

Прикладная эконометрика, 2022, т. 65, с. 5–28.

Applied Econometrics, 2022, v. 65, pp. 5–28.

DOI: 10.22394/1993-7601-2022-65-5-28

Е. Д. Бобровская, А. В. Полбин¹

Детерминанты цены на краткосрочную аренду жилья в экономике совместного потребления (на примере Airbnb в г. Москве)

В статье анализируется ценообразование на крупной онлайн-платформе для краткосрочной аренды жилья Airbnb по данным г. Москвы за январь 2021 г. Построена модель множественной регрессии на основе гедонистической ценовой функции. По результатам исследования определены основные ценовые детерминанты и выявлены особенности, характерные для указанного рынка. Кроме того, результаты продемонстрировали важность применения квантильной регрессии и географически взвешенной регрессии для более детального анализа детерминант цены краткосрочной аренды.

Ключевые слова: экономика совместного потребления; гедонистическое ценообразование; Airbnb; краткосрочная аренда жилья; квантильная регрессия; географически взвешенная регрессия.

JEL classification: C21; R31; Z39.

1. Введение

Совместное использование различных товаров и услуг — это далеко не новое явление в повседневной жизни людей. С давних пор можно было наблюдать различные примеры: обмен между людьми в пределах общины, библиотеки, аренда жилых и коммерческих помещений и многое другое. Но вместе с активным развитием информационных технологий данное явление также совершенствовалось, что привело к появлению онлайн-платформ, которые снизили транзакционные издержки и существенно упростили процесс взаимодействия экономических агентов (Zervas et al., 2017). Многие платформы стали удобным инструментом, позволяющим арендовать товар на некоторое время или получить прибыль от сдачи в аренду тех вещей, которыми почти не пользуешься.

Кроме развития технологий, существенное влияние на людей оказал мировой кризис 2008 г. Для большого числа людей полезность от потребления блага вместо владения им стала выходить на первый план. Это поспособствовало широкому распространению многосторонних платформ и использованию с начала 2010-х годов такого понятия, как экономика совместного потребления.

¹ Бобровская Екатерина Дмитриевна — РАНХиГС, Москва; katya89388@gmail.com.

Полбин Андрей Владимирович — РАНХиГС, Институт Гайдара, Москва; apolbin@ier.ru.

Существуют разные толкования этого термина. В настоящей работе за основу взята формулировка, данная участниками Всемирного экономического форума и определяющая экономику совместного потребления как экономическую деятельность, базирующуюся на коллективном потреблении недостаточно используемых активов посредством онлайн-платформ². Причем взаимодействие между экономическими агентами может происходить как бесплатно, так и за плату, а цифровая платформа выступает в качестве посредника.

Одной из сфер, кардинально изменившихся с появлением экономики совместного потребления, стала сфера туристического размещения. Гостиничные сети и независимые отели вынуждены подстраивать свою деятельность под эти изменения, чтобы успешно конкурировать с новыми представителями рынка.

Airbnb — крупнейшая платформа для поиска и размещения жилья для краткосрочной аренды. С момента своего создания в 2008 г. платформа обрела популярность во всем мире (представлена более чем в 80 тыс. городов) и помогла получить арендодателям более 100 млрд долларов³. Такой успех привел к тому, что функционирование онлайн-платформы и ее влияние на традиционных представителей рынка стало предметом изучения многих исследователей. При этом ценообразование является одним из важнейших и наиболее изученных вопросов в сфере туристического размещения.

На сегодняшний день российских исследований, рассматривающих онлайн-платформу, достаточно мало, а работы, связанные с ценообразованием на платформе Airbnb и анализирующие российские данные, отсутствуют. Целью данного исследования стало выявление и оценка факторов, влияющих на цену краткосрочной аренды жилья на платформе Airbnb в Москве. Настоящая работа близка к обширному количеству работ, в которых выявлялись детерминанты цен на квартиры в городах РФ (Гончаров, Натхов, 2020; Катышев, Хакимова, 2012; Ожегов и др., 2017; Рощина, Ващенко, 2020; Сидоровых, 2015; Magnus, Peresetsky, 2010).

Структура работы выстроена следующим образом. Во втором разделе приводится обзор существующей литературы. В третьем разделе представлены методы, используемые в настоящем исследовании. Четвертый раздел содержит информацию о собранных данных. В пятом разделе приводятся результаты оценки моделей. В заключительном разделе подводятся итоги и отмечаются ограничения данной работы, которые требуют проведения дальнейших исследований.

2. Обзор литературы

Большинство авторов, изучающих ценообразование на платформе Airbnb, строят гедонистическую ценовую модель (Cai et al., 2019; Gibbs et al., 2018; Teubner et al., 2017; Voltes-Dorta, Sánchez-Medina, 2020; Wang, Nicolau, 2017). В основе этого подхода лежит теория, согласно которой полезность предмета потребления представляет сумму полезностей всех свойств данного предмета (Lancaster, 1966). Представленная в работе (Rosen, 1974) теория гедонистического ценообразования позволила перейти от рассмотрения полезностей к ненаблюдаемым равновесным ценам каждой характеристики рассматриваемого объекта. В работе (Xiao, 2017)

² <https://www.weforum.org/agenda/2016/10/what-s-the-sharing-economy-doing-to-gdp-numbers>.

³ См. <https://news.airbnb.com/the-100-billion-airbnb-host-economy>.

отмечается, что потребители, максимизируя свою полезность при заданном доходе, перемещаются по графикам предельных цен так, что их готовность платить за единицу определенной характеристики равна ее предельной ненаблюдаемой цене. Основными ограничениями такой модели являются предположения о совершенном конкурентном рынке, на котором отсутствует асимметрия информации и транзакционные издержки, а также рассматривается репрезентативный потребитель (Zietz et al., 2008). В рамках обсуждаемого в данной работе вопроса следует отметить еще одно ограничение: ввиду недоступности фактических цен сделок вместо непосредственной оценки ненаблюдаемых цен характеристик проводится оценка того, как домовладельцы оценивают готовность потребителей платить за различные свойства жилья (Gibbs et al., 2018).

Часть объясняющих переменных выбирается исследователями на основе литературы по традиционным средствам туристического размещения, где рассматриваются детерминанты, связанные с типом и размером номеров, местоположением отеля и наличием некоторых удобств (Chen, Rothschild, 2010; Thrane, 2007). Кроме того, исследователи включают в оцениваемые модели переменные, сигнализирующие о качестве жилья, такие как число отзывов и полученный на их основе рейтинг. В работах, изучающих детерминанты цены в гостиничном секторе, к таким характеристикам зачастую относят число звезд у отеля и его принадлежность к какой-либо сети (Israeli, 2002; Juaneda et al., 2011). Среди дополнительных переменных, включаемых в модель при анализе ценообразования на платформе Airbnb, встречаются: наличие статуса «суперхозяин»⁴ у арендодателя и наличие профессионального статуса⁵ у хозяина помещения, доступное число фотографий, наличие возможности мгновенного бронирования и другие.

Говоря о количественных оценках эффектов влияния характеристик на цены, отметим, что выводы исследователей сильно различаются из-за особенностей анализируемых регионов. Так, в работе (Gibbs et al., 2018) по данным пяти городов Канады для переменной, связанной с расстоянием до административного центра, результаты сильно варьируются между городами: каждые дополнительные пять километров от административного центра приводят к снижению цены в диапазоне от 4.0 до 20.7%. Кроме того, авторы получили положительный статистически значимый эффект влияния на цену наличия бесплатной парковки и бассейна только в двух из пяти городов выборки. В работе (Lorde et al., 2019), в которой изучались данные 12 стран Карибского бассейна, авторы включили в модель ряд объясняющих переменных, отражающих различия между странами. Все оценки коэффициентов для соответствующих переменных оказались статистически значимыми, что говорит о наличии влияния рассматриваемой страны на формирование цены на краткосрочную аренду. Так, авторы выяснили, что при прочих равных условиях каждые дополнительные 1000 человек населения в странах Карибского бассейна сокращают в среднем стоимость аренды на 3 доллара, а каждые 10 долларов реального ВВП на душу населения повышают цену жилья на 1 доллар.

В (Gibbs et al., 2019) было выявлено, что для Гонконга определяющими характеристиками являются тип жилья и число комнат в сдаваемом в аренду помещении. Высокие (по сравнению с другими исследованиями) показатели ценовых премий за характеристики, относящиеся к размеру жилья, связаны с особенностями рынка недвижимости в Гонконге. Как отмечают

⁴ Статус присваивается арендодателям, которые по итогам квартала удовлетворяют определенным критериям. Среди них — высокий рейтинг, низкий процент отмены бронирований, быстрый отклик и другие.

⁵ Данным статусом обычно наделяются арендодатели, сдающие через платформу Airbnb более 1 помещения.

