МОДЕЛИРОВАНИЕ ЭЛЕМЕНТОВ ДЖЕНТРИФИКАЦИИ ГОРОДОВ

А. Л. Абрамов[1], П. А. Пугач[2]

[1]*Дальневосточный федеральный университет, Владивосток, Россия*
[2]*Владивостокский филиал Российской таможенной академии, Россия*
E-mail: abramov.al@dvfu.ru, 679097@mail.ru

В работе рассмотрена проблема джентрификации городов и связанная с ней задача оценки стоимости жилой недвижимости, зависящей от удалённости объектов инфраструктуры и районов города, на примере моногорода Детройт (США, штат Мичиган).

Для оценки стоимости использовался теоретико-графовый подход, взвешенная первичная графовая модель города (ПГМГ), которая была получена с помощью открытой картографической базы данных OSM и библиотеки OSMnx. С помощью ПГМГ были полученные уникальные типы объектов инфраструктуры Детройта, данные об удалённости которых легли в основу факторных переменных регрессионной модели. С помощью которой была дана оценка жилой недвижимости города Детройт. Этот подход может быть использован для массовой оценки объектов недвижимости в других городах.

MODELING THE ELEMENTS OF CITY GENTRIFICATION

A. L. Abramov, P. A. Pugach

The paper considers the problem of city gentrification and the related problem of estimating the cost of residential real estate, depending on the remoteness of infrastructure facilities and city districts, using the example of Detroit (USA, Michigan).

To estimate the cost, a graph-theoretic approach was used, a weighted primary city graph model (PGMG), which was obtained using the OSM – open cartographic database and the OSMnx library. With the help of PGMG, unique types of Detroit infrastructure facilities were obtained, the data on the remoteness of which formed the basis of the factor variables of the regression model. With the help of which an assessment of residential real estate in the city of Detroit was given. This approach can be used for mass appraisal of properties in other cities.

Проблема джентрификации характерна для многих городов, как в мире, так и в России, под которой понимается реконструкция пришедших в упадок городских кварталов путём благоустройства и последующего привлечения более состоятельных жителей. Реконструкция в таких городах вызвана естественными причинами, связанными с амортизационным периодом всех видов инфраструктуры. Изменяется стоимость всех видов инфраструктуры и недвижимости.

Срок амортизации крупных инфраструктурных объектов обычно не превосходит 50 лет. Поэтому оценка недвижимости, её состояния и стоимости, должна проводиться систематически.

Существуют разные подходы к оцениванию недвижимости, выделяют два основных класса: экономические (расчётные) и основанные на математическом моделировании. Первый подход обладает существенным недостатком - невозможностью эффективного массового оценивания объектов недвижимости, второй подход является более перспективным.

Из математических методов следует выделить эконометрические, и нейросетевые. Регрессионный анализ достаточно широко исследован [1-5], его основным недостатком является учёт влияния только внутренних параметров объектов недвижимости.

Практическое применение нейросетевых модели, связано с быстрым развитием технологий хранения и обработкой больших объёмов данных, первые примеры успешного использования описаны уже в 1991 г. [6, 7]. Создание таких систем продолжает оставаться актуальным, работы здесь ведутся с учетом реальных результатах сделок купли-продажи и опыта их применения для исследования циклов рынка недвижимости, например, в Китае [8, 9]. В России аналогичные работы также проводятся [10, 11]. В целом такой поход к оценке стоимости объектов недвижимости является достаточно успешным, но и в нем недостаточна интерпретируемость результатов и параметров.

В последние десятилетия существенно повысилась доступность информации, имеющей пространственную привязку в том числе, данных геоинформационных систем. Использование геокодированной информации значительно обогащает возможности статистического анализа т.к. позволяет явно или неявно учитывать взаимное расположение объектов либо изменчивость изучаемого явления в пространстве.

Традиционные приёмы анализа статистических данных, как правило, не используют информацию об упорядоченности объектов. Геокодированные данные отражают расположение объектов внутри некоторой области или территории. В настоящее время, сформировалось научное направление, использующее статистику для анализа пространственных эффектов и взаимосвязей - пространственная эконометрика [12-14].

В реальных ситуациях экономического анализа территория города в существенной степени выступает как пространственная структура, подобные модели рассматриваются в теории сложных сетей [15].

