

УДК 332.85: 311 DOI: 10.14451/1.255.453

Моделирование цен аренды жилья московского рынка на основе искусственных нейронных сетей

© 2026 Цыпин Александр Павлович

Кандидат экономических наук, доцент, доцент кафедры бизнес-аналитики, Факультет налогов, аудита и бизнес-анализа. Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва, Россия.
E-mail: aptsypin@fa.ru

Ключевые слова: рынок арендного жилья, цена аренды, динамика, моделирование временного ряда, экспоненциальное сглаживание, искусственная нейронная сеть.

В данной статье на фактическом материале динамики стоимости аренды жилья города Москвы проводится моделирование и прогнозирования временного ряда на основе двух конкурирующих моделей. Во-первых, это классическая эконометрическая модель экспоненциального сглаживания. Во-вторых, это искусственная нейронная сеть прямого распространения, а именно многослойный перцептрон. В результате на основе статистических метрик делается вывод о лучшей аппроксимации эконометрической модели и необходимости использования более подходящей архитектуры нейронных сетей.

Введение

В настоящее время существует множество методов построения прогнозов экономических временных рядов. При этом большинство предсказаний не сбывается из-за внешних и внутренних факторов, изменяющих (искажающих) механизм генерации уровней динамического ряда. Не являются исключением макро-, мезо- и микроэкономические индикаторы российской экономики. В частности, динамика аренды жилья подвержена сильному воздействию непредвиденных (непредсказуемых) событий. Это и ковид-кризис 2020 года, и санкционное давление 2022 года, и рост ключевой ставки Центрального банка (2022 г.). По этой причине к моделированию подобных показателей необходимо подходить взвешенно и использовать «прогрессивные» ме-

тоды. В проводимом нами исследовании обратимся к проблематике использования для целей построения предсказаний подхода, основанный на искусственных нейронных сетях.

Если обратиться к научным публикациям, посвященным анализу рынка арендного жилья в регионах России, то находится незначительное число работ. В качестве основных можно указать исследования таких авторов, как Глухова С. М. [2], Кашина Е. В. [4], Кузьмич Н. П. [5], Рябухин А. О. [7], Четвериков В. М. [13]. Несмотря на заметные теоретико-методологические и эмпирические результаты, в работах перечисленных ученых отсутствуют подходы к моделированию цен аренды. Восполним этот пробел в нашем исследовании.

Также нужно обратить внимание на публикации, посвященные применению искусственных нейронных сетей применительно к моделированию и прогнозированию временных рядов экономических показателей. В этом направлении можно выделить работы следующих авторов: Балацкий Е. В. [1], Гринева Н. В. [3], Лабусов М. В. [6], Савостьянов А. В. [8], Сунчалин А. М. [9]. В данных исследованиях применяются различные архитектуры нейросетей, но не используется многослойный перцептрон. Также восполним этот научный пробел на примере цен аренды жилья в Москве.

Материалы и методы

Для формирования матрицы данных проводимого исследования используем информацию, предоставляемую витриной недвижимости Restate [10]. При этом стоит указать на одну особенность предоставления информации данного ресурса. В частности, в отдельно взятом месяце на портале приводится несколько временных точек, поэтому предварительно усредним эти данные, то есть приведем временной ряд к ежемесячной динамике.

Итогом перехода от временных рядов с неравными интервалами к ежемесячному формату представления данных, была сформирована база данных, охватывающая период 2019–2025 гг. и содержащая три переменных: стоимость аренды однокомнатной квартиры в городе Москве (Y_1), стоимость аренды двух- (Y_2) и трехкомнатной квартиры (Y_3).

Периодом анализа, используемым для построения моделей динамики, является 2019–2024 гг., тогда как данные за 2025 г. используем для сопоставления их с модельными (тотемическими, предсказанными) уровнями.

Также стоит отметить, что подходы к формированию длинных временных рядов аренды жилья и их периодизации были изложены в статьях, опубликованных нами в более ранний период [11; 12].