авторы, высокие налоги и нехватка земельных ресурсов привели к тому, что цены на недвижимость в Гонконге являются одними из самых высоких в мире. Основной проблемой полученных авторами результатов стало то, что добавление дополнительных объясняющих переменных не сильно улучшило показатели качества модели. Одно из возможных решений данной проблемы может состоять в применении подхода, описанного в работе (Voltes-Dorta, Sánchez-Medina, 2020). Одна из целей этого исследования состояла в том, чтобы показать, что ценовые детерминанты отличаются для различных типов жилья. Были оценены 9 моделей, каждая из которых отвечала за определенный тип жилья или комбинацию типов. Так, например, одна из моделей оценивала детерминанты для всех сдаваемых через онлайн-платформу комнат, а другая — для комнат, сдаваемых в апартаментах. Гипотезы авторов подтвердились: для сдаваемых комнат выбранный набор детерминант объясняет лишь малую часть разброса цены. Скорректированный коэффициент детерминации в модели для всех комнат составил лишь 0.14, что значительно меньше значения, полученного для модели, включающей все дома, сдаваемые целиком (0.56).

Интуитивно понятные гипотезы о положительном или отрицательном влиянии тех или иных факторов на итоговую цену сдаваемого в аренду помещения чаще всего находят подтверждение в результатах оценки моделей. Неожиданным результатом ранних исследований по данной теме стало то, что количество отзывов негативно влияет на цену аренды. Авторы работы (Gibbs et al., 2018) приводят несколько возможных объяснений данного феномена. Негативная связь между числом отзывов и ценой посуточной аренды жилья может быть вызвана уменьшением асимметрии информации при появлении новых отзывов. Домовладельцы знают о недостатках жилья, которые не отражены в объявлении. Пока отзывов достаточно мало, они могут устанавливать более высокие цены по сравнению с конкурентами, у которых уже имеется множество отзывов, в которых упомянуты недостатки. Другое объяснение — это повышенный спрос на более дешевые варианты размещения, следствием которого становится появление большого количества отзывов.

В некоторых исследованиях (Cai et al., 2019; Wang, Nicolau, 2017) отмечается недостаток оценки модели множественной регрессии с помощью метода наименьших квадратов, связанный с постоянством оценок коэффициентов на различных ценовых сегментах. Для устранения данного ограничения исследователи дополняют свой анализ оценкой модели квантильной регрессии. В работе (Wang, Nicolau, 2017) авторы продемонстрировали, что наиболее сильный положительный эффект для переменных, отвечающих за рейтинг и наличие статуса «суперхозяин», соответствует жилью из низкого ценового сегмента. С ростом цены объявления отрицательный эффект от увеличения расстояния до центра города немного усиливается. Похожим образом ведут себя оценки коэффициентов квантильной регрессии для параметров, отвечающих за количество гостей, число ванных и спальных комнат, наличие возможности мгновенного бронирования. Для них эффект влияния на цену аренды усиливается с ростом цены, причем для всех переменных, кроме последней, эффект положителен. Согласно работе (Cai et al., 2019), стоимость аренды квартир из высокого ценового сегмента оказалась нечувствительна к географическим факторам, а расстояние до центра города имеет значимый эффект лишь для 25%-ного квантиля. Такая разница в результатах оценки квантильной регрессии в очередной раз подтверждает необходимость изучения каждого города в отдельности и невозможность обобщения результатов.

В последнее время исследователи все чаще отмечают необходимость учета пространственной неоднородности данных, которая может наблюдаться даже в рамках одного города.

В работах (Hong, Yoo, 2020; Voltés-Dorta, Sánchez-Medina, 2020; Zhang et al., 2017; Xu et al., 2019) для получения локальных оценок коэффициентов применяется модель географически взвешенной регрессии (ГВР). В исследовании (Zhang et al., 2017) модель объяснила от 8.6 до 37.6% разброса цен на жилье в зависимости от района. Такие значения являются достаточно низкими в сравнении с другими исследованиями, но в то же время для большей части города превосходят соответствующие результаты из модели множественной регрессии, для которой коэффициент детерминации составил 0.11. Кроме того, применение модели ГВР позволило выявить дополнительные особенности: для жилья в центре города увеличение расстояния до ближайшего шоссе имеет положительный статистически значимый эффект на цену, а коэффициенты, связанные с расстоянием до центра, демонстрируют тенденцию к снижению при увеличении расстояния.

Представленный обзор работ показал, что набор ценовых детерминант может значительно варьироваться в зависимости от рассматриваемого региона: то, что значимо влияет на стоимость аренды в одном регионе, может не оказывать эффекта в другом. При этом результаты проведенных исследований однозначно сходятся в том, какой эффект, положительный или отрицательный, оказывает ряд факторов на цену аренды. Такие характеристики, как количество комнат, количество ванных комнат, максимальная вместимость, оказывают положительное влияние на цену, поскольку более высокие значения данных параметров, вероятнее всего, связаны с большей площадью объекта⁶. То же касается и типа жилья, если спецификация дамми-переменных предполагает сравнение стоимости квартиры и комнат, сдаваемых целиком, с ценой аренды мест в комнатах. Средний рейтинг на основе полученных отзывов и наличие статуса «суперхозяин» у домовладельца также положительно связаны со стоимостью аренды, так как являются мерами качества для потенциальных арендаторов. Более высокий рейтинг или получение статуса «суперхозяин» позволяют домовладельцам устанавливать цену выше конкурентов со схожими по другим параметрам квартирами. Расстояние от сдаваемого в аренду помещения до центра города отрицательно влияет на цену, поскольку транспортная доступность жилья, расположенного на окраине города, заметно ниже, чем у аналогичной квартиры, но расположенной в центре города. Например, арендаторам становится сложнее добираться до туристических достопримечательностей.

Что касается ценовых премий от наличия различных удобств в сдаваемом жилье, существующие исследования однозначного ответа не дают. Можно предположить, что для жилья, расположенного в Москве, эффекты влияния на цену аренды от наличия бассейна, спортзала и бесплатной парковки не будут статистически значимыми. Данные характеристики, зачастую имеющие существенное положительное влияние на рынке традиционных средств размещения, для жилья, представленного на платформе Airbnb, не являются определяющими факторами при формировании стоимости жилья (Benítez-Aurioles, 2018). Для проверки данного предположения в модель были включены соответствующие этим характеристикам фиктивные переменные, а вместе с ними были добавлены переменные, отвечающие за наличие кондиционера, джакузи и возможности у арендодателя лично встретить постояльцев при заселении. При этом предполагается, что каждая из трех переменных оказывает положительное влияние на стоимость краткосрочной аренды, так как связана, с одной

⁶ Площадь жилья в объявлениях не указывается.

стороны, с дополнительными издержками для домовладельца, а с другой, с дополнительной полезностью для арендаторов.

Анализ существующих исследований также показал, что оценки коэффициентов для объясняющих переменных могут значительно отличаться на разных ценовых диапазонах. Разница может заключаться в значимости оценок: например, для некоторой характеристики эффект влияния на цену аренды среди жилья из низкого ценового сегмента может оказаться статистически значимым, а для дорогих квартир — незначимым, или наоборот. Другим вариантом могут стать различия в том, насколько сильно определенная детерминанта цены влияет на нее. Стоит отметить, что среди изученных работ не было обнаружено случаев, когда оценки коэффициентов меняли знак при переходе из одного квантиля в другой.

Первый закон географии утверждает, что «все связано со всем остальным, но близкие вещи связаны друг с другом больше» (Tobler, 1970). Применительно к области данного исследования, это означает, что процессы принятия социально-экономических решений, таких как решения о ценообразовании, не могут происходить полностью независимо друг от друга. Лица, принимающие решения, будут влиять друг на друга прямо или косвенно. Кроме того, на формирование цен будут оказывать влияние сходства в окружающей среде, определенные особенности местоположения. Таким образом, возникающая между объектами исследования пространственная автокорреляция может значительно снизить точность МНК-оценок параметров, а значит, необходим другой инструмент для исследования.

В работах (Hong, Yoo, 2020; Voltes-Dorta, Sánchez-Medina, 2020; Zhang et al., 2017; Xu et al., 2019) был успешно применен метод географически взвешенной регрессии, о чем свидетельствуют более низкие значения AIC и более высокие значения скорректированного коэффициента детерминации по сравнению с МНК-оценкой моделей. Стоит отметить, что один из городов, в котором проводилось исследование (Бристоль), имеет очень маленькую площадь по сравнению с Москвой (112 и 2561 км² соответственно). При этом авторами были получены результаты, подтверждающие локальные различия в оценках коэффициентов, а значит, для такого большого мегаполиса, как Москва, использование ГВР может существенно улучшить качество анализа.

3. Методы

В качестве первого эконометрического метода в данном исследовании используется модель множественной регрессии для полулогарифмической формы гедонистической ценовой функции, которая определяется как

$$\ln(P)_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^m \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i, \quad (1)$$

где $\ln(P)_i$ — логарифм цены за одну ночь, $i = 1, \dots, n$, β_0 — константа, X_{ik} — объясняющие переменные, $k = 1, \dots, m$, β_k — коэффициенты при объясняющих переменных, представляющие собой полуэластичность цены, ε_i — случайные ошибки.

