

Regionale Wohnungspreisindizes in Österreich – erste Erkenntnisse auf Basis hedonischer Modelle

Alexis Mundt,
Karin Wagner¹

Nationale Immobilienpreisindizes verdecken regionale Unterschiede und verhindern kleinräumige Analysen immobilienpreisbezogener Fragestellungen (z. B. regionale Immobilienpreiselastizitäten, Immobilienpreisblasen, Leistbarkeit etc.). Dieser Beitrag liefert erstmals regionale Immobilienpreisindizes für gebrauchte Eigentumswohnungen in Österreich für den Zeitraum von 2010 bis 2015 für einzelne politische Bezirke. Wir erstellen eine Machbarkeitsstudie zum Einsatz von hedonischen Modellen auf Bezirksebene mit Kontrollen für die Zählsprengelebene, welche die Unterschiedlichkeiten der Wohnungen hinsichtlich Qualitätsmerkmalen und Lagen in den einzelnen Jahren berücksichtigen. Wir berechnen Indizes für 32 der 117 politischen Bezirke, vornehmlich für Wien und andere größere Städte. Die Indizes verdeutlichen, dass in den meisten der analysierten Bezirke der Preisanstieg sehr deutlich war und über den Analysezeitraum bis zu 61,3% betrug. Ab 2014 verlangsamten sich die Preissteigerungen und teilweise begannen Preise wieder zu sinken. Die Durchschnittspreise des Immobilienpreisspiegels der Wirtschaftskammer Österreich, die zum Vergleich herangezogen werden, zeigen ebenfalls deutliche Steigerungen im Beobachtungszeitraum. Es finden sich jedoch einige Bezirke, in denen die anhand hedonischer Modelle berechnete Preisdynamik höher oder niedriger ausfällt als jene, die auf WKO-Durchschnittspreisen basiert. Die hier vorgestellten Indexreihen auf Bezirksebene ermöglichen regional fokussierte Immobilienmarktanalysen und einen zielgerichteten Einsatz von z. B. Maßnahmen der Raumordnung. Es gilt, exzessive Preisturbulenzen, die zu Beeinträchtigungen der Finanzmarktstabilität führen können, zu verhindern. Diese Studie ist ein Ausgangspunkt für die Etablierung flächendeckender Preisindizes auf Bezirksebene und für die Anwendung technisch anspruchsvollerer statistischer Verfahren (z. B. mehrstufiger semiparametrischer Regressionsmodelle, Quantilsregressionen, Imputationsmodelle).

Rückblickend analysiert war der Immobilienmarkt einige Male Vorbote eines weltweiten wirtschaftlichen Abschwungs, auch wenn der Anteil des Immobilienmarktes am BIP zu gering ist, um eine Rezession zu verursachen. Änderungen der Immobilienpreise generieren nicht nur bedeutende Vermögenseffekte auf den Konsum, sie ziehen auch – wie in der jüngsten Finanz- und Wirtschaftskrise – substantielle Spillover-Effekte mit weitreichenden Problemen für die Gesamtwirtschaft nach sich.

Die Berechnung von Indexreihen für regionale Märkte gewinnt an Priorität. Diese Entwicklung wird beflügelt durch das Interesse diverser wirtschaftspolitischer Akteure und verbesserte Datengrundlagen (Malpezzi et al., 1998; Costello und Watkins, 2002; Coulson und McMillen, 2007; McMillen, 2014; Walzl, 2015). Hedonische Indizes werden nun öfter angewendet, um für eine Veränderung in der Verteilung der Qualitäten und der Lagen der zugrundeliegenden Beobachtungen zu kontrollieren (Prud'Homme et al., 2004;

¹ Institut für Immobilien, Bauen und Wohnen GmbH, mundt@iibw.at; Oesterreichische Nationalbank, Abteilung für volkswirtschaftliche Analysen, karin.wagner@oenb.at. Die von den Autoren zum Ausdruck gebrachte Meinung gibt nicht notwendigerweise die Meinung des IIBW, der Oesterreichischen Nationalbank oder des Eurosystems wieder. Die Autoren danken folgenden Personen für wertvolle Kommentare: Wolfgang Feilmayr (Technische Universität Wien), Wolfgang Brunauer, Ronald Weberndorfer (beide DataScience Service GmbH), Ursula Pernica (WKO Österreich), Jesús Crespo Cuaresma, Gunther Maier (beide Wirtschaftsuniversität Wien) und Wolfgang Amann (IIBW GmbH). Die Autoren danken EDIORG Software GmbH (Linz) für die Bereitstellung der Daten.

Rambaldi und Rao, 2011; Hill, 2013; Hill und Scholz, 2014). Höher aggregierte Indizes können regionale Unterschiede in der Preisdynamik verbergen, während die Messung regionaler Preistrends kleinräumige Analysen ermöglicht (z. B. Immobilienpreiselastizitäten, Hauspreisblasen, Erschwinglichkeit).

Nach einer langen Phase stabiler Immobilienpreise kam es seit 2007 in Österreich zu einem starken Preisanstieg, auch während der globalen Wirtschaftskrise und Finanzkrise. Dieser Anstieg war vor allem von einer zunehmenden Risikoaversion von privaten Haushalten und Investoren und einer daraus resultierenden Umschichtung von Ersparnissen in Immobilien getrieben (Mundt und Springler, 2016). Demografische Entwicklungen und geänderte Haushaltsformen waren weitere preistreibende Faktoren (Schneider und Wagner, 2015). Vor allem in Wien und in den Landeshauptstädten ließen auch höhere Qualitätsstandards für Wohnungen die Preise steigen.

Bisher gibt es in Österreich Immobilienpreise nur für Gesamtösterreich, Wien oder für die Bundesländer ohne Wien. Für die politischen Bezirke gibt es nur eine vielgenutzte Datenquelle, nämlich den Immobilienpreisspiegel der Wirtschaftskammer Österreich (WKO) mit durchschnittlichen Quadratmeterpreisen für verschiedene Wohnqualitäten. Diese Daten sind allerdings Niveaudaten und keine Indizes.

Mit dem vorliegenden Beitrag wollen wir diese Lücke schließen. Wir wenden hedonische Modelle an und berechnen sogenannte Zeit-Dummy-Indizes für gebrauchte Wohnungen für bestimmte, meist städtische Bezirke in

Österreich (23 Bezirke in Wien, Graz, Linz, Innsbruck und andere Bezirke).

Das betrachtete Segment der gebrauchten Eigentumswohnungen erfuhr in den letzten Jahren starke Preissteigerungen, ist aber keineswegs repräsentativ für das gesamte Land. Eigentum spielt in Österreich eine vergleichsweise geringere Rolle als in anderen europäischen Ländern. Die Eigentumsquote ist mit 56% niedrig, ähnlich wie in Deutschland und in der Schweiz. Sie liegt weit niedriger als der Durchschnitt der EU-28 mit 70% (Eurostat, 2015). Eigentum ist in Österreich auch hauptsächlich das Einfamilienhaus, Eigentumswohnungen sind lediglich 11% der Hauptsitzwohnungen (Statistik Austria, 2016).

Ziel der vorliegenden Publikation ist es, Bezirke mit deutlichen Preissteigerungen im Zeitraum von 2010 bis 2015 zu identifizieren und gleichzeitig jene Bezirke zu benennen, wo der Preisanstieg weniger deutlich ausfiel. Mithilfe der geschätzten Koeffizienten können wir charakteristische Wohnungspreise für jedes Stratum² des WKO-Immobilienpreisspiegels errechnen. Beim Vergleich mit unseren Indizes wird deutlich, ob die beiden Ansätze zu ähnlichen Resultaten kommen und wo die Unterschiede liegen.

Die Studie ist folgendermaßen aufgebaut: Kapitel 1 gibt einen kurzen Einblick in die aktuelle Preisentwicklung am heimischen Immobilienmarkt auf Basis bestehender Indizes. Außerdem findet sich eine genaue Beschreibung des WKO-Immobilienpreisspiegels. Kapitel 2 folgt mit einem Überblick über methodische Fortschritte bei hedonischen Modellen. Unser Ansatz wird erklärt und wie wir für räumliche

² Die Wohnungen innerhalb eines Bezirks werden nach Wohnwerten und Lagen gruppiert, woraus sich unterschiedliche Strata ergeben.

Heterogenität kontrollieren. Kapitel 3 schließt mit einer Beschreibung unserer Daten an und beschreibt die Schritte der Datenbereinigung. Kapitel 4 bringt unsere Ergebnisse und den Vergleich mit den WKO-Immobilienpreisdaten. Wir schließen mit einer Zusammenfassung und einem Ausblick für künftige Analysen.

