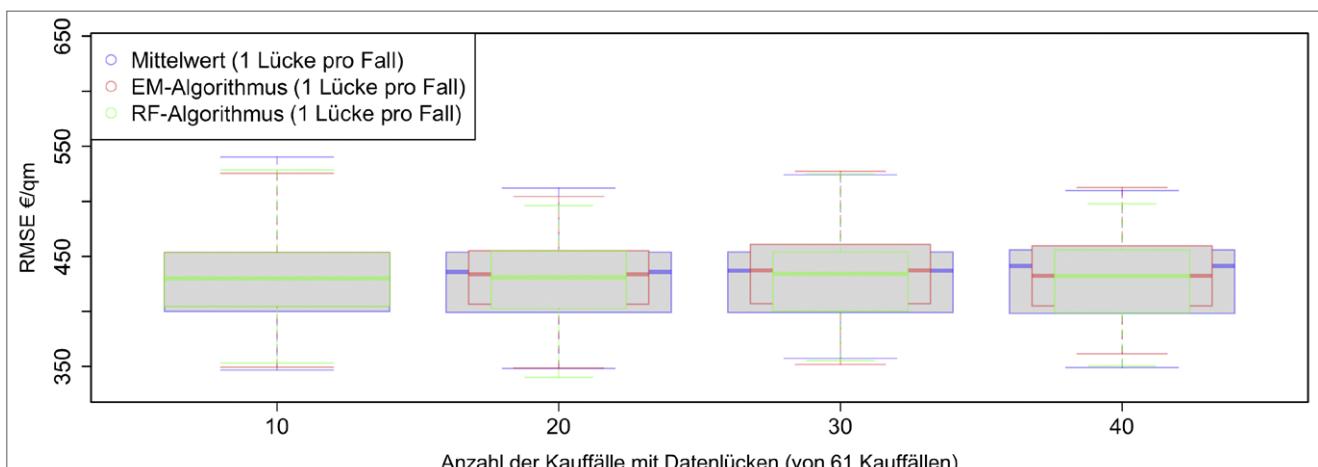


Abb. 4: Isolierte Darstellung der RMSE-Werte der Abweichungen der Prädiktion für die verwendeten Imputationsmethoden vom tatsächlichen Wert als Boxplot für die Ausdünnung des 61 Kauffälle umfassenden Datensatzes. Die Ausdünnung erfolgt von 10 bis 50 Datenlücken und wird 50-mal wiederholt.

Quelle: Soot 2021

Tab. 3: Gegenüberstellung der Kriterien und der Bewertung in den einzelnen Kriterien  
 (++ = sehr positiv, + = positiv, o = neutral, - = negativ, -- = sehr negativ)

Methode	Regressionsergebnis	imputierter Wert = realer Wert	Objektivität	Komplexität	Performanz
FWA	--		++	++	++
MW	++	o	++	++	++
RF	++	++	+	--	+
EM	o	+	-	-	+

Quelle: Soot 2021

#### 4 Landesweite Analysen für den lokalen Markt

In Märkten mit geringen Transaktionen stehen nicht genügend Daten zur Verfügung, um statistisch valide Ergebnisse abzuleiten. Aus diesem Grund ist es notwendig, neue Methoden anzuwenden, die geeignet sind, aus (räumlich, zeitlich und/oder sachlich) aggregierten Märkten auf lokale Märkte mit entsprechenden Besonderheiten abzustellen. Neben räumlichen statistischen Verfahren lassen insbesondere nicht-parametrische Verfahren bessere Ergebnisse erwarten, da diese nicht-lineare Gegebenheiten in Märkten gut abbilden können. Wird bei statistischen Analysen die Spanne der Einflussgrößen auf ein kleines Intervall begrenzt, ist eine lineare Approximation geeignet und gängige Praxis, um Märkte zu beschreiben. Eine Vielzahl von nationalen und internationalen Publikationen bestätigt jedoch ein oftmals nicht-lineares Marktverhalten (Din et al. 2001, Fan und Xu 2008, Halvorsen und Pollakowski 1981, Lisi 2013, Mimis et al. 2013, Worzala et al. 1995), sodass eine Betrachtung begrenzter Intervalle wiederum einen Informationsverlust nach sich ziehen wird.