В качестве второго метода используется квантильная регрессия, введенная в работе (Koenker, Bassett, 1978). Модель квантильной регрессии может полностью характеризовать

условное распределение зависимой переменной при заданном наборе объясняющих переменных. Кроме возможности получить более подробную картину взаимосвязи между выбранными характеристиками жилья и ценой краткосрочной аренды, модель имеет и другие преимущества перед МНК. Так как целевая функция квантильной регрессии является взвешенной суммой абсолютных отклонений, оцененный вектор коэффициентов менее чувствителен к выбросам. Кроме того, оценки квантильной регрессии могут быть более эффективными, чем оценки, полученные по методу наименьших квадратов, когда ошибки не распределены нормально (Buchinsky, 1998).

Условная квантильная функция для определенного уровня квантиля может быть записана как

$$\text{Quant}_\tau(\ln(P)_i | X_i) = X_i^T \beta_\tau, \quad 0 < \tau < 1, \quad (2)$$

где $\ln(P)_i$ — вектор зависимых переменных, X_i — вектор регрессоров, β_τ — вектор оцениваемых параметров, τ — уровень квантиля.

Для заданного уровня квантиля оценки коэффициентов регрессии могут быть получены путем решения следующей оптимизационной задачи:

$$\min_{\beta_\tau} \left[\sum_{i: \ln(P)_i \geq X_i^T \beta_\tau} \tau |\ln(P)_i - X_i^T \beta_\tau| + \sum_{i: \ln(P)_i < X_i^T \beta_\tau} (1 - \tau) |\ln(P)_i - X_i^T \beta_\tau| \right]. \quad (3)$$

В качестве третьего метода используется географически взвешенная регрессия, представляющая собой метод для решения проблемы пространственной нестационарности в модели множественной регрессии (Brunsdon et al., 1996). Этот метод становится все более популярным в экономической географии, так как зачастую позволяет гораздо лучше объяснить то или иное экономическое явление. Анализ существующей литературы по ценообразованию на платформе Airbnb показал эффективность данного подхода.

Модель ГВР задается следующим выражением:

$$\ln(P)_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^m \beta_k(u_i, v_i) X_{ik} + \varepsilon_i, \quad (4)$$

где $\ln(P)_i$ — зависимая переменная в местоположении i , X_{ik} — k -я объясняющая переменная в местоположении i , β_k — коэффициент k -го оцениваемого предиктора, (u_i, v_i) — координаты местоположения i , ε_i — случайная ошибка в местоположении i . Коэффициенты регрессии оцениваются локально с использованием пространственно-зависимых весов:

$$\hat{\beta}_i = (X^T W_i X)^{-1} X^T W_i \ln(P), \quad (5)$$

где $\hat{\beta}_i$ — вектор оценок коэффициентов в местоположении i , X — матрица регрессоров размера $n \times m$, $\ln(P)$ — вектор объясняемых переменных, W_i — матрица весовых коэффициентов размера $n \times n$ в местоположении i . Матрицы имеют вид:

$$\hat{\beta}_i = \begin{pmatrix} \hat{\beta}_0(u_i, v_i) \\ \hat{\beta}_1(u_i, v_i) \\ \vdots \\ \hat{\beta}_m(u_i, v_i) \end{pmatrix}, W_i = \begin{pmatrix} W_{i1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & W_{i2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & W_{in} \end{pmatrix}, X = \begin{pmatrix} 1 & X_{11} & \cdots & X_{1m} \\ 1 & X_{21} & \cdots & X_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & \cdots & X_{nm} \end{pmatrix}, \ln(P) = \begin{pmatrix} \ln(P)_1 \\ \ln(P)_2 \\ \vdots \\ \ln(P)_n \end{pmatrix}. \quad (6)$$

Существует несколько подходов к определению весовых коэффициентов W_{ij} . В данной работе используется наиболее распространенный подход, основанный на функции Гаусса:

$$W_{ij} = \exp\left(-0.5(d_{ij}/b)^2\right), \quad (7)$$

где d_{ij} — расстояние между местоположениями i -го и j -го объектов, b — ширина полосы пропускания. В небольшой окрестности местоположения i -го объекта вес близок к единице, а при удалении объектов исследования вес достаточно быстро уменьшается. Полоса пропускания может определяться либо заданным расстоянием от местоположения i , либо фиксированным числом ближайших соседей i -го объекта. Оптимальная ширина полосы пропускания определяется путем выбора модели с самым низким показателем скорректированного информационного критерия Акаике (Hurvich et al., 1998):

$$AIC_c = \ln(\hat{\sigma}) + 1 + 2 \cdot \frac{1 + \text{tr}(S)}{n - 2 - \text{tr}(S)}, \quad (8)$$

где $\hat{\sigma}$ — оценка стандартного отклонения ошибок регрессии, $\text{tr}(S)$ — след проекционной матрицы, n — число наблюдений. Данный показатель является мерой относительного расстояния между рассматриваемой моделью и неизвестной истинной моделью, а потому также позволяет сравнить модель географически взвешенной регрессии с базовой, оцененной с помощью МНК.

4. Данные

Данные по объявлениям города Москвы, размещенным на платформе для краткосрочной аренды жилья Airbnb, были получены с официального сайта онлайн-платформы. Для получения необходимых данных была написана программа на языке программирования Python с использованием библиотек *BeautifulSoup*, *Selenium* и *Pandas*. Из-за особенностей сайта, который при любом запросе выдает не более 300 объявлений, было принято решение осуществлять запросы на основе диапазона цен с небольшим шагом, чтобы не упустить ни одного объявления. Программа собирала все интересующие данные по всем найденным вариантам размещения в определенном диапазоне цен и переходила к следующему. Такой способ привел к тому, что некоторые объявления в выборке дублировались, поэтому для всех объявлений были определены ID и по ним удалены повторяющиеся данные. Полученная выборка составила 17475 объявлений, из которых были выбраны все, имеющие рейтинг, формирующийся (по правилам платформы) при наличии трех и более отзывов



Рис. 1. Распределение цены краткосрочной аренды жилья по районам Москвы в январе 2021 г.

о жилье. Это распространенная практика среди исследователей, поскольку позволяет отсеивать жилье, которое не сдается (Gibbs et al., 2018; Wang, Nicolau, 2017). Недостаток заключается в том, что в выборку не попадают варианты размещения, появившиеся относительно недавно и не успевшие получить необходимого числа отзывов для формирования рейтинга. Итоговая выборка составила 4233 объявления.

Имеющийся массив данных был обработан с помощью библиотек для работы со строковыми переменными и регулярными выражениями. Были выделены фиктивные переменные, отвечающие за тип жилья и наличие в помещении различных удобств, а многие другие переменные очищены и переведены в числовой формат.

В таблице 1 представлены описательные статистики для всех выбранных переменных. Средняя цена аренды на платформе Airbnb в Москве составила 4181 руб. за одну ночь. Рисунок 1 демонстрирует, что дорогое жилье преимущественно расположено в центре города. При этом большая часть жилья, сдаваемого через Airbnb — это жилье из низкого ценового сегмента. Основная часть сдаваемого через платформу жилья — это квартиры, сдающиеся целиком (86%), 12% — отдельные комнаты, а 2% — место в комнате.

Среди домовладельцев всех сдаваемых помещений 39% имеют статус «суперхозяин». Это довольно высокий показатель по сравнению с данными из других исследований, что может говорить о большом числе арендодателей, которые занимаются сдачей жилья в краткосрочную аренду на профессиональном уровне. Среднее число отзывов составило 24.53, а средний рейтинг — 4.7 при максимуме 5.0. Высокий средний показатель рейтинга согласуется с результатами анализа в работах других исследователей (Zervas et al., 2021).

В среднем квартиры находятся на расстоянии 10.05 км от центра Москвы. Среднее число комнат составило 1.36, а ванных комнат — 1.13. При этом арендодатели готовы в среднем

Таблица 1. Описательные статистики переменных

Переменная	Описание	Среднее	Стандартное отклонение	Минимум	Максимум
Цена	Цена проживания за одну ночь, руб.	4180.8	5229.3	581	128571
Отдельная комната	Является ли жилье отдельной комнатой (1 — да, 0 — нет)	0.12	0.32	0	1
Место в комнате	Является ли жилье местом в комнате (1 — да, 0 — нет)	0.02	0.15	0	1
Суперхозяин	Наличие у арендодателя статуса «суперхозяин» (1 — да, 0 — нет)	0.39	0.49	0	1
Рейтинг	Средний рейтинг	4.70	0.38	1	5
Отзывы	Число отзывов	24.53	35.50	3	511
Расстояние до центра	Расстояние до центра города, км	10.05	9.70	0	79
Вместимость	Максимальное число постояльцев, которых готов разместить арендодатель	3.76	2.35	1	16
Ванные комнаты	Число ванных комнат	1.13	0.59	0	15
Комнаты	Число комнат	1.36	0.87	1	15
Бесплатная парковка	Наличие бесплатной парковки на улице (1 — да, 0 — нет)	0.52	0.50	0	1
Спортзал	Наличие спортзала (1 — да, 0 — нет)	0.04	0.18	0	1
Бассейн	Наличие бассейна (1 — да, 0 — нет)	0.03	0.16	0	1
Джакузи	Наличие джакузи (1 — да, 0 — нет)	0.04	0.20	0	1
Кондиционер	Наличие кондиционера (1 — да, 0 — нет)	0.53	0.55	0	1
Хозяин встретит лично	Встретит ли хозяин лично при заселении (1 — да, 0 — нет)	0.28	0.45	0	1

Примечание. При данной спецификации фиктивных переменных, связанных с типом жилья, альтернативой является жилье, сдаваемое целиком.