1 Derzeit verfügbare Immobilienpreisindizes in Österreich

1.1. TU-OeNB-Immobilienpreisindizes

Der von der Technischen Universität Wien (TU-Wien) in Kooperation mit der OeNB berechnete Immobilienpreisindex basiert auf Daten der Internetplattform Ametynet des österreichischen Immobiliensoftwareunternehmens EDIORG Software GmbH (Linz) mit etwa 80.000 (vorwiegend) Angebots- und Transaktionsdaten pro Jahr. Die quartalsweisen Hauptindizes werden aggregiert aus neuen und gebrauchten Eigentumswohnungen sowie Einfamilienhäusern – für Wien und für Österreich ohne Wien. Indexreihen

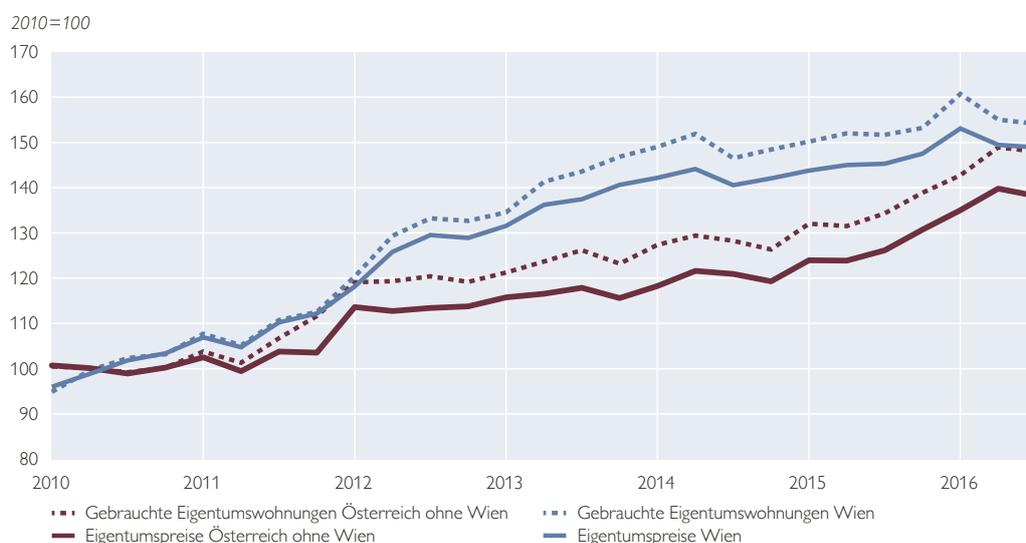
gibt es zu vielen weiteren Teilaggregaten (Mieten, Baugrundstücke, etc.). Die Reihen starten für Wien im dritten Quartal 1986, für das restliche Bundesgebiet im ersten Quartal 2000. Diese Datenreihen für Wien, Österreich ohne Wien und Gesamtösterreich werden von verschiedenen internationalen Organisationen (EZB und BIZ) verwendet.

Grafik 1 zeigt, dass seit 2010 die Preise für gebrauchte Eigentumswohnungen (das Segment mit dem stärksten Wachstum) in Wien um 54% gestiegen sind und in Österreich ohne Wien um 48 % und damit weit höher als der Gesamtdurchschnitt über alle Segmente. Wir fokussieren unsere Analyse auf diesen Teilmakrt und berechnen, wie sich die Preise in einzelnen politischen Bezirken entwickelten.

Es bestehen seit einigen Jahren auch weitere Immobilienpreisreihen, die hochentwickelte hedonische Methoden verwenden. Sie basieren auf mehrstufigen semi-parametrischen Modellen, die Nichtlinearität und räumliche Heterogenität berücksichtigen (Brunauer et al., 2012). Diese Indizes stehen allerdings

Grafik 1

Entwicklung der Immobilienpreise in Österreich



nur für Gesamtösterreich zur Verfügung.

1.2 Statistik Austria

Österreich hinkt bei der Berechnung von Datenreihen im internationalen Vergleich hinterher und hat 2014 als letztes Land der EU-28 erstmals amtliche Immobilienpreisindizes publiziert. Diese Indizes basieren auf Grundbucheinträgen und umfassen ca. 50.000 Transaktionen pro Jahr. Separate Modelle bestehen für eigentümergenutztes Wohnen (wenn ein privater Haushalt von einem Unternehmen kauft) und für den gesamten Häuserpreisindex (alle Transaktionen, wo Private involviert sind, auch von privat zu privat).

Der Hauptunterschied zum TU-OeNB-Index besteht darin, dass der Index von Statistik Austria bisher keine regionale Differenzierung enthält und

viel später (im ersten Quartal 2010) startet.³ Während die beiden Indexreihen im Level einen ähnlichen Verlauf aufweisen, erfasst der Letztgenannte den starken Preisauftrieb der Jahre 2011/2012, der beim TU-OeNB-Index erkennbar ist, nicht (Grafik 2).

1.3 Mikrodaten

Auf Basis des Household Finance and Consumption Surveys (HFCS), in dem befragte Eigentümer den Wert ihrer Immobilie zum Zeitpunkt des Erwerbs und zum Befragungszeitpunkt angeben, berechnen Albacete et al. (2014) einen erhebungsbasierten Immobilienpreisindex.

1.4 Der Immobilienpreisspiegel der WKO

Jährlich werden für die österreichischen politischen Bezirke (117 für 2015) Preislevels und Mietpreise veröf-

Grafik 2

Vergleich der Wohnimmobilienpreisindizes von Statistik Austria und TU-OeNB für Gesamtösterreich



Quelle: Statistik Austria, TU Wien, OeNB.

³ Aufgrund der Ende 2015 beschlossenen Grundstückswertverordnung muss Statistik Austria ab 2017 regionale Immobiliendurchschnittspreise berechnen.

fentlicht – darunter freie Mieten, Mieten für Büros und Gewerbeimmobilien, sowie Preise für Baugrundstücke, Einfamilienhäuser und Eigentumswohnungen. Für die meisten Segmente gibt es Werte in 3 oder 4 Qualitätskategorien (sehr gut, gut, mittel, einfach), jeweils für die definierte Normwohnung (3 Zimmer, ca. 70 m²) (WKO, 2015).

Der Preis wird in EUR/m² auf Bezirksbasis angegeben. Befragt werden 7.500 Mitglieder (Immobilientreuhänder) und 1.000 (beeidete) Sachverständige. Sie werden gebeten, den erzielten Transaktionspreis (ohne Steuern und Gebühren) für das Vorjahr und die diversen Qualitätsstrata zu melden. Mit diesen Angaben wird der ungewichtete arithmetische Durchschnitt von zumindest 5 gemeldeten Preisen für jedes Stratum berechnet. Die Respondenten werden gebeten, den Preis für die Normwohnung anzugeben. Preise für eine beispielsweise größere Wohnung sollen adaptiert und entsprechend gemeldet werden. Die Antwortrate liegt bei 40%, die Befragungsergebnisse werden mit Grundbuchdaten validiert.

Objekte von gemeinnützigen Bauträgern sind nur dann inkludiert, wenn es ein „Drittkauf“ ist, also Marktpreise erzielt werden. Im Unterschied zu den von uns verwendeten Ametant-Daten werden die Transfers unter Privaten von der WKO nicht erfasst. Dadurch umfasst der WKO-Immobilienpreisspiegel nur einen Teil der Immobilienverkäufe (in Wien 60% bis 70%, in ländlichen Gebieten 30% bis 40%).

Bis zum Jahr 2013 war die Qualitätskategorie „sehr guter Wohnwert“ definiert als die höchste Kategorie hinsichtlich Ausstattung und Lage (siehe Anhang). Seit 2014 ist der Wert „sehr gut“ der Mittelwert einer Wohnung über drei verschiedene Wohnlagen. Diese Unterscheidung über die Wohnlage wurde bei allen Qualitätskatego-

rien angewendet. Seit 2014 führt das zu einem deutlichen „Trend zur Mitte“ bei den Preisen für die einzelnen Wohnwerte. 2015 wurde eine zusätzliche Wohnlage „mäßig“ eingeführt, die den Mittelwert weiter reduziert. Diese Änderungen sind nicht trend-, sondern nur berechnungsbedingt.

Den Werten des Immobilienpreisspiegels liegt kein mathematisches Modell zugrunde. Die starke Volatilität in einigen Bezirken dürfte auf diese Umstände und kleine Stichproben zurückzuführen sein. Im Folgenden wollen wir nicht auf das Preisniveau fokussieren, sondern auf Preisverläufe – dem Hauptinteresse im Hinblick auf Finanzmarktstabilität.

2 Methoden

2.1 Hedonische Methoden der Indexerstellung

Hedonische Methoden zur Analyse von Immobilienpreisen werden seit einigen Jahrzehnten erfolgreich angewandt. Der Ausgangspunkt dabei ist die Annahme, dass der Preis einer Immobilie eine Funktion von spezifischen, messbaren Merkmalen ist. Im Bereich von Wohnimmobilien können diese Merkmale sowohl Ausstattungsmerkmale beinhalten (z. B. Nutzfläche, Zustand, Anzahl der Badezimmer, Gebäudealter, usw.), als auch auf die spezifische Lage der Immobilie zurückgehen. Die Preise der einzelnen Merkmale für eine bestimmte Immobilie werden nicht getrennt, sondern als Bündel von Merkmalen beobachtet. Hedonische Regressionsmodelle werden verwendet, um den marginalen Preisbeitrag der einzelnen Merkmale auf den Gesamtpreis abzuschätzen, quasi interpretierbar als marginale Zahlungsbereitschaft für die jeweiligen Merkmale.

Das Hauptproblem bei der Verwendung von Median- oder Mittelwertpreisen ist, dass sich die Verteilungen

der Ausstattungsmerkmale der einzelnen Wohnungen ebenso wie deren Lage im Zeitverlauf ändern. Daraus resultierende Indizes vermischen tatsächliche Preisveränderungen mit Änderungen der Qualitäten und Lageeigenschaften. Hedonische Methoden sind hingegen geeignet, die Veränderung der Verteilungen bei der Indexerstellung zu berücksichtigen.

In seinem Überblick über hedonische Indexmethoden gibt Hill (2013) drei Hauptzugänge an:

- **Zeit-Dummy-Methoden:** Ein hedonisches Modell mit Zeit-Dummies wird auf die über die Jahre zusammengefassten Daten angewandt. Die Indizes ergeben sich aus den Zeit-Dummy-Koeffizienten.
- **Imputationsmethoden:** Die Preise werden für jede einzelne Wohnung anhand von Jahresmodellen imputiert.
- **Durchschnittswohnungsmethode:** Durchschnittswohnungen im Median der einzelnen Einflussvariablen werden berechnet und deren hypothetische Preise werden zwischen den Jahren verglichen, um auf die geeigneten Indizes zu kommen.

Bei der Zeit-Dummy-Methode werden die Indizes direkt aus den Zeit-Dummy-Koeffizienten gewonnen. Bei den beiden anderen Methoden ist es jedoch notwendig, geeignete Indexformeln heranzuziehen, um die Indizes aus den imputierten Preisen abzuleiten (Rambaldi und Rao, 2011; Hill und Scholz, 2014).