В данной работе рассматривается зависимость стоимости объектов жилой недвижимости от их удалённости от инфраструктурных и социально значимых объектов с использованием теоретико-графового подхода, на примере оценки жилой недвижимости моногорода Детройт (США, штат Мичиган).

Под первичной графовой моделью города (ПГМГ) будем понимать пару множеств (V, E), где V это множество вершин, в нашем случае перекрёстков, которые связаны друг с другом набором рёбер E, в нашем случае это - отрезки улиц, соединяющих перекрёстки. Первичная графовая модели городов строилась с помощью библиотеки языка python с открытым исходным кодом OSMnx, [16]. В частности, первичная графовая моделью города модель Детройта представлена на рис. 1.

Для решения задачи оценки объектов жилой недвижимости, рассмотрим взвешенную ПГМГ, где весом ребра является расстояние между перекрёстками.

Рис. 1. ПГМГ Детройт

Пусть у нас есть координаты объектов жилой недвижимости $x_i \in X$ и объектов инфраструктуры $m_j \in M$, $n_l \in N$, …, $z_k \in Z$, где каждый тип объекта инфраструктуры принадлежит некоторому непустому, конечному, попарно непересекающемуся множеству, соответственно $\{M, N, \ldots, Z\}$. Обозначим за d_{im_j} – расстояние от объекта жилой недвижимости x_i до объекта инфраструктуры $m_j \in M$, аналогично определим показатели d_{in_l}, …, d_{iz_k}. Рассчитаем кратчайшее расстояние, вычисленное на ПГМГ, от объекта x_i, до элементов из множества M, по формуле: $d_{im_j^*} = \min_j d_{im_j}$, по аналогии рассчитываем показатели для каждого объекта жилой недвижимости и всех типов объектов инфраструктуры, в результате получаем вектор минимальных оценок ($d_{im_j^*}$, $d_{in_l^*}$, …, $d_{iz_k^*}$), каждый элемент которого является кратчайшим расстоянием от объекта жилой недвижимости x_i до каждого типа объектов инфраструктуры $\{M, N, \ldots, Z\}$, пример размещения которых для выбранного объекта жилой недвижимости Детройта приведён на рис. 2.

Полученные оценки используются в качестве факторных переменных множественного линейного уравнения регрессии. Каждая факторная переменная будет иметь смысл минимального расстояния от совокупности объектов инфраструктуры города соответствующего типа до объекта жилой недвижимости.

Совместное использование методов регрессионного анализа и описанного подхода помимо решения задачи оценки стоимости регрессии позволит выявить объекты инфраструктуры, которые вносят наибольший вклад в оценку стоимости жилой недвижимости.

В качестве исходного массива факторных переменных были взяты данные об удалённости от объектов инфраструктуры города, содержащий 175 уникальных типов. Из которых были отобраны 26 типов оказавшихся статистически значимыми на 5% уровне значимости ($\alpha = 0{,}05$). После исключения мультиколлинеарности у нас остались 4 независимые факторные переменные.

Рис. 2. Кратчайшие пути от инфраструктуры
до заданного объекта жилой недвижимости

Построена модель множественной линейной регрессии, зависимости результативной переменной y – стоимости квадратного фута объекта жилой недвижимости в долларах от его удалённости в километрах от 4 объектов инфраструктуры: x_1 – культовых сооружений; x_2 – автомоек; x_3 – кафе и x_4 – оборудованных мест для отдыха на природе:

$$y = 97.76 - 19.43x_1 + 25.23x_2 + 41.67x_3 - 28.11x_4$$

Далее эта модель была улучшена за счёт включения качественных переменных описывающих его тип жилья и принадлежность к району представленный на рис. 3. Полученная в итоге модель множественной регрессии имеет хорошие метрики качества, как на обучающей так и на тестовой выборке, R^2 train = 0.81**,** R^2 test = 0.79.