разместить 3.76 человек. Что касается наличия различных удобств в рассматриваемых объявлениях, то у 52% имеется возможность припарковаться на улице, у 53% в квартире установлен кондиционер. Только 4% имеют в наличии спортзал, 3% — бассейн и 4% — джакузи. При аренде 28% всего представленного жилья хозяин лично встречает гостей при заселении.

5. Результаты эконометрического анализа

В таблице 2 представлены результаты оценки модели множественной регрессии с помощью МНК. Наряду с оценками коэффициентов и стандартными ошибками, также приведено влияние на цену (в %) каждой характеристики, которая оказалась статистически значимой. Чтобы избежать смещения и несостоятельности стандартных ошибок оценок коэффициентов

Таблица 2. Результаты оценки модели множественной регрессии.
Зависимая переменная — логарифм цены за одну ночь

Переменная	Коэффициент	Влияние на цену, в %
Отдельная комната	−0.451*** (0.027)	−36.3
Место в комнате	−1.325*** (0.067)	−73.4
Суперхозяин	−0.023 (0.016)	
Рейтинг	0.109*** (0.025)	11.5
Отзывы	−0.002*** (0.000)	−0.2
Расстояние до центра	−0.008*** (0.001)	−0.8
Вместимость	0.081*** (0.007)	8.4
Ванные комнаты	0.043 (0.032)	
Комнаты	0.153*** (0.020)	16.5
Бесплатная парковка	−0.183*** (0.015)	−16.7
Спортзал	0.028 (0.043)	
Бассейн	0.339*** (0.066)	40.4
Джакузи	0.275*** (0.050)	31.6
Кондиционер	0.168*** (0.013)	18.3
Хозяин встретит лично	0.056*** (0.016)	5.8
Константа	7.167*** (0.118)	
Число наблюдений		4233
F-статистика		300.9***
R ²		0.488

Примечание. *** — 1%-ный уровень значимости.

и, как следствие, неверных выводов относительно значимости коэффициентов, оценка производилась с использованием устойчивых к гетероскедастичности стандартных ошибок (метод оценки HC2 из (MacKinnon, White, 1985)). Все оценки коэффициентов, кроме отвечающих за наличие статуса «суперхозяин», спортзала и число ванных комнат, оказались статистически значимыми на 1%-ном уровне.

Таблица 3. Результаты оценки квантильной регрессии.
Зависимая переменная — логарифм цены за одну ночь

Переменная	Квантили				
	0.1	0.25	0.5	0.75	0.9
Отдельная комната	−0.598*** (0.025)	−0.593*** (0.019)	−0.500*** (0.018)	−0.354*** (0.029)	−0.259*** (0.046)
Место в комнате	−1.514*** (0.067)	−1.371*** (0.047)	−1.240*** (0.043)	−1.237*** (0.069)	−1.395*** (0.114)
Суперхозяин	0.010 (0.017)	−0.010 (0.014)	−0.005 (0.013)	−0.009 (0.020)	−0.025 (0.034)
Рейтинг	0.057*** (0.019)	0.082*** (0.016)	0.114*** (0.016)	0.146*** (0.028)	0.135*** (0.049)
Отзывы	−0.001*** (0.000)	−0.001*** (0.000)	−0.001*** (0.000)	−0.002*** (0.000)	−0.002*** (0.001)
Расстояние до центра	−0.013*** (0.001)	−0.010*** (0.001)	−0.009*** (0.001)	−0.010*** (0.001)	−0.011*** (0.002)
Вместимость	0.061*** (0.007)	0.077*** (0.004)	0.084*** (0.003)	0.084*** (0.005)	0.089*** (0.009)
Ванные комнаты	−0.004 (0.029)	0.089*** (0.016)	0.080*** (0.012)	0.115*** (0.017)	0.108*** (0.027)
Комнаты	0.139*** (0.022)	0.123*** (0.012)	0.141*** (0.009)	0.194*** (0.014)	0.236*** (0.022)
Бесплатная парковка	−0.094*** (0.016)	−0.124*** (0.013)	−0.137*** (0.012)	−0.167*** (0.019)	−0.341*** (0.030)
Спортзал	0.051 (0.039)	0.016 (0.033)	0.035 (0.032)	0.051 (0.049)	0.151* (0.084)
Бассейн	0.082* (0.050)	0.134*** (0.040)	0.277*** (0.037)	0.424*** (0.058)	0.585*** (0.103)
Джакузи	0.182*** (0.041)	0.180*** (0.031)	0.209*** (0.029)	0.306*** (0.045)	0.371*** (0.072)
Кондиционер	0.121*** (0.016)	0.148*** (0.012)	0.151*** (0.011)	0.174*** (0.016)	0.200*** (0.025)
Хозяин встретит лично	−0.016 (0.017)	0.020 (0.013)	0.043*** (0.012)	0.035* (0.019)	0.186*** (0.031)
Константа	7.133*** (0.094)	7.032*** (0.073)	7.025*** (0.074)	7.035*** (0.127)	7.439*** (0.223)
Псевдо- R^2	0.362	0.336	0.312	0.303	0.305
Число наблюдений			4233		

Примечание. *, *** — 10 и 1%-ный уровень значимости.

Для более детального анализа ценовых детерминант жилья, сдаваемого в Москве в краткосрочную аренду, была оценена квантильная регрессия с теми же объясняющими переменными. Были также использованы устойчивые к гетероскедастичности стандартные ошибки (метод оценки HC2 из (MacKinnon, White, 1985)). Результаты, представленные в табл. 3, демонстрируют, что модель лучше всего объясняет имеющиеся данные для квартир из низкого ценового сегмента: максимальное значение псевдо- R^2 (Koenker, Machado, 1999) было

получено для 10%-ного квантиля (0.362). Для регрессоров, связанных со статусом «суперхозяин» и наличием спортзала, большинство квантильных оценок оказались статистически незначимыми, как и в модели множественной регрессии. Несмотря на ожидаемое положительное влияние статуса «суперхозяин» на цену аренды, стоит отметить, что в работе (Gibbs et al., 2018) было также обнаружено отсутствие эффекта для некоторых городов Канады.

По результатам оценки модели множественной регрессии наибольший эффект на цену аренды оказывает тип жилья: отдельные комнаты стоят в среднем на 36.3% меньше, чем квартиры, сдаваемые целиком, а цена места в комнате падает еще сильнее (на 73.4%). Результаты оценки квантильной регрессии для данных переменных демонстрируют, что эффект влияния на цену аренды не постоянен по квантилям (рис. 2). Так, для переменной «отдельная комната» большая часть доверительного интервала оценки выходит за пределы доверительного интервала соответствующей оценки, полученной с помощью МНК. Наибольший отрицательный эффект характерен для квартир из низкого ценового сегмента: стоимость аренды комнаты на 45.0% ниже, чем стоимость аренды квартиры с аналогичными характеристиками, а для аренды места в комнате — на 78.0% (процентные изменения цены под влиянием рассмотренных характеристик для всех квантилей представлены в табл. П1 в Приложении).

Наличие дополнительной комнаты, при постоянстве других факторов, приводит к росту цены на 16.5%, а возможность разместить дополнительного гостя — на 8.4%. При этом квантильные оценки демонстрируют восходящую тенденцию, и наибольший эффект достигается в верхнем ценовом диапазоне (рис. П1⁷). Для 10% самых дорогих квартир стоимость аренды каждой дополнительной комнаты растет на 26.6%, а увеличение максимальной вместимости на 1 человека — на 9.3%. Оценки полуэластичности переменной «ванные комнаты» в квантильной регрессии, в отличие от МНК-оценок, оказались статистически значимыми на 1%-ном уровне значимости для всех квантилей, кроме 10%-ного (табл. 3, рис. П2).

Каждый пункт среднего рейтинга увеличивает цену аренды на 11.5% в соответствии с полученной МНК-оценкой. При этом квантильные оценки показывают, что для квартир из низкого ценового диапазона эффект заметно меньше, чем для дорогих квартир: для квантиля уровня 0.1 изменение цены составляет 5.9%, а для уровня 0.9 — 14.5% (рис. 3).