3.2 Angewandte Methode

Erster Schritt: Zeit-Dummy-Indizes

Die zwei am häufigsten genannten Nachteile des Zeit-Dummy-Zugangs sind die kontinuierliche Revision der Indizes durch die Aufnahme von zusätzlichen Jahrgängen und die Invariabilität der Merkmalseffekte über die

Zeit (EK, 2013; Hill, 2013). Diese Vorbehalte sind für unsere Anwendung jedoch nicht relevant. Das Hauptaugenmerk der vorliegenden Analyse ist die Erstellung von regionalen Indizes und der Vergleich mit den Daten des Immobilienpreisspiegels für ein relativ kurzes Zeitintervall von sechs Jahren. Für diese Zeitspanne können die Merkmalseffekte auf die Preise als konstant angenommen werden, da eine Änderung der Präferenzen nur langsam und kontinuierlich vor sich geht. Sollten die Indizes künftig fortgesetzt werden, ist es möglich, auf die Adjacent-Period-Methode überzugehen, wodurch eine Revision der bereits begründeten Indizes vermieden wird (EK, 2013; Hill, 2013). Wir müssen unsere Beobachtungen über die Jahre zusammenfassen, um geeignete Stichprobengrößen für die einzelnen Bezirke zu erhalten. Daher halten wir den Zeit-Dummy-Zugang für unsere Anwendung als den geeignetsten. Gleichzeitig erlauben wir eine Schwankung der Merkmalseffekte zwischen den Bezirken, da wir das Modell getrennt auf jeden Bezirk einzeln anwenden. Das bedeutet, dass beispielsweise der Einfluss eines zusätzlichen Badezimmers auf den Gesamtpreis in Wien (1. Bezirk) nicht gleich hoch wie in Linz-Land sein muss.

Der Zeit-Dummy-Zugang kann laut Hill (2013) folgendermaßen ausgedrückt werden:

$$y = Z\beta + D\delta + \varepsilon \quad (1)$$

y ist ein n mal 1 Vektor mit logarithmierten Wohnungspreisen für n Wohnungen. Z ist eine n mal c Matrix von Wohnungsmerkmalen mit einem passenden Parametervektor β (inklusive Interzept). D ist eine n mal $(t-1)$ Matrix mit Jahres-Dummies, δ ist ein $(t-1)$ Vektor mit jahresspezifischen Parametern (wobei das Basisjahr auf 1 nor-

miert wird). Schließlich ist ε ein n mal 1 Vektor mit Zufallsfehlern.

Das Hauptaugenmerk gilt den Koeffizienten der Jahres-Dummies. Aus ihnen wird der Index auf Basis folgenden Zusammenhangs gewonnen (P_t ist der Preisindexwert im Jahr t):

$$P_t = \exp(\hat{\delta}_t) \quad (2)$$

Diese Beziehung basiert auf der standardmäßig in der Literatur verwendeten logarithmierten Form der abhängigen Variablen – der Gesamtpreis der Wohnung in Euro (Malpezzi, 2003; Diewert, 2003; EK, 2013). Dadurch wird der Einfluss der einzelnen Dummy-Variablen auf den Gesamtpreis einheitlich interpretierbar. Die exponierten Koeffizienten der Dummy-Variablen sind der zu erwartende prozentuelle Anstieg des Gesamtpreises bei einem Wechsel von Abwesenheit eines Merkmals hin zu Vorhandensein eines Merkmals, ceteris paribus. Dasselbe gilt für die Jahres-Dummies, wodurch die tatsächliche Preisveränderung berechnet werden kann. Das Logarithmieren der abhängigen Variable verringert auch Probleme der Heteroskedastizität und der Nicht-Normalität der Zufallsfehler.

Eine der wichtigsten preisbestimmenden Merkmale einer Immobilie ist die Lage. Die Lagebeurteilung der einzelnen Immobilien schwankt jedoch zwischen den Jahren in einem Bezirk, genauso wie die Ausstattungsmerkmale. Die räumliche Verteilung der Beobachtungen im Zeitverlauf muss daher berücksichtigt werden, um die tatsächliche Preisveränderung berechnen zu können. Andernfalls sind die Ergebnisse des Index verzerrt.

Hill (2013) diskutiert die Frage, wie räumliche Informationen bei der Indexberechnung berücksichtigt werden können. Ist die genaue Adresse einer Immobilie bekannt und lassen

sich ihre genauen X/Y-Koordinaten bestimmen, so können Erreichbarkeiten von bestimmten Einrichtungen (öffentlicher Verkehr, Schulen, Krankenhäuser, usw.) berechnet werden und als zusätzliche Einflussvariablen einfließen. Zudem können diverse räumliche ökonomische Modelle zum Einsatz kommen. Die von Hill (2013) präferierte Methode ist im Zeit-Dummy-Kontext die Verwendung einer raumzeitlichen Matrix oder die Anwendung einer nicht-parametrischen Methode, z. B. Geospatial Splines (Brunauer et al., 2012; Hill und Scholz, 2014; Helbich et al., 2014).

Sind jedoch die genauen Geokoordinaten nicht für alle Beobachtungen bekannt, ist die zweitbeste Methode die Aufnahme von „fixed-effects“ auf einer kleinen räumlichen Ebene (Hill, 2013; Helbich et al., 2014). Da wir die Geokoordinaten nicht für alle Beobachtungen feststellen können, wählen wir diesen Zugang. Wir setzen an einer sehr kleinräumlichen Ebene an, nämlich an Zählsprengeln. 2016 gab es in Österreich 8.825 Zählsprengel (Statistik Austria). Zählsprengel haben jeweils ungefähr die gleich hohe Bevölkerungszahl, nämlich in etwa 1.000 Personen. Ihre Fläche variiert. Ein Verwaltungsbezirk hat im Durchschnitt 75 Zählsprengel, wodurch eine sehr genaue räumliche Gliederung möglich ist.

Model_large ist unsere bevorzugte Modellspezifikation mit einer breiten Anzahl an Einflussvariablen zu Ausstattungsmerkmalen der Wohnung und des Gebäudes, in dem sich die Wohnung befindet.

Model_large:

$$\ln p = Z\beta + B\gamma + D\delta + \varepsilon \quad (3)$$

Zusätzlich zum unter (1) beschriebenen allgemeinen Zeit-Dummy-Modell, enthält *Model_large* auch B , eine n mal

$(m-1)$ Matrix mit Zählsprengel-Dummies (ein Zählsprengel dient als Referenzlevel) mit dem dazu passenden Parametervektor γ . *Model_large* wird auf alle 32 Untersuchungsbezirke separat angewandt. Die resultierenden Indizes nennen wir L-Dummy-Indizes. Unsere Ergebnisse werden in Abschnitt 4 dargestellt und diskutiert.

Zweiter Schritt: Reproduzieren der WKO-Wohnwertpreise

Hier konzentrieren wir uns auf die vom WKO-Immobilienpreisspiegel vorgegebenen Wohnwerte. Wir verwenden hedonische Modelle und Ametanet-Daten, um die Preise und deren Entwicklung von vier Wohnwertwohnungen nachzubauen.

Da die WKO-Wohnwertbeschreibung wenige Merkmale vorgibt, kommt ein kleineres Modell (*Model_small*) ohne Zählsprengel „fixed-effects“ zur Anwendung, das auf jeden Bezirk einzeln angewendet wird. Anhand der geschätzten Koeffizienten werden die Preise für die vier Wohnwertwohnungen für jeden Bezirk berechnet. Bis 2014 beinhalteten die so gewonnenen Schätzwerte jedoch noch keine Lageinformation, die nach WKO-Definition ebenfalls berücksichtigt werden sollte. Unter der Annahme, dass *Model_small* ausreichend für die Variabilität der Ausstattungsmerkmale zwischen den Jahren kontrolliert, ist es vor allem die Lageinformation der Beobachtungen, die in den Modellresiduen enthalten ist und die wir nutzen können. Jede bezirks- und jahresspezifische Residuenverteilung wird erst beim 0,1 und 0,9 Quantil abgeschnitten, um Ausreißer zu eliminieren. Die verbleibenden Residuen werden in vier Quartile aufgeteilt und den Lagen „sehr gut“, „gut“, „mittel“ und „wenig bevorzugt“ zugeteilt. Die so gewonnene Lageinformation wird den Schätzwerten der Wohn-

werte, die vor 2014 nur Ausstattungsmerkmale beinhalten, zugezählt. Für die beiden Jahre nach 2013 ist diese Vorgehensweise nicht notwendig, denn seit 2014 werden die Wohnwertpreise als Durchschnittspreise über drei Wohnlagen gebildet. In diesen Jahren sind die geschätzten Preise des ersten Schritts bereits die besten Schätzer, da keine zusätzliche Lageinformation notwendig ist. Diese Vorgehensweise ermöglicht einen Vergleich unserer Methode mit Ergebnissen des Immobilienpreisspiegels.

3 Daten

Da Transaktionspreise oft weder verfügbar sind, noch genug Informationen enthalten, werden Angebotsdaten herangezogen. Diese repräsentieren die Angebotsseite des Marktes, d.h. sie werden allein von der Nutzenfunktion des Verkäufers bestimmt. Ist ein Markt im Ungleichgewicht, es herrscht also höhere Nachfrage als Angebot, sind Angebotspreissteigerungen eine gute Annäherung für Trends der Transaktionspreise (Widłak, 2014). Ist der Markt nahe dem Gleichgewicht, so ist gewöhnlich das Niveau der Angebotspreise höher als jenes der Transaktionspreise. Unter der Annahme von über die Zeit konstanter Differenz zwischen den Datenarten lässt sich die Preisdynamik auch mit Angebotspreisen adäquat erfassen. Allerdings kann ein solcher Index, unabhängig von der Datenquelle, nur gehandelte Objekte des Marktes, aber niemals die Preisdynamik des gesamten Häuserbestandes messen (Mason und Pryce, 2011).