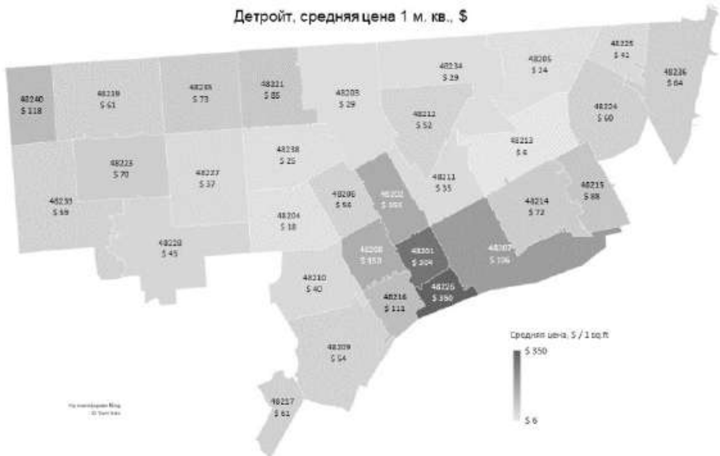

Рис. 3. Картограмма средней цены 1 квадратного
фута в дол. По районам Детройта

Заключение. В результате разработанного подхода и полученной с его помощью оценке стоимости недвижимости проведён системный анализ задачи джентрификации в Детройте, выявлены наиболее перспективные для реконструкции районы, с точки зрения средней стоимости 1 кв. фута жилой недвижимости. Этот подход может быть использован для массовой оценки объектов недвижимости в других городах.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Азнабаев А. М.* Математическая модель массовой оценки рынка жилой недвижимости: дис. на соиск. уч. ст. к. э. н. Уфа, 2012.
2. *Анисимова И. Н., Баринов Н. П., Грибовский С. В.* Учет разнотипных ценообразующих факторов в многомерных регрессионных моделях оценки недвижимости // Вопросы оценки. 2004. № 2.
3. *Заводова Т. С.* Экономико-математическое моделирование ценообразования и доступности жилья на региональном рынке: дис. на соиск. уч. ст. к. э. н. Иваново, 2009.
4. *Магнус Я. Р., Катышев П. К., Пересецкий А. А.* Эконометрика / Начальный курс: учебник. М. : Дело, 2004.
5. *Грибовский С. В., Сивец С. А.* Математические методы оценки стоимости недвижимого имущества. М. : Финансы и статистика, 2008. 368 с.
6. *Evans A., James H., Collins A.* Artificial neural networks: An application to residential valuation in the UK // Journal of Property Valuation and Investment. 1991. № 11 (2).
7. *Tay D. P., Ho D. K.* Artificial intelligence and the mass appraisal of residential apartments // Journal of Property Valuation and Investment. 1991. Vol. 10. № 2.
8. *Guan J., Shi D., Zurada J. M., Levitan A. S.* Analyzing Massive Data Sets: An Adaptive Fuzzy Neural Approach for Prediction, with a Real Estate Illustration // Journal of Organizational Computing and Electronic Commerce. 2014. Vol. 24. № 1.
9. *Zhang H., Gao S., Seiler M. J., Zhang Y.* Identification of real estate cycles in China based on artificial neural networks // Journal of Real Estate Literature. 2015. Vol. 23. № 1.
10. *Ясницкий Л. Н., Бондарь В. В., Бурдин С. Н. и др.* Пермская научная школа искусственного интеллекта и ее инновационные проекты. 2-е изд. Москва; Ижевск: Научно-издательский центр «Регулярная и хаотическая динамика», 2008.
11. *Ясницкий В. Л.* Нейросетевое моделирование в задаче массовой оценки жилой недвижимости города Перми // Фундаментальные исследования. 2015. № 10-3.
12. *Anselin L.* Spatial econometrics: methods and models, Dordrecht ; Boston : Kluwer Academic Publishers, 1988. Pp. 277.
13. *Haining R.* Spatial data analysis: Theory and practice Cambridge: Cambridge University Press. 2004, pp. 432.
14. *Schabenberger O., Gotway C. A.,* Statistical methods for spatial data analysis. CRC Press, 2005. Pp. 506.
15. *Abramov A. L., Velichko A. S., Kozlovkaya A. K., Drekko E. V., Anoshkina M. A., Molochkova M. A.* Graph models of complex networks // The 32nd International Conference of the Jangjeon Mathematical Society. [Электронный ресурс]. URL: DOI dx.doi.org/10.24866/7444-4647-5. 2019. Vol. 76 (6). P. 5-8. (дата обращения: 10.09.2022).
16. *Абрамов А. Л., Пугач П. А.,* Графовые модели городов // Математическое и компьютерное моделирование в экономике, страховании и управлении рисками. 2021. № 6. С. 3-7.