Als räumliche Auswerteverfahren kommen die Methoden

- Spatial Lag Model (SLM),
- Spatial Error Model (SEM),
- Linear Mixed Model (LMM) und
- Geographische Gewichtete Regressionsanalyse (GWR) infrage.

Im Rahmen einer Voruntersuchung stellt sich die GWR als geeignete Methode heraus, um Daten für lokale Märkte abzuleiten (Weise und Wallner 2019). Bei der GWR wird für jede geographische Koordinate ( $u, v$ ) eine eigene Regressionsfunktion in einem bestimmten Modell abgeleitet, die sich durch eine stärkere Gewichtung von näheren Fällen an der jeweiligen Koordinate unterscheidet (Abb. 5). Der Einfluss einzelner Einflussgrößen kann hier innerhalb verschiedener geographischer Bereiche variieren.

Als zweite Methode wird das Lernverfahren der Künstlichen Neuronalen Netze (KNN) gewählt, da dieses geeignet ist, nicht-lineare Marktgegebenheiten zu erfassen. Die KNN sind ein etabliertes Verfahren des maschinellen Lernens. Anders als bei der multiplen linearen Regressions-

analyse, bei der direkt aus der Einflussgröße auf die Zielgröße geschlossen wird, gibt es eine Interaktion (Gewichtung an Knoten) zwischen den Einflussgrößen in einer verdeckten Schicht (Abb. 6).

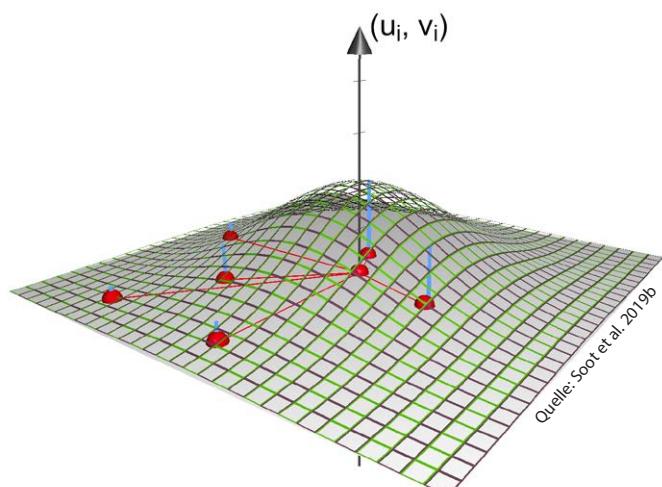


Abb. 5: Schematische Darstellung eines Gewichtungskerns mit den zugehörigen Gewichten (blau) an Standorten der Kauffälle (rot), ausgehend von der Koordinate  $(u_i, v_i)$  am Standort I

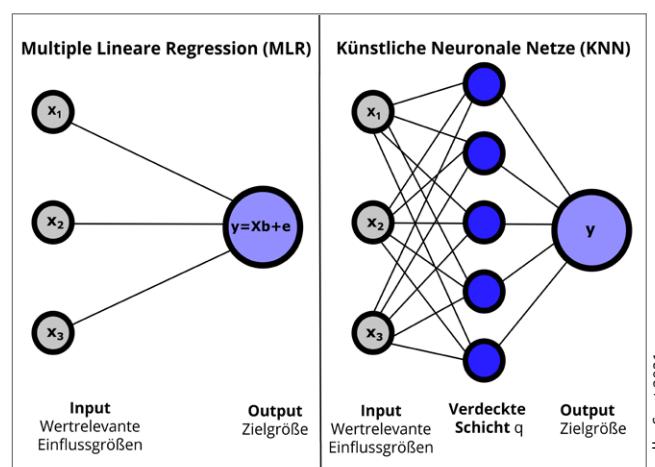


Abb. 6: Gegenüberstellung der Methoden der multiplen linearen Regressionsanalyse und der Künstlichen Neuronalen Netze