Die Daten der Internetplattform Ametanet von EDIORG Software GmbH (Linz) bilden unsere Datenbasis, wie sie auch beim TU-OeNB-Immobilienpreisindex (Kapitel 2) verwendet wird. Wir beschränken uns auf gebrauchte Eigentumswohnungen (min-

destens seit 4 Jahren fertiggestellte Objekte) und klammern neugebaute Wohnungen aus. Weiters identifizieren wir Ausreißer, indem wir Verteilungen einzelner Merkmale betrachten und Dateneingabefehler (falsche Kommastrichen etc.) identifizieren. Wir beschränken die Daten auf die Jahre 2000 bis 2015 (mit großen Stichproben). Zudem wurden nur Immobilien herangezogen, bei welchen die Zählsprengelangebe aus der Adresse ableitbar war. Eine exaktere Geocodierung aller Beobachtungen war nicht möglich.

Plausibilitätschecks und -limits wurden für eine Reihe von Variablen expertenbasiert durchgeführt. Die Variable *area* enthält die Wohnnutzfläche zwischen 20 m² und 500 m². Nur Wohnungspreise zwischen 5.000 EUR und 2 Mio EUR wurden herangezogen, mit einem Quadratmeterpreis von 800 EUR bis 15.000 EUR. Da die Datenbasis von verschiedenen Immobilienmaklerplattformen beliefert wird, war Dubletten-

bereinigung ein zentraler Punkt. Nicht nur exakte Dubletten wurden ausgeschlossen, sondern eine Reihe von neun Variablen wurde bestimmt (u. a. Preis, Wohnfläche, Ort), die auf dieselben Immobilien schließen ließen. Solche Beobachtungen wurden nur einmal berücksichtigt.

Unsere Analyse erfolgt in jenen Bezirken, für die zumindest 40 Beobachtungen jedes Jahr zwischen 2010 und 2015 zur Verfügung stehen, um stabile Schätzer der Jahres-Dummy-Koeffizienten zu erreichen. Die Gesamtstichprobe enthält 23.644 gebrauchte Eigentumswohnungen. Wien 8. Bezirk (mit 327 Beobachtungen) hat die kleinste Stichprobengröße, Wien 10. Bezirk (mit 1.847) die größte. Damit erhalten wir 32 Bezirke, alle Wiener Bezirke und die großen Städte der weiteren Bundesländer. Die Stichprobe ist damit ziemlich städtisch und ermöglicht eine Fokussierung auf Wien, wo die Preise für gebrauchte Eigentumswohnungen

Tabelle 1

Verwendete Variablen

Variable	Beschreibung
ln_kaufpreis	Log Kaufpreis (in m ²)
ln_area	Log Wohnnutzfläche (in m ²)
area_cat	3 Kategorien der Wohnnutzfläche (klein = 0 bis 50 m ² , mittel = 50 bis 80 m ² , große = 80 bis 500 m ²)
rooms_cat	4 Kategorien der Zimmeranzahl (1, 2, 3 oder 4+)
alter_cat2	9 Kategorien enthalten die Bauperiode und für die jüngsten Beobachtungen eine Kategorie des Baualters von 4–9 Jahre (Differenz zwischen Beobachtung und Fertigstellungsjahr)
cond_cat	4 Kategorien für den Zustand der Immobilie (1 = sehr gut; 2 = gut; 3 = mittel; 4 = schlecht)
stl	8 Kategorien für Stockwerkslage - Kombination der Verfügbarkeit eines Lifts und Geschoßnummer
lift_dum	Existenz eines Liftes (0 = nein; 1 = ja)
park_dum	Existenz eines Parkabstellplatzes (0 = nein; 1 = ja)
gar_dum	Existenz einer Garage (0 = nein; 1 = ja)
loggia_dum	Existenz einer Loggia (0 = nein; 1 = ja)
terr_cat	4 Kategorien für die Terrassenfläche 1 bis 10 m ² , 10 bis 20 m ² , 20 bis 50, 50+ m ²)
balk_dum	Existenz eines Balkons (0 = nein; 1 = ja)
heizung_cat	Heizsystem („zentral“ = Zentralheizung; „heizung“ = andere Formen/ Einzelheizung; „keine“ = keine)
bad_cat	3 Kategorien für die Anzahl der Badezimmer (0, 1 oder 2+)
wc_cat	4 Kategorien für die Anzahl der WCs (0, 1, 2 oder 3+)
jahreszeit	4 Kategorien für das Quartal, in dem die Immobilien in der Datenbank angeboten wurde
stellplatz_dum	Existenz einer Garage oder eines Parkabstellplatzes (0 = nein; 1 = ja)
jahr	Jahr der letzten Änderung der Wohnungscharakteristika in der Datenbank
zsp_id	ID des Zählsprengels

Quelle: Berechnung der Autoren.

weit stärker stiegen als im gesamtösterreichischen Durchschnitt bzw. über die Immobilienarten (siehe Kapitel 2)

Tabelle 1 zeigt die in unserer Analyse verwendeten Variablen. Die meisten sind kategorial. Im Prozess der Dateneditierung schufen wir einige Dummy-Variablen für die Verfügbarkeit von bestimmten Ausstattungsmerkmalen (Loggia, Lift, Balkon etc.). *stl* kombiniert das Stockwerk innerhalb des Gebäudes und den *lift*-Dummy. Zu guter Letzt gibt *jahreszeit* Aufschluss, in welchem Quartal die Immobilien in die Datenbank gestellt/verkauft wurde. Sie ermöglicht die Kontrolle für Saisonalität, da unsere Indexreihen auf Jahren basieren.

Einige Studien zu hedonischen Hauspreismodellen identifizieren bestimmte Einflussvariablen, die nichtlineare Effekte auf Häuserpreise haben (Herath und Maier, 2013; Brunauer et al., 2012). Wir beobachten nichtlineare Effekte beim Alter. Man könnte vermuten, dass ältere Gebäude geringer bewertet werden als Jüngere mit einem negativen Effekt des Alters auf den Preis. Es dürfte aber ein sogenannter „*vintage*⁴ effect“ vorherrschen, der bewirkt, dass ältere Gebäude, z. B. Vorkriegsgebäude oftmals höher bewertet werden als neue, z. B. gebaut zwischen 1945 und 1980. Nur Neubauten bringen noch höhere Preise. Um für diese Nichtlinearität zu kontrollieren, berücksichtigten wir das Gebäudealter als kategoriale Variable im Modell, mit der jüngsten Kategorie 4–9 Jahre (Differenz zwischen Beobachtung und Errichtungsjahr).

Mit größerer Wohnfläche (in m²) steigt der Preis, jedoch nicht linear. Der Quadratmeterpreis ist meist höher

bei kleinen Wohnungen als bei großen. Daher verwenden wir im Modell neben der Wohnnutzfläche auch Wohnungsgrößenklassen (*area_cat*: klein, mittel, groß), um für signifikante Unterschiede beim Preiseffekt der verschiedenen Größenklassen zu kontrollieren.

4 Ergebnisse und Vergleich zu WKO-Daten

4.1 Vergleich der Mittelwerte

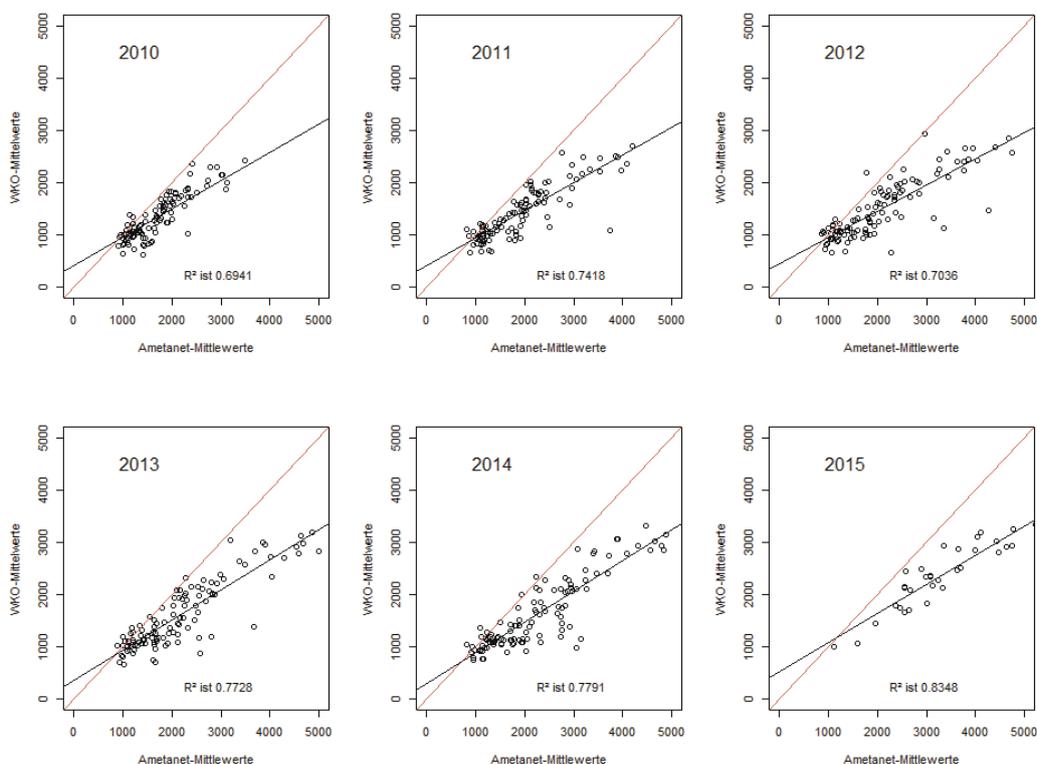
Als ersten Blick auf die beiden Datenquellen vergleichen wir die jeweiligen Bezirks-Mittelwerte über den analysierten Zeitraum (Grafik 3). Hierfür werden die WKO-Mittelwerte bis 2013 über 4 Qualitätskategorien gerechnet, 2014 und 2015 über 12 Lage- und Qualitätskategorien (wobei wir aus Vergleichsgründen die niedrigste Lagekategorie („mäßig“) weglassen).