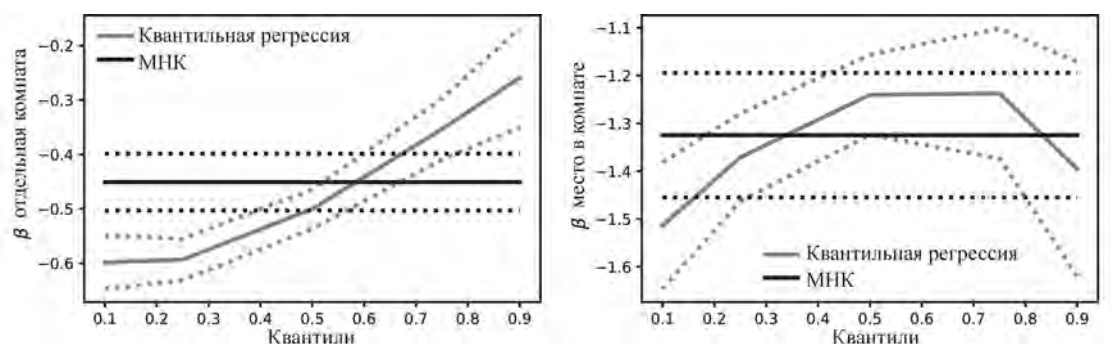


Рис. 2. Квантильная оценка и МНК-оценка переменных «отдельная комната» и «место в комнате» (пунктиром здесь и на других рисунках отмечены 95%-ные доверительные интервалы)

⁷ Рисунки П1–П5 размещены в Приложении.

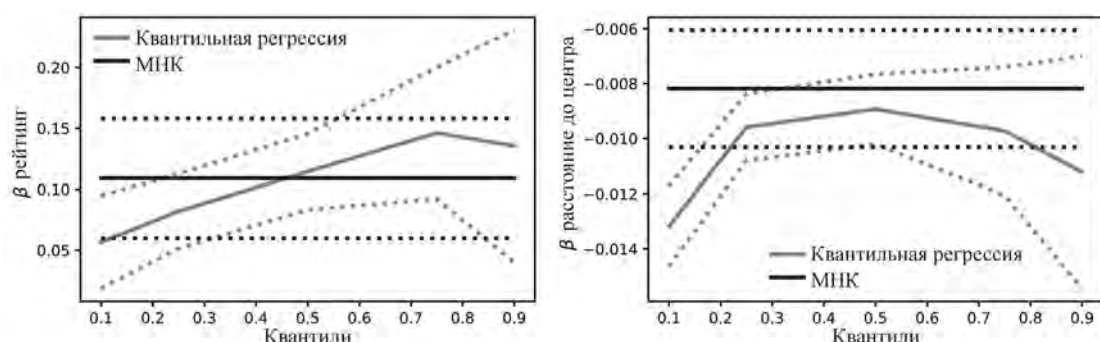


Рис. 3. Квантильная оценка и МНК-оценка переменных «рейтинг» и «расстояние до центра»

Отрицательное влияние типа жилья при данной спецификации фиктивных переменных и положительное влияние остальных рассмотренных характеристик было ожидаемо и согласуется с предыдущими исследованиями.

Каждые дополнительные 5 км от центра города приводят в среднем к снижению цены на 4.0%. В то же время результаты оценки квантильной регрессии для данной переменной, изображенные на рис. 3, свидетельствуют о более сильном (в сравнении с МНК-оценкой) влиянии расстояния до центра на цену аренды для всех рассмотренных квантилей, а в особенности для 10%-ного квантиля (эффект составил –6.5%). Результаты оценки также говорят об отрицательной связи между ценой аренды и числом отзывов, что было обнаружено и в других исследованиях. Интерпретировать данный коэффициент стандартным образом, как один из факторов формирования цены, нельзя, он, скорее, отражает спрос на сдаваемое в краткосрочную аренду жилье. Такая связь может быть как следствием того, что большинство арендаторов предпочитают более дешевые альтернативы, так и того, что домовладельцы снижают стоимость аренды для привлечения большего числа постояльцев, отчего и появляется множество отзывов.

Как уже отмечалось, модель не выявила статистически значимого влияния на цену наличия спортзала (p -значение = 0.521). Квантильная регрессия, в свою очередь, подтвердила незначимость данного параметра для всех квантилей, кроме квантиля уровня 0.9, для которого положительный эффект влияния на цену аренды оказался значимым на 10%-ном уровне и составил 16.3%. Для жилья с бассейном, согласно оценке модели множественной регрессии, стоимость возрастает на 40.4%. Квантильная регрессия, как и ожидалось, демонстрирует увеличение эффекта с ростом уровня квантиля (рис. П2). Так, для 10% квартир из низкого ценового диапазона оценка коэффициента статистически значима лишь на 10%-ном уровне (эффект составил 8.6%), а для 10% самых дорогих квартир, сдаваемых в Москве через платформу Airbnb, стоимость растет на 79.5%. Стоимость аренды жилья с бесплатной парковкой на улице, вопреки ожиданиям, ниже (в среднем на 16.7%) стоимости аренды аналогичного жилья без возможности бесплатно припарковаться. При переходе от более низкого ценового сегмента к более высокому отрицательный эффект усиливается, приводя к уменьшению цены аренды на 28.9% для 10% самых дорогих квартир (рис. П3). Отличие в знаке эффекта влияния на цену аренды от предыдущих исследований может объясняться тем, что при довольно большом числе объявлений с бесплатной парковкой (52% от всех объявлений) домовладельцы воспринимают ее наличие не как характеристику, за которую

полагается ценовая премия, а как свидетельство отсутствия платной парковки. Наличие платной парковки может говорить как о хорошем территориальном расположении квартиры (близость к метро или туристическим достопримечательностям), так и о том, что квартира располагается в жилом комплексе с закрытой территорией. В обоих случаях арендодатели будут устанавливать более высокие цены по сравнению с аналогичным (по другим характеристикам) жильем.

Наличие в квартире джакузи приводит к увеличению цены аренды на 31.6%, а наличие кондиционера — на 18.3%. Для обеих характеристик квантильная оценка имеет восходящую тенденцию (рисунки П3 и П4). Медианные оценки данных коэффициентов говорят об увеличении цены аренды на 23.2 и 16.3% соответственно, а оценки 90%-ного квантиля — на 44.9% для «джакузи» и 22.1% для «кондиционера». Причем при интерпретации последнего результата стоит иметь в виду, что анализ проводился по данным за январь, а значит, для летних месяцев эффект влияния может усилиться, но данное предположение необходимо в дальнейшем проверить.

Для жилья, при заселении в которое арендодатель лично встречает постояльцев, характерно увеличение цены в среднем на 5.8%. Результат связан с тем, что арендодатель несет издержки, если ему необходимо встретить гостей (оплата проезда, время). В случае самостоятельного прибытия жильцов домовладелец может единожды потратить средства на приобретение специального сейфа, с помощью которого будет осуществляться передача ключей. Квантильный регрессионный анализ показал статистическую незначимость оценок данного коэффициента для недорогих квартир. При этом медианная оценка и оценка для квантиля уровня 0.9 оказались значимыми на 1%-ном уровне и демонстрируют рост цены аренды квартир на 4.4 и 20.4% соответственно (рис. П4).

Дальнейший анализ заключался в оценке модели географически взвешенной регрессии и проводился на языке программирования R. Основными используемыми библиотеками для оценки модели и визуализации результатов были *GWmodel* и *tmap*. Оптимальная ширина полосы пропускания для модели ГВР подбиралась путем минимизации AIC_c. Для выбора между фиксированным расстоянием и фиксированным числом ближайших соседей было найдено два минимальных значения скорректированного критерия Акаике (5329 и 4714 соответственно). Выбор был отдан в пользу второй модели, так как, кроме более низкого значения AIC_c, она давала более высокие показатели локальных коэффициентов детерминации. Их визуализация, представленная на рис. 4, демонстрирует достаточно высокую степень соответствия между выбранной моделью и имеющимися данными в большинстве районов Москвы.