#### 4.1 Aufbau der Vergleichsstudie

Um herauszufinden, ob die Methoden (GWR und KNN) gegenüber einer landesweit durchgeföhrten linearen Regressionsanalyse einen Vorteil aufweisen, werden zwei Teilmärkte in Niedersachsen mit allen Methoden ausgewertet und gegenübergestellt. Zum einen werden Liegenschaftszinssätze in einem landesweiten Modell, zum anderen Vergleichsfaktoren für den individuellen Wohnungsbau in ausgewählten Wohnungsmarktregionen ausgewertet. Die Güte der Ergebnisse wird anhand einer Kreuzvalidierung bewertet. Zur Kreuzvalidierung wird der Datensatz in zehn gleich große Teile aufgeteilt. Jeweils einer der zehn Teile wird in der Analyse ausgeschlossen und die Prädiktion der zurückgelegten Transaktionen mit der tatsächlichen Ausprägung verglichen. Um Einflüsse der Stichprobengröße auszuschließen, werden auch andere Aufteilungen (z. B. in fünf Teile) und mehrfache Wiederholungen der Methodik durchgeföhr, sodass sichergestellt ist, dass ein Einfluss durch die Aufteilung der Stichprobe ausgeschlossen werden kann.

Als Gütekriterien werden die Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers (RMSE), die mittlere prozentuale Abweichung (MAPE) und die Anteile, bei denen die Abweichungen zwischen Prädiktion und tatsächlicher Ausprägung kleiner als 5 % sind (EB5), herangezogen. Für RMSE und MAPE gilt: Je kleiner der Fehler, desto höher die Güte. Für EB5 gilt: Je mehr Fehleranteile kleiner als 5 % sind, desto höher die Güte.

#### 4.2 Ergebnisse der überregionalen Auswertungen

Es kann festgestellt werden, dass beide Methoden (GWR und KNN) einen Mehrwert gegenüber der klassischen multiplen linearen Regressionsanalyse (MLR) bei räumlich

Tab. 4: Gegenüberstellung der Gütekriterien der Kreuzvalidierung für die landesweite Auswertung von Liegenschaftszinsen von Mehrfamilienhäusern in Niedersachsen

Kriterium	MLR	KNN	GWR
MAPE [%]	98	88	40
RMSE [%-Punkte]	1,9	1,9	1,7
EB5 [%]	8	9	12

Tab. 5: Gegenüberstellung der Gütekriterien der Kreuzvalidierung für die Vergleichsfaktoren in ausgewählten Wohnungsmarktregionen in Niedersachsen

Kriterium	MLR	KNN	GWR
MAPE [%]	20	19	18
RMSE [€/m²]	393	374	461
EB5 [%]	18,7	20,1	19,1

aggregierten Märkten erzielen. Daraus kann gefolgert werden, dass Märkte lokal wirken und nicht-lineare Zusammenhänge aufweisen. Für die landesweite Auswertung mit den Liegenschaftszinssätzen kann festgestellt werden, dass ein Mehrwert für die Nutzung der GWR besteht. Die KNN hingegen haben nur einen leichten Vorteil (Tab. 4). Es ist hier also davon auszugehen, dass die Nicht-Linearitäten in den Märkten nicht so stark ausgeprägt sind wie die örtliche Differenzierung der Märkte.

Für die Vergleichsfaktoren mit einer deutlich höheren Kaufalldichte und größerer Spanne der Einflussgrößen kann festgestellt werden, dass die nicht-lineare Modellierung durch die KNN einen größeren Mehrwert bietet (Tab. 5). Insbesondere ist für beide Datensätze festzustellen, dass in der Kreuzvalidierung der RMSE deutlich über dem Mittleren Absoluten Fehler (MAE) liegt, was auf Ausreißer in der verwendeten Stichprobe hindeutet.

#### 5 Fazit

Eine Systematisierung von Märkten mit geringen Transaktionen ist möglich und kann hinsichtlich eines Angebots- und Nachfragemangels erfolgen. Diese Kategorisierung kann zukünftig genutzt werden, um gleichartige räumliche Märkte zu identifizieren. Zudem kann bei Analysen in diesen Märkten auf entsprechendes zur Verfügung stehendes Datenmaterial zurückgegriffen werden (bei einem Nachfragemangel z. B. auf Angebotspreise).

Die derzeit in diesen Märkten unvollständig zur Verfügung stehenden Daten können durch imputationsbasierte Verfahren vervollständigt werden. Hierbei eignet sich bereits die einfache Mittelwertimputation, um statistisch stabilere Ergebnisse zu erhalten.

Geographisch differenzierte sowie nicht-lineare Modellierungen zur Ableitung von Immobilienmarktdaten führen zu besseren Ergebnissen als landesweite lineare Modellierungen. Eine Kombination von beiden Ansätzen scheint zielführend.