Grafik 3 zeigt eine hohe Übereinstimmung der beiden Datenquellen.⁵ Die teureren Bezirke der WKO-Daten sind auch bei den Ametanet-Daten die teureren, ebenso bei den billigeren Bezirken. Die Korrelationskoeffizienten rangieren zwischen 0,69 in 2010 und 0,78 im Jahr 2014. Für das Jahr 2015 inkludieren wir nur jene 32 Bezirke, auf die wir in der weiteren Analyse fokussieren. Diese vorwiegend urbanen Bezirke zeigen noch höhere Übereinstimmung (2015: 0,83) und sind auch hinsichtlich des Preisniveaus die teureren Bezirke in Österreich. Ein Wald-Test auf die restringierten Koeffizienten der Regressionslinie zeigt allerdings signifikante Unterschiede zwischen den Datenquellen (p-Werte stark unter 0,05 für alle Jahre). Die Ametanet-Daten liegen systematisch über den WKO-Durchschnitten. Dies ist darin begründet, dass die WKO-Transak-

⁴ *Vintage* aus dem Englischen: „altmodisch“, „alt“, „klassisch“, „aus einer bestimmten Zeit“.

⁵ *Wien 1. Bezirk, Innere Stadt, ist hier nicht berücksichtigt, da in diesem Bezirk sehr hohe Preisniveaus herrschen, und die Übereinstimmung zwischen den Datenquellen ansonsten überrepräsentiert würde.*

Bezirksdurchschnitte der Quadratmeterpreise



Quelle: WKO, OeNB, EDIORG.

tionsdaten heranzieht, während Ametanel Angebotsdaten verwendet. Wenn Makler und Wohnungsanbieter ihre Angebote an Transaktionsdaten des Vorjahres orientieren, kann, in einem dynamischen Markt, ein Aufschlag von rund 5 % bis 10 % von Angebotspreisen über Transaktionspreise angenommen werden.

4.2 Dynamik der Wohnungspreise Modellergebnisse

Model_large ist unser bevorzugtes Modell (mit einem *adjusted R2* von 0,92). Wie in Abschnitt 2 erläutert, beinhaltet es eine Fülle an preiserklärenden Variablen. Räumliche Effekte werden über „fixed-effects“ auf Zählprengelebene modelliert. Das Modell wurde durch eine schrittweise Vorwärts- und

Rückwärts-Selektion mithilfe des AIC-Kriteriums bestimmt. Mithilfe ANOVA-Tests wurden zudem Variablen identifiziert, deren Exklusion den Erklärungswert des Modells nicht signifikant verschlechtern.

Das Modell (siehe Anhang) zeigt die zu erwartenden Vorzeichen der Koeffizienten. *Ln_area* hat den höchsten Erklärungswert. Kleine Wohnungen werden höher eingestuft als mittlere und große – dies zeigt den nichtlinearen Effekt. Auch Wohnungen mit einer höheren Zimmeranzahl erzielen höhere Preise. Preiserhöhend wirken Lift, Parkplatz, Garage, ein zusätzliches WC oder Badezimmer und eine Terrasse, hier wiederum mit größerer Fläche verstärkt. Der Zustand der Wohnung ist ebenfalls ein guter Prediktor – ein

schlechter Zustand wirkt stark preismindernd, ein besserer preiserhöhend. Das Baualter zeigt einen deutlichen „*vintage effect*“. Im Vergleich zur Basisperiode (vor-1919) wirken jüngere Perioden auf den Gesamtpreis preisdrückend. Nur die neueren Bauten (4 bis 9 Jahre) zeigen einen signifikanten preissteigernden Effekt. Bauten aus den 1970er- und 1980er-Jahren haben einen deutlich negativen Effekt auf den Gesamtpreis. Die Variable „Heizungstyp“ zeigt gemischte Ergebnisse. Der Einfluss einer Zentralheizung auf den Gesamtpreis ist positiv und signifikant, nämlich im Vergleich zur Basiskategorie „Heizung aber keine Zentralheizung“ (Einzelöfen, Elektroheizung, etc.). Gleichzeitig zeigt die Kategorie „keine Heizung“ ein positives Vorzeichen, allerdings nicht signifikant für die Gesamtdaten. Es gibt nur eine sehr geringe Anzahl von Wohnungen der Kategorie „keine Heizung“. Grundsätzlich zeigt sich, dass der Preiseffekt höher ist, je später eine Immobilie im Jahresverlauf angeboten wird (*jahreszeit*).

Der Einfluss und die Signifikanz der einzelnen erklärenden Variablen ändert sich über die Modellergebnisse für die einzelnen Bezirke. Auch ändern sich die Ergebnisse maßgeblich, je nachdem ob für die räumliche Verteilung der Beobachtungen kontrolliert wird oder nicht. Die Aufnahme von Zählsprengel „fixed-effects“ erhöht die Anpassungsgüte des Modells. Das *adjusted R²* erhöht sich zwischen *Model_small* und *Model_large* von 0,78 auf 0,92 (siehe Anhang). Die Unterschiede zwischen jeweiligen Koeffizienten der Jahres-Dummies sind in bestimmten Bezirken beträchtlich. In mehreren Bezirken ergeben jene Modelle, die die räumliche Verteilung der Beobachtungen berücksichtigen, eine geringere Preisdynamik als Modelle ohne eine

solche Berücksichtigung. Dies weist darauf hin, dass in diesen Bezirken die beobachteten Wohnungen in späteren Jahren tendenziell eine bessere Lage aufweisen als in früheren Jahren. Wenn diese Tendenz nicht berücksichtigt wird, werden Durchschnittspreis-Indizes und Indizes ohne Kontrolle der räumlichen Verteilung die generelle Preisdynamik überschätzen.

Ergebnisse der L-Dummy-Indizes

Die bevorzugten Indizes sind daher die L-Dummy-Indizes, die sich aus den Koeffizienten der Jahres-Dummies von *Model_large* für die einzelnen Bezirke ergeben. Dieser Index kontrolliert für die Veränderung der Verteilungen der Ausstattungsmerkmale und der Lagen; dies ist wie oben bereits erwähnt notwendig. Dieser Index kontrolliert auch für die unterschiedliche Verteilung der Beobachtungen über die Quartale eines Jahres. Die hohe Anpassungsgüte des *Model_large* lässt vermuten, dass keine entscheidenden Einflussvariablen im Modell fehlen.

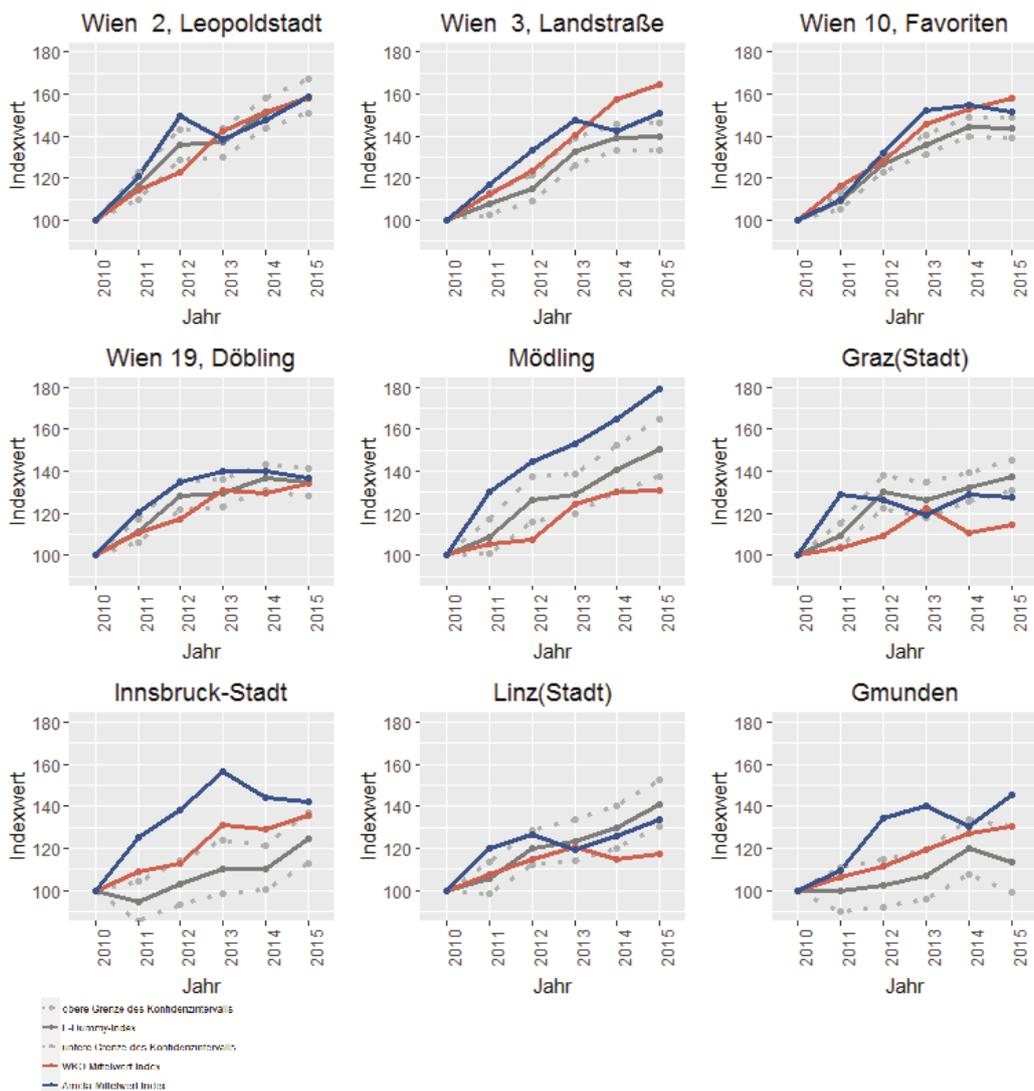
Die Preisdynamik, die in den L-Dummy-Indizes ausgedrückt wird, lässt sich folgendermaßen zusammenfassen (siehe Anhang für die individuellen Bezirksergebnisse): Für Wien zeigen die Indizes eine sehr dynamische Entwicklung der Preise mit ähnlichen Elementen über die meisten Bezirke: Die Preisanstiege waren vor allem in den Jahren 2010 bis 2012 stark. Ab 2013 und zunehmend 2014 und 2015, begann sich die Dynamik einzubremsen. In vielen Bezirken haben sich die Preise zwischen 2014 und 2015 stabilisiert und einige Bezirke verzeichneten fallende Preise. Die höchste kumulierte Preissteigerung zwischen 2010 und 2015 ist im 4. Bezirk, Wieden, zu beobachten (61,3 %). Die geringste Preiszunahme messen wir in Wien 1, Innere Stadt, mit 11% (jedoch von einem