Результаты оценки модели ГВР дают более полную информацию о ценовых детерминантах краткосрочной аренды жилья в Москве. Визуализация локальных оценок коэффициентов и соответствующих *t*-статистик для каждой переменной позволяет выделить те характеристики жилья, которые являются статистически значимыми практически во всех районах Москвы (пример визуализации представлен на рис. П5). К таким переменным относятся: тип жилья (отдельная комната или место в комнате), максимальная вместимость и расстояние до центра города. Для комнат, сдаваемых целиком, наибольшее снижение цены (по сравнению с квартирами) наблюдается в центральных, западных и юго-западных районах, а для мест в комнатах — в западной и северо-западной частях города. Увеличение максимальной вместимости в центральных районах не оказывает значимого эффекта на цену аренды, либо данный эффект достаточно мал по сравнению с влиянием этого параметра на севере и юге

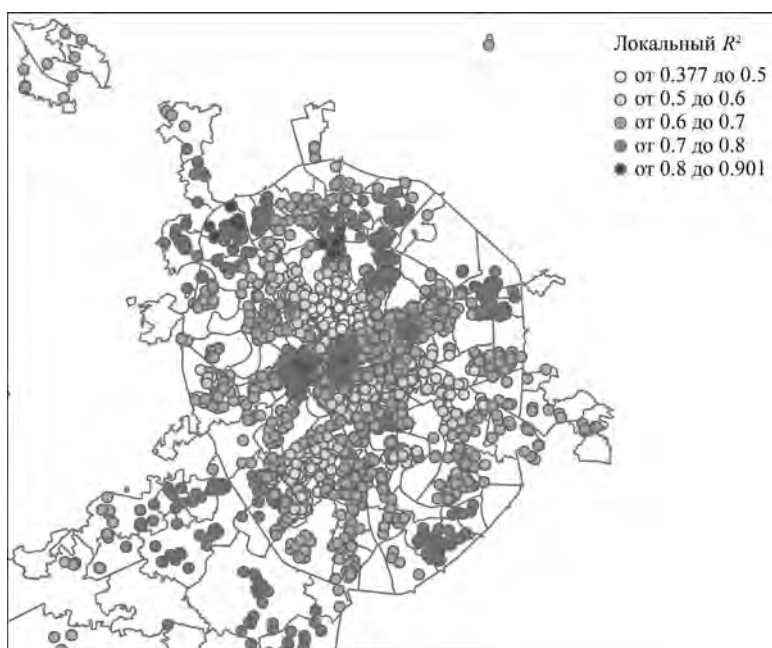


Рис. 4. Локальные коэффициенты детерминации в модели ГВР для Москвы

Москвы. Кроме того, наблюдается отрицательная связь цены аренды с расстоянием до центра в большинстве районов города. При этом цена квартир, расположенных в центральных районах, более чувствительна (по сравнению с ценой квартир, расположенных на окраине города) к увеличению расстояния, что было также обнаружено в исследовании, проведенном по данным города Нэшвилла (Zhang et al., 2017).

Число комнат не является статистически значимым предиктором цены во многих районах на западе Москвы, а число ванных комнат, напротив, влияет только на западе. Для переменной «отзывы» модель не демонстрирует значимой отрицательной связи с ценой на севере и востоке города, а также в некоторых центральных районах. Увеличение среднего рейтинга имеет положительный эффект на севере, юге и в центральной части Москвы. При этом в некоторых районах рост стоимости краткосрочной аренды доходит до 70.9% за каждый пункт рейтинга. Значимого эффекта от наличия статуса «суперхозяин» в большинстве районов города обнаружено не было, что соответствует полученным результатам оценки моделей множественной регрессии и квантильной регрессии.

Из всех характеристик, связанных с наличием в жилье удобств, можно выделить наличие кондиционера — его локальные оценки коэффициентов значимы в большинстве районов города (за исключением юга Москвы) и соответствуют росту цены вплоть до 65.7%. Наличие бассейна и джакузи положительно влияет на цену аренды преимущественно на юге и западе Москвы. При этом статистически значимый эффект влияния от наличия джакузи представлен в большем числе районов, что не противоречит логике, учитывая климатические особенности рассматриваемого региона и то, что данные по ценам были собраны в январе. Для остальных переменных можно говорить лишь о небольших территориях, где соответствующие характеристики жилья на 5%-ном уровне значимости влияют на цену аренды: для тренажерного зала — это северо-восток, для бесплатной парковки

и встречи домовладельцем при заселении — некоторая часть восточных и юго-западных районов.

В таблице 4 представлены критерии качества приближения данных моделями ГВР и множественной регрессии. Модель географически взвешенной регрессии по всем характеристикам оказалась более предпочтительной.

Таблица 4. Сравнительные характеристики моделей множественной регрессии и географически взвешенной регрессии

Критерий	МНК	ГВР
Adjusted R^2	0.459	0.598
AIC	5573.95	4049.07
AIC _c	5574.10	4714.02
RSS	917.40	570.79
Число наблюдений	4233	4233
Число переменных	15	15

6. Заключение

Анализ ценовых детерминант краткосрочной аренды жилья в г. Москве был проведен с использованием трех наиболее распространенных в данной области методов: метод наименьших квадратов, квантильная регрессия и географически взвешенная регрессия. Применение этих эконометрических инструментов позволило выявить основные факторы, формирующие стоимость аренды в Москве. К ним относятся: тип жилья, максимальная вместимость, расстояние до центра города, наличие кондиционера. Результаты также показали некоторые особенности изучаемого региона: отсутствие статистически значимого эффекта от наличия статуса «суперхозяин» у домовладельца и отрицательная взаимосвязь между ценой и наличием бесплатной парковки в некоторых районах Москвы. Кроме того, проведенное исследование подтвердило эффективность применения квантильного и географически взвешенного регрессионного анализа при изучении ценообразования на платформе Airbnb.

Среди основных ограничений данной работы можно выделить то, что не были учтены возможные сезонные изменения в эффектах влияния характеристик на стоимость аренды. Для устранения этого допущения необходимо провести дальнейшее исследование по данным за другие периоды времени, а также рассмотреть возможность применения моделей динамического ценообразования.

Предметом последующего анализа могут также стать дополнительные характеристики, связанные с арендодателем или с местоположением объекта, поскольку в работе, помимо стандартных (для данной области исследования) факторов, рассматривались в основном переменные, отражающие наличие различных удобств жилья.

Что касается методов исследования, то стоит обратить внимание на ряд моделей пространственной эконометрики, которые позволяют получить глобальные оценки с учетом пространственной автокорреляции. Эти модели могут оказаться полезными при сравнении результатов для нескольких регионов, что не позволяет сделать модель географически взвешенной регрессии, оценивающая эффекты только локально.

Список литературы

- Гончаров Г. И., Натхов Т. В. (2020). Текстуальный анализ ценообразования на рынке московской жилой недвижимости. *Экономический журнал Высшей школы экономики*, 24 (1), 101–116.
- Катышев П. К., Хакимова Ю. А. (2012). Экологические факторы и ценообразование на рынке недвижимости (на примере г. Москвы). *Прикладная эконометрика*, 28 (4), 113–123.
- Ожегов Е. М., Косолапов Н. А., Позолотина Ю. А. (2017). О взаимосвязи между стоимостью жилья и характеристиками близлежащих школ. *Прикладная эконометрика*, 47 (3), 28–48.
- Рощина Я. А., Ващенко Т. И. (2020). Анализ влияния качества школ на цену жилья в Москве. *Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика*, 6, 147–175.
- Сидоровых А. С. (2015). Оценка влияния транспортной доступности на цены недвижимости. *Прикладная эконометрика*, 37 (1), 43–56.
- Benítez-Aurioles B. (2018). Why are flexible booking policies priced negatively? *Tourism Management*, 67, 312–325.
- Brunsdon C., Fotheringham A. S., Charlton M. E. (1996). Geographically weighted regression: A method for exploring spatial nonstationarity. *Geographical analysis*, 28 (4), 281–298.
- Buchinsky M. (1998). Recent advances in quantile regression models: A practical guideline for empirical research. *Journal of Human Resources*, 33 (1), 88–126.
- Cai Y., Zhou Y., Scott N. (2019). Price determinants of Airbnb listings: Evidence from Hong Kong. *Tourism Analysis*, 24 (2), 227–242.
- Chen C. F., Rothschild R. (2010). An application of hedonic pricing analysis to the case of hotel rooms in Taipei. *Tourism Economics*, 16 (3), 685–694.
- Gibbs C., Guttentag D., Gretzel U., Morton J., Goodwill A. (2018). Pricing in the sharing economy: A hedonic pricing model applied to Airbnb listings. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 35 (1), 46–56.
- Hong I., Yoo C. (2020). Analyzing spatial variance of Airbnb pricing determinants using multiscale GWR approach. *Sustainability*, 12 (11), 1–18.
- Hurvich C. M., Simonoff J. S., Tsai C. L. (1998). Smoothing parameter selection in nonparametric regression using an improved Akaike information criterion. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 60 (2), 271–293.
- Israeli A. A. (2002). Star rating and corporate affiliation: Their influence on room price and performance of hotels in Israel. *International Journal of Hospitality Management*, 21 (4), 405–424.
- Juaneda C., Raya J. M., Sastre F. (2011). Pricing the time and location of a stay at a hotel or apartment. *Tourism Economics*, 17 (2), 321–338.
- Koenker R., Bassett Jr G. (1978). Regression quantiles. *Econometrica*, 33–50.
- Koenker R., Machado J. A. (1999). Goodness of fit and related inference processes for quantile regression. *Journal of the American Statistical Association*, 94 (448), 1296–1310.
- Lancaster K. J. (1966). A new approach to consumer theory. *Journal of Political Economy*, 74 (2), 132–157.
- Lorde T., Jacob J., Weekes Q. (2019). Price-setting behavior in a tourism sharing economy accommodation market: A hedonic price analysis of Airbnb hosts in the Caribbean. *Tourism Management Perspectives*, 30, 251–261.
- MacKinnon J. G., White H. (1985). Some heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimators with improved finite sample properties. *Journal of Econometrics*, 29 (3), 305–325.