#### 6 Ausblick

Die Verbesserung der Datenbasis zur Marktbeobachtung sollte im Fokus der Immobilienmarktbeobachtung stehen. Zukünftig sind insbesondere neue Quellen zu erschließen und zu vernetzen. Neben der Vernetzung der immobilienmarktbezogenen Daten (Kaufpreise, Angebotsdaten, Expertenwissen etc.) sollte ebenso eine Vernetzung zu den Immobilieneigenschaften erfolgen. Wie in der Arbeit gezeigt werden kann, können auch lückenhaft erfasste Daten zielführend ausgewertet werden, jedoch ist ein (ungenaueres) Vorwissen über die zur Modellierung in der Regressionsanalyse herangezogenen Eigenschaften aus Sekundärquellen (z. B. 3D-Gebäudemodelle für die Abschätzung der

Wohnfläche) stets besser als ein vollständiger Verlust der Informationen aufgrund des Fehlens zu vieler einzelner Werte. Zukünftig sollte das Vorwissen möglichst automatisiert abgeleitet werden. Am vielversprechendsten erscheint es, die bereits erfassten Informationen und Modelle tiefer auszuwerten (digitale Orthophotos, Schrägluftbilder, digitale Gebäudemodelle etc.), um grobe Informationen für das Landmanagement abzuleiten. So kann beispielsweise aus dem Gebäudevolumen eines LOD 2-Modells (level of detail 2) ein Näherungswert über die Wohnfläche abgeleitet werden.

Zudem sollten Standards und Schnittstellen zum Austausch von Daten zwischen verschiedenen Institutionen geschaffen werden (Bauakte, Bauleitplanung etc.), die von den Marktbeobachtern automatisiert ausgelesen werden können, um die Informationen in Datenbanken zu verbessern.

### Dank

Insbesondere möchte ich mich bei den Betreuern und Gutachtern meiner Arbeit bedanken: Alexandra Weitkamp als Erstbetreuerin sowie Hans-Berndt Neuner und Hans-Joachim Linke. Darüber hinaus gilt mein Dank für den fachlichen Austausch vor allem Hamza Alkhatab, Alexander Dorndorf, René Käker, Sebastian Zaddach, den vielen Mitarbeitern des LGLN, die mich fachlich und technisch unterstützt haben, und dem Team der Professur für Landmanagement. Ebenso möchte ich mich beim Land Niedersachsen und der DFG (Projekt 260668532) bedanken, die mir durch ihr Vertrauen und ihre Unterstützung in mehreren Projekten die Möglichkeit zur Qualifikation gegeben haben. Auch möchte ich allen danken, die durch ihre Teilnahme an Befragungen und Diskussionen sowie durch ihre kritischen Anmerkungen meine Arbeit ermöglicht und verbessert haben.