bereits 2010 sehr hohen Niveau ausgehend). In Wien weisen vor allem die Bezirke 4, 7, 2, 8, 12, 11, 21 und 16 eine starke Dynamik auf, ebenso der Bezirk Mödling im Umland Wiens (50,2%). Die Zunahme der Wohnungspreise in den zwei Tiroler Bezirken Innsbruck-Stadt und Innsbruck-Land war weniger ausgeprägt (24,4% bzw. 17,4%), allerdings auch hier von einem hohen Niveau ausgehend. Die Preise in Graz haben um 37,6% zugelegt, in Linz sogar um 41,2%.

In 11 der 32 Bezirke erreichten die Preise 2014 ihren Höhepunkt und gingen im Jahr 2015 zurück. Die meisten dieser Bezirke liegen in Wien. Die Anzahl der Bezirke mit Preisrückgängen steigt von zwei zwischen 2010/2011 auf elf zwischen 2014/2015. Zusammengefasst: Der starke Preisaufschwung, der 2011 und 2012 seinen Höhepunkt erreichte, scheint sich in den meisten Bezirken zu verlangsamen.

Grafik 4

Ergebnisse des L-Dummy-Index im Vergleich zum WKO-Durchschnittsindex



Quelle: WKO, OeNB, EDIORG.

Index-Vergleich

Wenn wir die Ergebnisse der unterschiedlichen Index-Methoden vergleichen, finden sich starke Unterschiede zwischen Durchschnittspreis-Indizes und den bevorzugten Zeit-Dummy-Indizes (L-Dummy-Index basierend auf *Model_large*). Grafik 4 gibt unterschiedliche Indizes für neun Beispielbezirke wieder. Für die L-Dummy-Indizes werden auch die oberen und unteren Grenzen des 95 %-Konfidenzintervalls angegeben. Mit großer Stichprobengröße sind die Konfidenzintervalle bedeutend kleiner (z. B. Favoriten), die L-Dummy-Indizes somit exakter.

Die Ametanet-Mittelwert-Indizes sind sehr volatil und zeigen sehr starke Unterschiede in der Preisdynamik zwischen den einzelnen Bezirken. Der L-Dummy-Index kontrolliert hingegen für Veränderungen in Ausstattungsmerkmalen und Lagen und ergibt einen weit glatteren Verlauf.

Wie stimmen die Ergebnisse der L-Dummy-Indizes mit den WKO-Daten überein? Die Preisentwicklung ist häufig sehr ähnlich bei den beiden Ansätzen. Der WKO-Mittelwert-Index wird aus den bezirksspezifischen Durchschnittspreisen gewonnen. Die Methodenstellung bei der Durchschnittsbildung ab 2014 übt einen dämpfenden Einfluss auf die Indexentwicklung aus. Bei Verwendung der Ametanet-Daten traf diese Dämpfung aus methodologischen Ursachen mit einer tatsächlichen Einbremsung der Preisdynamik in manchen Bezirken zusammen. Dies trifft vor allem auf mehrere Bezirke in Wien zu. Die WKO-Mittelwert-Indizes außerhalb von Wien zeigen jedoch einen starken Einbruch in der Dynamik, der anhand der Ametanet-Daten nicht bestätigt werden kann.

4.3 Unterschiede im Preisniveau

Für die weitere Untersuchung reproduzieren wir mit *Model_small* und den Ametanet-Daten die Preise der vier WKO-Wohnwerte, wobei wir die Modellresiduen bis 2014 als Ersatz für die Lageinformation verwenden (Abschnitt 3.2, zweiter Schritt).

Die hohe Übereinstimmung der Ergebnisse ist in vielen Bezirken markant. Die über unsere Methode errechneten Preisniveaus und Preisentwicklungen stimmen weitgehend mit den WKO-Daten überein. Es gibt jedoch auch Unterschiede. Quadratmeterpreise für "sehr gute" Wohnungen sind in vielen Bezirken viel höher als beim Immobilienpreisspiegel. Das liegt wahrscheinlich daran, dass in der Definition sehr gute Ausstattungsmerkmale mit sehr guter Wohnlage zusammenfallen (bis 2013) und es sich daher bei den vorgegebenen Wohnwerten um Extremfälle handelt. Unserem Ansatz folgend sind für solche, sehr gute Wohnungen weit höhere Preise in den meisten Bezirken möglich, besonders in Wien 2. Bezirk und 3. Bezirk sowie in Mödling. Während der Phase starker Preisauftriebe (bis 2013) verzeichneten in diesen Bezirken vor allem die sehr guten und guten Wohnwert-Wohnungen eine höhere Dynamik als die mittleren und einfachen Wohnwert-Wohnungen.

Wenn das Ziel die Analyse verschiedener Marktsegmente in Bezug auf Qualität und Preise ist, so kann dies über die Betrachtung der diversen Quantile der Preisverteilung von Wohnungen über die Jahre erfolgen (vgl. Coulson und McMillen, 2007; McMillen, 2014 und Waltl, 2015). Mittels Quantilsregressionen lassen sich die unterschiedlichen Dynamiken der Preissegmente berechnen, wodurch eine analytische Alternative zu den Durchschnittswerten des Immobilienpreisspiegels gefunden werden kann.

Allerdings erfordert dies große Stichproben, was im österreichischen Fall größere geografische Einheiten durch Aggregation von Verwaltungsbezirken erfordern würde (z. B. Feilmayr, 2014) – ein interessanter Aspekt für weitere Untersuchungen.

5 Zusammenfassung und Schlussbemerkungen

Häuserpreise in Österreich stiegen seit 2007 deutlich. In den Jahren 2011 und 2012 erreichten sie einen Höhepunkt. Diese Dynamik stabilisiert sich seit dem dritten Quartal 2016. Das Segment der gebrauchten Eigentumswohnungen verzeichnete überdurchschnittlich hohe Preissteigerungen und steigt teilweise weiterhin. Daher stand dieser Sektor im Mittelpunkt der vorliegenden Analyse. Wir berechnen regionale Preisindizes für politische Bezirke auf Basis von Angebotsdaten. Diese disaggregierte Sicht ist Voraussetzung, um die lokalen preistreibenden Faktoren, die die Preisentwicklung in einem Bezirk erklären, genauer zu untersuchen. Aufgrund dieser Erkenntnis können die wirtschaftspolitischen Akteure entsprechende Maßnahmen zur Verhinderung eines Überhitzens des Marktes, das möglicherweise durch lokale Faktoren getrieben wird, implementieren (Abraham und Hendershott, 1996; Glaeser et al., 2012). Dies wären z. B. raumplanerische Maßnahmen wie Flächen(um)widmungen.

Da bisher in Österreich nur die Daten des WKO-Immobilienpreisspiegels auf regionaler Basis vorhanden waren, vergleichen wir unsere neu berechneten Indizes mit diesen Daten. Der Immobilienpreisspiegel ist eine hilfreiche Datenbasis, die in der Immobilienwirtschaft häufig zum Einsatz kommt und eine Fülle von Preisinformationen enthält. Allerdings werden qualitäts- und lagekontrollierte Preis-

steigerungen für lokale Submärkte darin nicht beschrieben. Hierfür ist es besser, hedonische Indizes zu berechnen. Mit Daten der Internetplattform Ametanet von EDIORG Software GmbH (Linz) führen wir diese Berechnungen für 32 politische Bezirke durch und kontrollieren dabei mit „fixed-effects“ auf Zählsprengelbasis für eine sich ändernde räumliche Verteilung. Darüber hinaus ermöglicht eine modellbasierte Analyse, Preise für jede beliebige Normwohnung mithilfe der resultierenden Modellkoeffizienten zu berechnen. Ein derartiger Zugang ist flexibler als die starr vorgegebenen vier Wohnwertwohnungen des Immobilienpreisspiegels.

Unsere Ergebnisse zeigen in den betrachteten Bezirken überaus deutliche Preiszuwächse zwischen 2010 und 2015 von bis zu +61,3%. Die Preise von gebrauchten Wohnungen stiegen zwischen 2010 und 2013 in einigen der 23 Wiener Bezirke besonders deutlich, und zwar nicht nur in jenen die von einem geringen Niveau aus starteten, sondern auch in einigen teureren Bezirken. Es sind dies die Bezirke Wien 4, 7, 2 und 8. In Graz, als zweigrößte Stadt, stiegen die Immobilienpreise zwischen 2010 und 2015 um 37,6%, in Linz als drittgrößte Stadt um 41,2%. Seit 2014 bremsen sich in vielen Bezirken die Preissteigerungen ein, in einigen kam es sogar zu – wenn auch zu geringen – Rückgängen. Der Vergleich mit dem WKO-Immobilienpreisspiegel zeigt häufig eine sehr ähnliche Dynamik zu unseren Indizes, die auf Ametanet-Daten basieren. Es lassen sich jedoch einige Bezirke identifizieren, bei denen die Preise weit deutlicher stiegen als die WKO-Durchschnitte dies anzeigen. Dies ist in Linz, Graz und in den drei enthaltenen niederösterreichischen Bezirken im Umland Wiens der Fall (Wien-Umgebung, Mödling und Baden).