- Magnus J., Peresetsky A. (2010). The price of Moscow apartments. *Прикладная эконометрика*, 17 (1), 89–105.
- Rosen S. (1974). Hedonic prices and implicit markets: Product differentiation in pure competition. *Journal of Political Economy*, 82 (1), 34–55.
- Teubner T., Hawlitschek F., Dann D. (2017). Price determinants on Airbnb: How reputation pays off in the sharing economy. *Journal of Self-Governance and Management Economics*, 5 (4), 53–80.
- Thrane C. (2007). Examining the determinants of room rates for hotels in capital cities: The Oslo experience. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 5 (4), 315–323.
- Tobler W.R. (1970). A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic Geography*, 46 (sup1), 234–240.
- Voltés-Dorta A., Sánchez-Medina A. (2020). Drivers of Airbnb prices according to property/room type, season and location: A regression approach. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, 45, 266–275.
- Wang D., Nicolau J.L. (2017). Price determinants of sharing economy based accommodation rental: A study of listings from 33 cities on Airbnb.com. *International Journal of Hospitality Management*, 62, 120–131.
- Xiao Y. (2017) Hedonic housing price theory review. In: *Urban Morphology and Housing Market*. Springer Geography, 11–40. Springer, Singapore.
- Xu F., Hu M., La L., Wang J., Huang C. (2019). The influence of neighbourhood environment on Airbnb: A geographically weighed regression analysis. *Tourism Geographies*, 22 (1), 192–209.
- Zervas G., Proserpio D., Byers J.W. (2017). The rise of the sharing economy: Estimating the impact of Airbnb on the hotel industry. *Journal of Marketing Research*, 54 (5), 687–705.
- Zervas G., Proserpio D., Byers J.W. (2021). A first look at online reputation on Airbnb, where every stay is above average. *Marketing Letters*, 32 (1), 1–16.
- Zhang Z., Chen R.J., Han L.D., Yang L. (2017). Key factors affecting the price of Airbnb listings: A geographically weighted approach. *Sustainability*, 9 (9), 1–13.
- Zietz J., Zietz E.N., Sirmans G.S. (2008). Determinants of house prices: A quantile regression approach. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 37 (4), 317–333.

Поступила в редакцию 12.01.2022;
принята в печать 17.02.2022.

Приложение

Таблица П1. Процентные изменения цены под влиянием различных переменных по квантилям

Переменная	Квантили				
	0.1	0.25	0.5	0.75	0.9
Отдельная комната	-45.0	-44.7	-39.4	-29.8	-22.8
Место в комнате	-78.0	-74.6	-71.1	-71.0	-75.2
Суперхозяин	Оценки коэффициентов незначимы для всех квантилей				
Рейтинг	5.9	8.6	12.1	15.7	14.5
Отзывы	-0.1	-0.1	-0.1	-0.2	-0.2
Расстояние до центра	-1.3	-1.0	-0.9	-1.0	-1.1
Вместимость	6.3	8.0	8.8	8.8	9.3
Ванные комнаты		9.3	8.3	12.2	11.4
Комнаты	14.9	13.1	15.1	21.4	26.6
Бесплатная парковка	-9.0	-11.7	-12.8	-15.4	-28.9
Спортзал					16.3
Бассейн	8.6	14.3	31.9	52.8	79.5
Джакузи	20.0	19.7	23.2	35.8	44.9
Кондиционер	12.9	16.0	16.3	19.0	22.1
Хозяин встретит лично			4.4	3.6	20.4

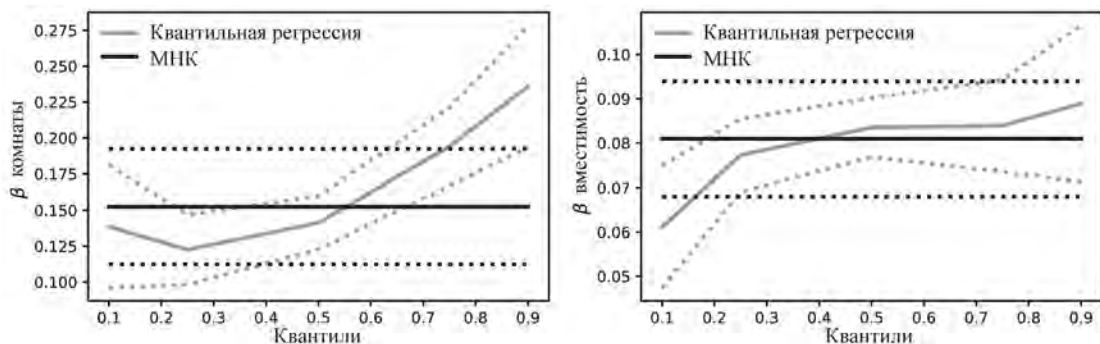


Рис. П1. Квантильная оценка и МНК-оценка переменных «комнаты» и «вместимость»

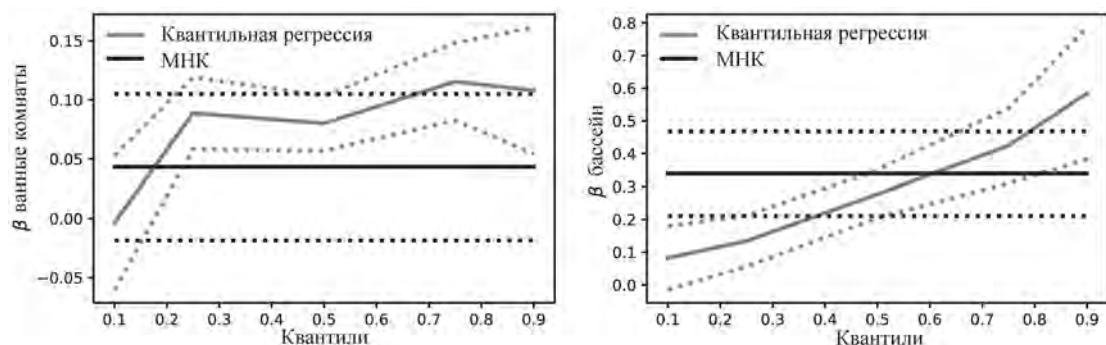


Рис. П2. Квантильная оценка и МНК-оценка переменных «ванные комнаты» и «бассейн»

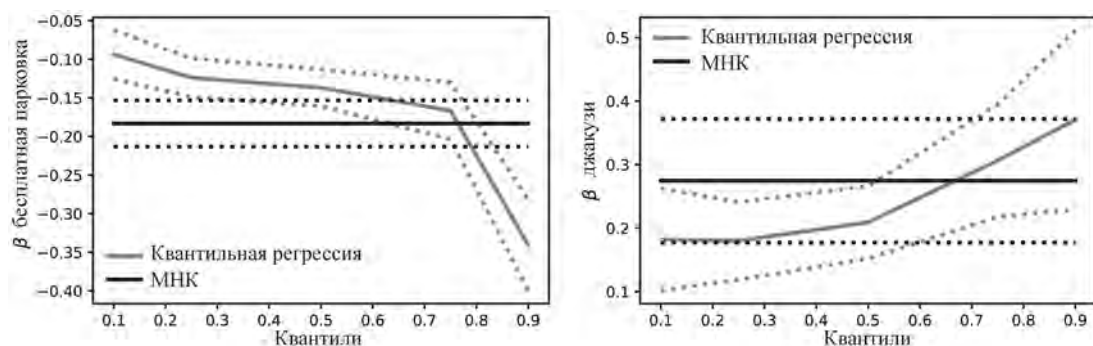


Рис. ПЗ. Квантильная оценка и МНК-оценка переменных «бесплатная парковка» и «джакузи»

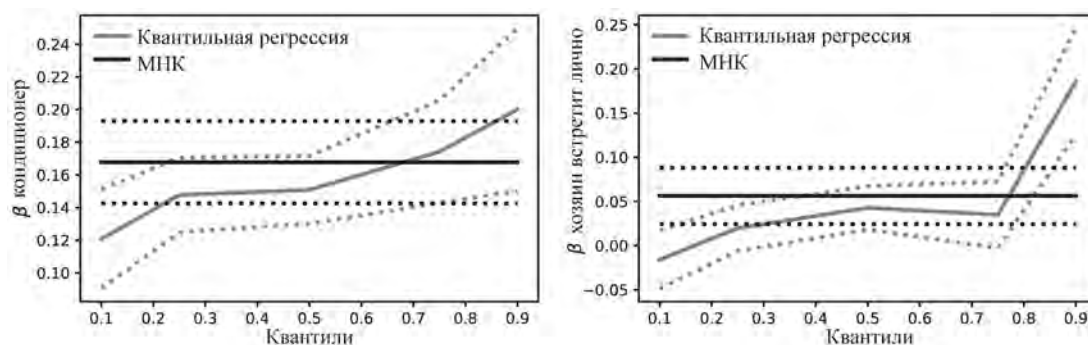


Рис. П4. Квантильная оценка и МНК-оценка переменных «кондиционер» и «хозяин встретит лично»