### Literatur

- AK OGA – Arbeitskreis der Oberen Gutachterausschüsse, Zentralen Geschäftsstellen und Gutachterausschüsse in der Bundesrepublik Deutschland (2021): Immobilienmarktbericht Deutschland 2021.
- Alda, H., Rohrbach-Schmidt, D. (2011): Imputation fehlender Werte für die Einkommensvariable in der BIBB/BAuA-Erwerbstätigkeitenbefragung 2006. Hrsg. Forschungsdatenzentrum im Bundesinstitut für Berufsbildung, BIBB-FDZ Daten- und Methodenberichte Nr. 2/2011.
- Alkhatab, H., Weitkamp, A. (2012): Bayesischer Ansatz zur Integration von Expertenwissen in die Immobilienbewertung, Teil 1. In: zfv – Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement, Heft 2/2012, 137. Jg., 93–102.
- Böwing-Schmalenbrock, M., Jurczok, A. (2011): Multiple Imputation in der Praxis – Ein sozialwissenschaftliches Anwendungsbeispiel. Universität Potsdam.
- Din, A., Hoesli, M., Bender, A. (2001): Environmental Variables and Real Estate Prices. In: Urban Studies 38(11), 1989–2000.
- Dorndorf, A., Soot, M., Weitkamp, A., Alkhatab, H. (2017): A Heuristic Robust Approach for Real Estate Valuation in Areas with Few Transactions. In: Proceedings of FIG Working Week (Helsinki), 29 May–2 June 2017.
- Dorndorf, A., Soot, M., Weitkamp, A., Alkhatab, H. (2016): Development of a Robust Bayesian Approach for Real Estate Valuation in Areas with Few Transactions. In: Proceedings of FIG-Working Week (Christchurch), 2–6 May 2016.
- Fan, C., Xu, H. (2008): The Review on Non-linear Analysis and Forecasting Methods of the Real Estate Market in China. In: Asian Social Science 4(11), 156–160.
- Glaser, B. G. (1978): Theoretical sensitivity: Advances in the Methodology of Grounded Theory. Sociology Press, Mill Valley, California.
- Glaser, B. G., Strauss, A. L. (1967): The Discovery of Grounded Theory: Strategies for Qualitative Research. Aldine Pub. Co., Chicago.
- Günther, E. (2003): Bodenrichtwertermittlung bei mangelnden Kaufpreisen unbebauter Grundstücke. In: FORUM – Zeitschrift des Bundes der öffentlich bestellten Vermessungsingenieure (BDVI) 29(1), 28–35.
- Halvorsen, R., Pollakowski, H. O. (1981): Choice of functional form for hedonic price equations. In: Journal of Urban Economics 10(1), 37–49.
- Hendricks, A. (2017): Bodenrichtwertermittlung. Habilitationsschrift. Universität der Bundeswehr München.
- Köller, O., Trautwein, U., Lüdtke, O. (2006): Zum Zusammenspiel von schulischer Leistung – Selbstkonzept und Interesse in der gymnasialen Oberstufe. In: Zeitschrift für Pädagogische Psychologie 20(1/2), 27–39.
- Lisi, G. (2013): On the Functional Form of the Hedonic Price Function: A Matching-theoretic Model and Empirical Evidence. In: International Real Estate Review 16 (2), 189–207.
- Lüdtke, O., Robitzsch, A., Trautwein, U., Köller, O. (2007): Umgang mit fehlenden Werten in der psychologischen Forschung – Probleme und Lösungen. In: Psychologische Rundschau 58 (2), 103–117.
- Mimis, A., Rovolis, A., Stamou, M. (2013): Property valuation with artificial neural network: the case of Athens. In: Journal of Property Research 30(2), 128–143.
- Reuter, F. (2006): Zur Ermittlung von Bodenwerten in kaufpreisarmen Lagen. In: fub – Flächenmanagement Bodenordnung 68(3), 97–107.
- Soot, M. (2021): Immobilienbewertung in Märkten mit geringen Transaktionen – Möglichkeiten statistischer Auswertungen. Dissertation. TU Dresden.
- Soot, M., Dorndorf, A., Alkhatab, H., Weitkamp, A. (2019a): Möglichkeiten und Grenzen der Integrationsfähigkeit unterschiedlicher Daten für die Bewertung in realen kaufpreisarmen Lagen. In: avn – Allgemeine Vermessungs-Nachrichten 126(10), 247–258.
- Soot, M., Zaddach, S., Weitkamp, A., Teuber, A. (2019b): Methoden- und Modellentwicklung für die landesweit einheitliche Ableitung von Liegenschaftszinssätzen für Mehrfamilienhäuser. In: NaVKV – Nachrichten der niedersächsischen Vermessungs- und Katasterverwaltung 69(1), 28–36.
- Urquhart, C. (2013): Grounded Theory for Qualitative Research: A Practical Guide. Sage, Los Angeles, California.
- Weise, T., Wallner, C. (2019): Methoden zur landesweiten Bestimmung von Liegenschaftszinssätzen am Beispiel von Mehrfamilienhäusern. Masterarbeit (betreut von A. Weitkamp, M. Soot und S. Zaddach) an der TU Dresden.
- Worzala, E., Lenk, M., Silva, A. (1995): An Exploration of Neural Networks and Its Application to Real Estate Valuation. In: Journal of Real Estate Research 10(2), 185–201.
- Zeißler, M. (2012): Zur Ermittlung von Bodenrichtwerten bei fehlenden Kaufpreisen unbebauter Grundstücke. Dissertation. Leibniz Universität Hannover.

### Kontakt

Dr.-Ing. Matthias Soot

TU Dresden, Geodätisches Institut, Professur für Landmanagement  
Helmholtzstraße 10, 01069 Dresden  
matthias.soot@tu-dresden.de | landmanagement@tu-dresden.de