Die Ameternet-Daten führen aber auch zu dem Ergebnis, dass der Immobilienpreisspiegel die Preisentwicklung in Wien 3. Bezirk, Innsbruck (Stadt und Land) und Gmunden überschätzt.

Unsere regionalisierten hedonischen Immobilienpreisindizes für Eigentumswohnungen bieten eine robuste und exakte Basis für weitere Bemühungen, Gründe für Preisentwicklungen auf Bezirksebene genauer zu untersuchen. Mit den Ameternet-Daten ist es uns künftig möglich, auch einen genaueren Blick auf die Preisentwicklungen von Einfamilienhäusern, die v. a. in ländlichen Gegenden vorherrschen, zu werfen.

Sowohl die aktuellen methodologischen Verbesserungen als auch die Erweiterung der Datenbasis (räumlichen Informationen und zahlreiche Immobilienmerkmale) eröffnen neue Möglichkeiten zur detaillierten und kleinräumigen Marktanalyse. Diese Untersuchungen sollten unterstützt werden, um entsprechend fokussierte Politikempfehlungen entwerfen zu können. Ziel muss es sein, exzessive Preisturbulenzen, die zu Finanzmarktstabilitätsbeeinträchtigungen führen können, zu verhindern. Bisher war Österreich von solchen Entwicklungen nicht betroffen, aber in anderen Ländern wurden dadurch große wirtschaftliche Schäden verursacht.

Literaturverzeichnis

- Abraham, J. und P. Hendershott. 1996.** Bubbles in metropolitan housing markets. In: *Journal of Housing Research*. Vol. 7. 191–207.
- Albacete N., Fessler, P. und P. Lindner. 2016.** The distribution of residential property price changes across homeowners and its implications for financial stability in Austria. In: *Financial Stability Report* 31. 62–81.
- Anselin, L., Murray, A. und S. Rey. 2013.** Spatial Analysis. In: Little, T. (Hrsg.): *The Oxford Handbook of Quantitative Methods*. Volume 2: Statistical Analysis. Oxford: Oxford University Press. 154–174.
- Brunauer, W., W. Feilmayr und K. Wagner. 2012.** A New Residential Property Price Index for Austria. In: *Statistiken – Daten und Analysen Q3/12*. OeNB. 90–102.
- Costello, G. und C. Watkins. 2002.** Towards a System of Local House Price Indices. In: *Housing Studies*. Vol. 17 (6). 857–873.
- Coulson, N. und D. McMillen. 2007.** The dynamics of intraurban quantile house price indexes. In: *Urban Studies*. Vol. 44. 1517–1537.
- Diewert, W. 2003.** Hedonic regressions: a review of some unresolved issues. Working Paper Department of Economics, University of British Columbia: Vancouver.
- Europäische Kommission (EK). 2013.** Handbook on Residential Property Prices Indices (RPPIs), 2013 edition. Luxemburg: Publications Office of the European Union.
- Feilmayr, W. 2014.** Niveau und Entwicklung von Immobilienpreisen im alpinen Raum. *Jahrbuch des Departments für Raumplanung der TU Wien* 2014. Band 2. 87–102.
- Glaeser, E., Gottlieb, J. und K. Tobio. 2012.** Housing Booms and City Centers. In: *American Economic Review*. Vol. 102(3). 127–133.
- Helbich, M., W. Brunauer, E. Vaz und P. Nijkamp. 2014.** Spatial Heterogeneity in Hedonic House Price Models: The Case of Austria. In: *Urban Studies*. Vol. 51(2). 390–411.
- Herath, S. und G. Maier. 2013.** Local particularities or distance gradient. What matters most in the case of the Viennese apartment market? In: *Journal of European Real Estate Research*. Vol. 6(2). 163–185.

- Hill, R. und M. Scholz. 2014.** Incorporating Geospatial Data in House Price Indexes: A Hedonic Imputation Approach with Splines. Graz Economics Papers (GEP) 2015/05. Karl-Franzens-Universität Graz.
- Hill, R. 2013.** Hedonic Price Indexes for Residential Housing: A Survey, Evaluation and Taxation. In: Journal of Economic Surveys. Vol. 27(5). 879–914.
- Malpezzi, S. 2003.** Hedonic pricing models: a selective and applied review. In: T. O’Sullivan und K. Gibb (Hrsg.) Housing Economics and Public Policy. Oxford: Blackwell.
- Malpezzi, S., Chun, G. und Green, R. 1998.** New place to place housing indexes for U.S. metropolitan areas, and their determinants: an application of housing indicators. In: Real Estate Economics. Vol. 26. 235–275.
- Mason, P. und Pryce, G. 2011.** Controlling for Transactions Bias in Regional House Price Indices. In: Housing Studies. Vol. 26(5). 639–660.
- McMillen, D. 2014.** Local quantile house price indices. University of Illinois Working Paper.
- Mundt, A. und E. Springler. 2016.** Milestones in Housing Finance in Austria over the Last 25 Years. In: Lunde, J. und Whitehead, C. (Hrsg.). Milestones in European Housing Finance. Oxford: Oxford University Press. 55–74.
- Prud’Homme, M., Sanga, D. und H. Shum. 2004.** From average to hedonic price indexes: a “preliminary” investigation into various measures of trends in existing house prices using MLS Data for Ottawa. Paper prepared for the 28th General Conference of The International Association for Research in Income and Wealth. Cork. Irland. 22. und 28. August.
- Rambaldi, A. und P. Rao. 2011.** Hedonic Predicted House Price Indices Using Time-Varying Hedonic Models with Spatial Autocorrelation. Discussion Papers Series 432. School of Economics. University of Queensland. Australien.
- Schneider, M. und K. Wagner. 2015.** Housing Markets in Austria, Germany and Switzerland. In: Monetary Policy & The Economy. Quarterly Review of Economic Policy. Q1/15. OeNB. 42–58.
- Statistik Austria. 2016.** Wohnen 2015. Wien: Statistik Austria.
- Waltl, S. 2015.** Variation across price segments and locations: A comprehensive quantile regression analysis of the Sydney housing market. Graz Economics Papers (GEP) 2015/09. Karl-Franzens-Universität Graz.
- Widłak, M. 2014.** The hedonic housing price index for Poland – modelling on NBP BaRN data. In: NBP (Hrsg.). Papers presented during the Narodowy Bank Polski Workshop: Recent trends in the real estate market and its analysis, 2013. (= NBP Working Paper No. 182). Warschau. 203–230.
- WKO. 2014.** Immobilienpreisspiegel 2014. Wien: WKO.
- WKO. 2015.** Immobilienpreisspiegel 2015. Wien: WKO.

Anhang

Programme:

Open source Software: R, QGis und GeoDa.

Tabelle A1

Beschreibung der vier Wohnwerte gemäß der WKO-Klassifikation

Für alle Wohnwerte gilt: 3 Zimmer, ca. 70 m² Wohnfläche, ohne PKW-Stellplatz

Wohnwert	Beschreibung
Einfach	WC in der Wohnung, einfaches Bad, beheizbar, jedoch keine Zentralheizung, Fenster mit Einfachverglasung, wenig bevorzugte Wohnlage
Mittel	Bad, WC, Verbundglasfenster, Zentralheizung, gemischt-bebaute Wohnlage, normale verkehrsmäßige Erschließung, gute Bausubstanz
Gut	modernes Bad, WC, Zentralheizung, Isolierverglasung, Balkon, eventuell Lift, gute Wohnlage, kein unmittelbarer Modernisierungsbedarf
Sehr gut	moderne Ausstattung der Sanitäranlagen, Zentralheizung, Parkettböden, Balkon, Lift, sehr gute Wohnlage, moderne Haustechnik

Quelle: WKO (2014), S. 16.

Anmerkung: Die Definitionen sind gültig von 2009 bis 2013. Seit 2014 beinhalten die Wohnwertdefinitionen keine Lageinformation mehr. Publiziert werden vielmehr für jeden Wohnwert drei (seit 2015 vier) unterschiedliche Lagestrata.