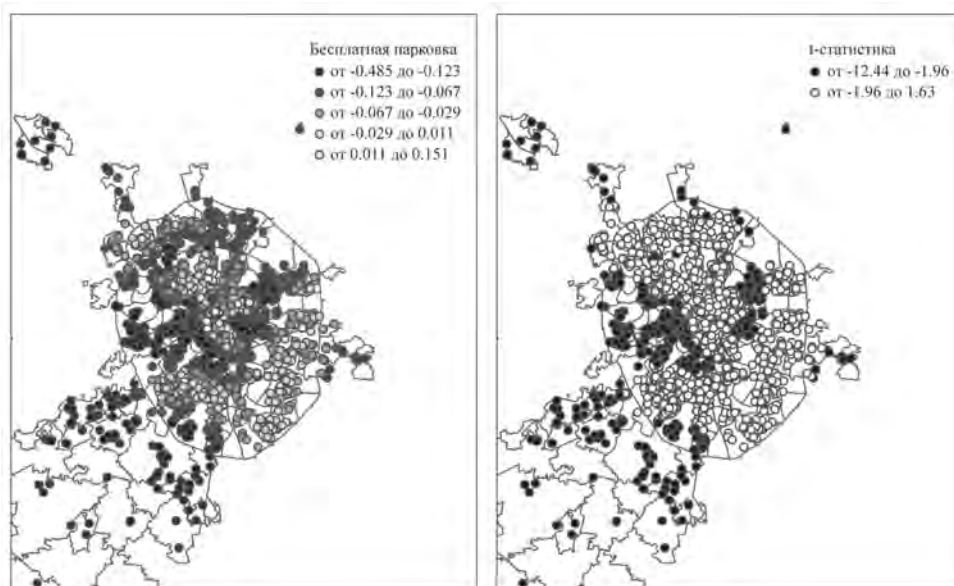


Рис. П5. Локальные оценки коэффициентов и локальные t -статистики для переменной «бесплатная парковка»

Bobrovskaya E. D., Polbin A. V. Determinants of short-term rental prices in the sharing economy: the case of Airbnb in Moscow. *Applied Econometrics*, 2022, v. 65, pp. 5–28.

DOI: 10.22394/1993-7601-2022-65-5-28

Ekaterina Bobrovskaya

RANEPA, Moscow, Russian Federation;
katya89388@gmail.com

Andrey Polbin

RANEPA, Gaidar Institute, Moscow, Russian Federation;
apolbin@gmail.com, apolbin@iep.ru

**Determinants of short-term rental prices in the sharing economy:
The case of Airbnb in Moscow**

In this paper we analyze pricing on a large online platform for short-term rental housing Airbnb based on Moscow dataset in January 2021. We build a multiple regression model based on a hedonic price function. We identify the main price determinants and the features typical for the specified market. In addition, the results demonstrate the importance of applying quantile regression and geographically weighted regression for more detailed analysis of the determinants of short-term rental prices.

Keywords: sharing economy; hedonic pricing; Airbnb; short-term rental housing; quantile regression; geographically weighted regression.

JEL classification: C21; R31; Z39.

References

- Goncharov G., Natkhov T. (2020). Textual analysis of pricing in the Moscow residential real estate market. *HSE Economic Journal*, 24 (1), 101–116 (in Russian).
- Katyshev P., Khakimova Yu. (2012). Ecological factors and the price of Moscow apartments. *Applied Econometrics*, 28 (4), 113–123 (in Russian).
- Ozhegov E., Kosolapov N., Pozolotina Iu. (2017). On dependence between housing value and school characteristics. *Applied Econometrics*, 47 (3), 28–48 (in Russian).
- Roshchina I., Vashchenko T. (2020). The effect of school quality on housing prices: Evidence from Moscow. *Moscow University Economics Bulletin*, 6, 147–175 (in Russian).
- Sidorovkyh A. (2015). Estimation of effects of transport accessibility on housing prices. *Applied Econometrics*, 37 (1), 43–56 (in Russian).
- Benítez-Aurioles B. (2018). Why are flexible booking policies priced negatively? *Tourism Management*, 67, 312–325.
- Brunsdon C., Fotheringham A. S., Charlton M. E. (1996). Geographically weighted regression: A method for exploring spatial nonstationarity. *Geographical analysis*, 28 (4), 281–298.
- Buchinsky M. (1998). Recent advances in quantile regression models: A practical guideline for empirical research. *Journal of Human Resources*, 33 (1), 88–126.
- Cai Y., Zhou Y., Scott N. (2019). Price determinants of Airbnb listings: Evidence from Hong Kong. *Tourism Analysis*, 24 (2), 227–242.

- Chen C. F., Rothschild R. (2010). An application of hedonic pricing analysis to the case of hotel rooms in Taipei. *Tourism Economics*, 16 (3), 685–694.
- Gibbs C., Guttentag D., Gretzel U., Morton J., Goodwill A. (2018). Pricing in the sharing economy: A hedonic pricing model applied to Airbnb listings. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 35 (1), 46–56.
- Hong I., Yoo C. (2020). Analyzing spatial variance of Airbnb pricing determinants using multiscale GWR approach. *Sustainability*, 12 (11), 1–18.
- Hurvich C. M., Simonoff J. S., Tsai C. L. (1998). Smoothing parameter selection in nonparametric regression using an improved Akaike information criterion. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 60 (2), 271–293.
- Israeli A. A. (2002). Star rating and corporate affiliation: Their influence on room price and performance of hotels in Israel. *International Journal of Hospitality Management*, 21 (4), 405–424.
- Juaneda C., Raya J. M., Sastre F. (2011). Pricing the time and location of a stay at a hotel or apartment. *Tourism Economics*, 17 (2), 321–338.
- Koenker R., Bassett Jr G. (1978). Regression quantiles. *Econometrica*, 33–50.
- Koenker R., Machado J. A. (1999). Goodness of fit and related inference processes for quantile regression. *Journal of the American Statistical Association*, 94 (448), 1296–1310.
- Lancaster K. J. (1966). A new approach to consumer theory. *Journal of Political Economy*, 74 (2), 132–157.
- Lorde T., Jacob J., Weekes Q. (2019). Price-setting behavior in a tourism sharing economy accommodation market: A hedonic price analysis of Airbnb hosts in the Caribbean. *Tourism Management Perspectives*, 30, 251–261.
- MacKinnon J. G., White H. (1985). Some heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimators with improved finite sample properties. *Journal of Econometrics*, 29 (3), 305–325.
- Magnus J., Peresetsky A. (2010). The price of Moscow apartments. *Applied Econometrics*, 17 (1), 89–105.
- Rosen S. (1974). Hedonic prices and implicit markets: Product differentiation in pure competition. *Journal of Political Economy*, 82 (1), 34–55.
- Teubner T., Hawlitschek F., Dann D. (2017). Price determinants on Airbnb: How reputation pays off in the sharing economy. *Journal of Self-Governance and Management Economics*, 5 (4), 53–80.
- Thrane C. (2007). Examining the determinants of room rates for hotels in capital cities: The Oslo experience. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 5 (4), 315–323.
- Tobler W. R. (1970). A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic Geography*, 46 (sup1), 234–240.
- Voltes-Dorta A., Sánchez-Medina A. (2020). Drivers of Airbnb prices according to property/room type, season and location: A regression approach. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, 45, 266–275.
- Wang D., Nicolau J. L. (2017). Price determinants of sharing economy based accommodation rental: A study of listings from 33 cities on Airbnb.com. *International Journal of Hospitality Management*, 62, 120–131.
- Xiao Y. (2017) Hedonic housing price theory review. In: *Urban Morphology and Housing Market*. Springer Geography, 11–40. Springer, Singapore.
- Xu F., Hu M., La L., Wang J., Huang C. (2019). The influence of neighbourhood environment on Airbnb: A geographically weighed regression analysis. *Tourism Geographies*, 22 (1), 192–209.

Zervas G., Proserpio D., Byers J. W. (2017). The rise of the sharing economy: Estimating the impact of Airbnb on the hotel industry. *Journal of Marketing Research*, 54 (5), 687–705.

Zervas G., Proserpio D., Byers J. W. (2021). A first look at online reputation on Airbnb, where every stay is above average. *Marketing Letters*, 32 (1), 1–16.

Zhang Z., Chen R. J., Han L. D., Yang L. (2017). Key factors affecting the price of Airbnb listings: A geographically weighted approach. *Sustainability*, 9 (9), 1–13.

Zietz J., Zietz E. N., Sirmans G. S. (2008). Determinants of house prices: A quantile regression approach. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 37 (4), 317–333.

Received 12.01.2022; accepted 17.02.2022.