Tabelle A2

Vergleich von Indexwerten für alle 32 Bezirke

Bezirksname	L-Dummy-Index						Ametanet- Mittelwert- Index	S-Dummy- Index	WKO- Mittelwert- Index	L-Dummy / WKO - Differenz
	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2015	2015	2015	2015
Wien 4, Wieden	100,0	119,2	135,7	132,8	148,7	161,3	167,5	163,7	167,5	3,9
Wien 7, Neubau	100,0	111,3	137,0	151,1	144,8	159,1	143,8	155,7	149,1	-6,3
Wien 2, Leopoldstadt	100,0	116,1	135,8	136,9	150,9	158,9	158,6	152,3	157,8	-0,7
Wien 8, Josefstadt	100,0	111,1	130,6	143,7	155,7	155,4	158,3	155,1	136,4	-12,2
Wien 12, Meidling	100,0	105,1	123,4	136,0	152,4	155,3	169,0	162,2	146,1	-6,0
Wien 11, Simmering	100,0	103,6	123,9	138,1	140,0	154,9	153,0	147,9	144,7	-6,6
Wien 21, Floridsdorf	100,0	113,4	121,2	135,8	144,3	153,1	178,9	166,2	154,2	0,7
Wien 16, Ottakring	100,0	112,4	127,0	134,4	143,0	151,7	146,2	152,0	137,1	-9,7
Mödling	100,0	108,6	126,4	128,9	140,9	150,2	179,2	151,2	130,9	-12,8
Wien 15, Rudolfsheim-Fünfhaus	100,0	113,6	129,8	147,7	155,8	149,1	133,4	151,9	146,3	-1,9
Linz-Land	100,0	105,8	132,7	112,6	124,9	148,3	110,7	135,2	110,0	-25,8
Wien 5, Margareten	100,0	116,7	128,7	139,9	147,5	147,9	157,8	154,6	152,0	2,8
Wien 20, Brigittenau	100,0	103,5	131,7	132,5	137,6	146,6	142,7	149,5	137,7	-6,1
Wien 6, Mariahilf	100,0	104,4	132,3	146,6	144,1	146,1	169,6	149,0	143,5	-1,8
Wien 10, Favoriten	100,0	109,1	127,0	135,6	144,2	144,0	151,7	144,6	158,1	9,8
Wien 17, Hernals	100,0	104,5	125,4	122,8	140,0	143,6	155,5	142,2	130,5	-9,1
Wien 9, Alsergrund	100,0	107,6	122,8	126,1	134,9	142,0	172,4	146,3	145,6	2,6
Wien 13, Hietzing	100,0	113,2	125,1	136,0	142,7	141,7	159,4	142,0	130,6	-7,8
Linz (Stadt)	100,0	105,6	120,1	123,6	129,6	141,2	133,4	131,6	117,6	-16,8
Wien 22, Donaustadt	100,0	114,4	125,3	137,2	145,3	139,9	159,8	155,6	145,9	4,3
Wien 3, Landstraße	100,0	107,5	115,2	132,5	139,4	139,7	150,7	136,9	164,7	17,9
Wien 14, Penzing	100,0	105,2	121,6	135,5	140,4	139,5	140,9	141,4	135,0	-3,2
Graz (Stadt)	100,0	109,4	130,0	126,0	132,1	137,6	127,6	127,6	114,6	-16,7
Wien 18, Währing	100,0	109,4	121,5	130,7	137,1	135,9	138,8	147,1	135,4	-0,4
Wien 19, Döbling	100,0	111,4	128,5	129,4	136,7	134,5	137,0	129,9	134,1	-0,3
Baden	100,0	103,0	126,0	117,9	116,5	131,4	145,1	144,1	118,4	-9,9
Wien-Umgebung	100,0	104,2	102,8	114,9	114,0	126,4	138,0	130,7	104,2	-17,5
Innsbruck-Stadt	100,0	94,4	103,2	110,5	110,3	124,4	142,0	148,2	135,6	9,0
Wien 23, Liesing	100,0	104,3	114,7	120,4	130,5	123,4	126,4	121,4	134,4	8,9
Innsbruck-Land	100,0	101,7	102,0	103,2	105,9	117,3	123,6	121,3	135,3	15,3
Gmunden	100,0	99,9	102,5	106,9	120,0	113,6	145,2	109,9	130,4	14,7
Wien 1, Innere Stadt	100,0	101,2	126,5	130,4	119,6	111,0	127,8	132,6	123,5	11,3

Quelle: Berechnung der Autoren.

Anmerkung: Die Tabelle ist nach L-Dummy-Index 2015 geordnet, daher scheinen die dynamischen Bezirke oben auf. Farbschema: blau für Wiener Bezirke – hellblau für Aussenbezirke, dunkleres Blau für innere Bezirke, Wien 1 dunkelblau. Drei Bezirke in Niederösterreich, nahe Wien, sind orange unterlegt. Violett eingefärbt sind die verbleibenden Bezirke. Der S-Dummy-Index basiert auf Modell_small. Der Wert in der letzten Spalte gibt die prozentuelle Veränderung zwischen dem L-Dummy-Indexwert für 2015 und dem WKO-Mittelwert-Index für 2015 an. So bedeutet z. B. ein Wert von 26%, dass der WKO-Wert für den Bezirk Linz-Land 2015 um 26% unter jenem Wert des L-Dummy-Index für diesen Bezirk liegt; dass also die Dynamik unterschätzt wird.

Tabelle A3

Modellergebnisse

Model_large				Model_small		
Abhängige Variable: ln_preis				Abhängige Variable: ln_preis		
Koeffizienten	Schätzung	Standard- Abweichung	t-Wert	Schätzung	Standard- Abweichung	t-Wert
(Intercept)	7,1390956	0,10196	70,019 ***	6,515271	0,060503	107,686 ***
ln_area	0,962374	0,0114974	83,704 ***	1,278076	0,016546	77,245 ***
area_catmittel	-0,023584	0,0076077	-3,100 **	-0,125716	0,011503	10,929 ***
area_catgros	-0,0259944	0,0108058	-2,406 *	-0,115302	0,016248	-7,096 ***
rooms_cat2	0,0505234	0,0079355	6,367 ***	-0,021152	0,011985	-1,765 .
rooms_cat3	0,0741148	0,0096516	7,679 ***	-0,098972	0,014331	-6,906 ***
rooms_cat4	0,0779985	0,0115069	6,778 ***	-0,176085	0,016927	-10,402 ***
rooms_cat4+	0,0404455	0,0144007	2,809 **	-0,242739	0,021074	-11,519 ***
alter_cat2_19-44	-0,0568565	0,012135	-4,685 ***			
alter_cat2_45-59	-0,0532774	0,008553	-6,229 ***			
alter_cat2_60-69	-0,0751435	0,006278	-11,969 ***			
alter_cat2_70-79	-0,0895394	0,0062493	-14,328 ***			
alter_cat2_80-89	-0,0793157	0,008899	-8,913 ***			
alter_cat2_90-99	-0,0202427	0,008221	-2,462 *			
alter_cat2_ab2000	-0,0170288	0,0109405	-1,556			
alter_cat2_alt4-9	0,0452791	0,0097593	4,64 ***			
cond_cat2	-0,1440632	0,0042823	-33,642 ***	-0,219412	0,006215	-35,305 ***
cond_cat3	-0,2738521	0,0078763	-34,769 ***	-0,287953	0,011822	-24,357 ***
cond_cat4	-0,3000267	0,0153017	-19,607 ***	-0,261588	0,023106	-11,321 ***
stl1	-0,0073281	0,0468518	-0,156			
stl2	0,0004512	0,0474323	0,01			
stl3	0,0069337	0,04698	0,148			
stl4	0,0642949	0,0879488	0,731			
stl5	0,0123039	0,0504953	0,244			
stl6	-0,0373339	0,0579014	-0,645			
stl7	0,0532833	0,0502988	1,059			
stl8	-0,0112873	0,0467841	-0,241			
lift_dum1	0,0753261	0,004483	16,803 ***	0,16852	0,005438	30,988 ***
park_dum1	0,0193757	0,0069101	2,804 **			
gar_dum1	0,0704389	0,0053869	13,076 ***			
loggia_dum1	0,0449555	0,0054071	8,314 ***			
terr_cat1-10	0,1344202	0,0090269	14,891 ***			
terr_cat10-20	0,1640206	0,0072628	22,584 ***			
terr_cat20-50	0,2253969	0,0070519	31,963 ***			
terr_cat50+	0,2959349	0,00975	30,352 ***			
balk_dum1	0,0834077	0,0048147	17,323 ***	0,042178	0,006599	6,391 ***
heizung_catkeine	0,0202297	0,0122926	1,646 .	0,168798	0,018229	9,26 ***
heizung_catzentral	0,0522268	0,0067081	7,786 ***	0,120105	0,009446	12,714 ***
bad_cat0	-0,1103582	0,1416521	-0,779	-0,076829	0,23426	-0,328
bad_cat2+	0,031365	0,0078099	4,016 ***	0,107255	0,011702	9,165 ***
wc_cat0	0,0370744	0,158292	0,234	-0,115086	0,256405	-0,449
wc_cat2	0,0312607	0,0066654	4,69 ***	0,15781	0,009795	16,111 ***
wc_cat3+	0,0773167	0,013176	5,868 ***	0,250527	0,019545	12,818 ***
stellplatz_dum1				0,079174	0,006576	12,039 ***
jahreszeit2	0,0262719	0,0043826	5,995 ***			
jahreszeit3	0,0368192	0,0046022	8,000 ***			
jahreszeit4	0,0564399	0,0045174	12,494 ***			
factor(jahr)2011	0,0890128	0,0059392	14,987 ***	0,09043	0,009061	9,98 ***
factor(jahr)2012	0,2192953	0,0060795	36,071 ***	0,220946	0,009029	24,47 ***
factor(jahr)2013	0,2814057	0,0057982	48,533 ***	0,295418	0,008562	34,504 ***
factor(jahr)2014	0,3363818	0,0056011	60,056 ***	0,355981	0,008215	43,332 ***
factor(jahr)2015	0,3528682	0,006045	58,374 ***	0,378229	0,008892	42,537 ***

Signifikanzniveaus: 0 '***' 0,001 '**' 0,01 '*' 0,05 '.' 0,1 ' ' 1

Signifikanzcodes: 0 '***' 0,001 '**' 0,01 '*' 0,05 '.' 0,1 ' ' 1

Standardabweichung der Residuen: 0,1957 bei 15.561 Freiheitsgraden

Standardabweichung der Residuen: 0,3306 bei 17.256 Freiheitsgraden

Multiple R2: 0,9312, Adjusted R2: 0,9236

Multiple R2: 0,7822, Adjusted R2: 0,7819

F-Statistik: 122,4 bei 1.720 und 15.561 Freiheitsgraden, p-Wert:
< 0,000000000000000022

F-Statistik: 2.479 bei 25 und 17.256 Freiheitsgraden, p-Wert:
< 0,000000000000000022

Quelle: Berechnung der Autoren.

Anmerkung: Nicht gezeigt in den Ergebnissen von Model_large werden die 1.670 Koeffizienten der Zählsprengel. 82 % davon sind hoch signifikant (p-Wert unter 0,05), ihre Koeffizienten betragen zwischen -0,42 und 2,25.