Результаты исследования

На первом этапе проведем визуализацию трех анализируемых временных рядов с помощью ли-

нейной диаграммы. Для этого используем функцию `geom_line{ggplot2}` среды программирования R. Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 1.

Согласно приведенной на рисунке 1 динамике можно сделать несколько выводов:

1. во-первых, траектория изменения уровней трех временных рядов проявляет некоторую синхронность (значения коэффициентов корреляции следующие – $r(Y_1; Y_2) = 0,92$; $r(Y_1; Y_3) = 0,78$; $r(Y_2; Y_3) = 0,94$);
2. во-вторых, динамика не проявляет сезонной составляющей (паттерна, компоненты);
3. в-третьих, четко прослеживаются три периода развития временных рядов: первый – до августа 2020 г. – характеризуется ростом, что объясняется влиянием ковид-кризиса; второй – начинается с августа 2020 г. до июня 2023 г., характеризуется снижением стоимости аренды с незначительным повышающимся трендом; третий – с июля 2023 г., характеризуется резким (взрывным) ростом, что объясняется отложенным спросом покупки жилья (вследствие повышения ключевой ставки ЦБ), который вынудил население обратиться к аренде жилья.

Также стоит отметить, что с сентября 2024 года наблюдается нарождающийся тренд к снижению стоимости аренды жилья, это объясняется снижением «разогрева» рынка вследствие удовлетворения спроса основной совокупности арендаторов.

На втором этапе осуществим моделирование и прогнозирование анализируемых временных рядов аренды жилья на основе трехпараметрической модели экспоненциального сглаживания (модель Хольта-Винтерса). Этот шаг необходим для сопоставления результатов «классического» метода и искусственной нейронной сети, то есть проведение оценки возможностей «прогрессивных» подходов над стандартными (общепринятыми). Для этого используем функцию `hw{forecast}` среды программирования R. Результаты автоматического подбора сглаживающих констант приведены в таблице 1.

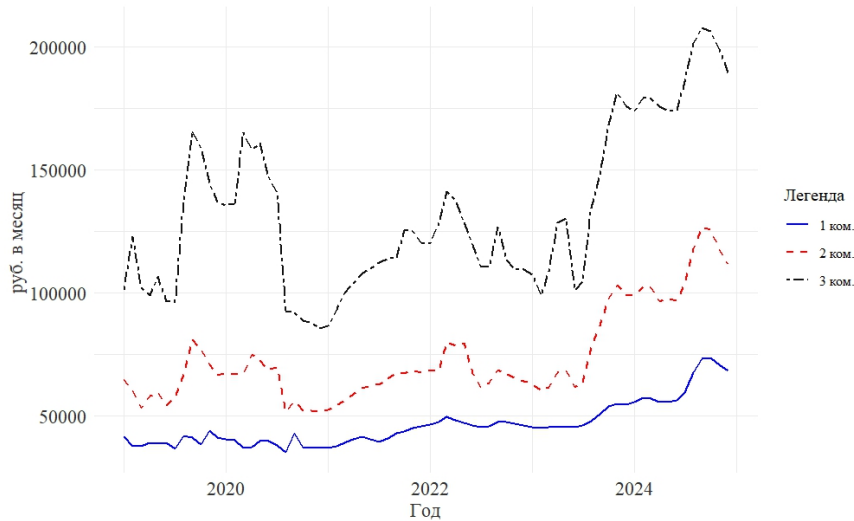


Рис. 1. Динамика цен аренды жилья в г. Москва.

Источник: построено в среде программирования R на основе данных Restate [10].

Таблица 1. Параметры трехпараметрической модели экспоненциального сглаживания (модель Хольта-Винтерса) временных рядов цены аренды жилья в Москве.

Показатели	1 комнатные квартиры (hw1)	2 командные квартиры (hw2)	3 командные квартиры (hw3)
alpha	0,8970	0,9999	0,9998
beta	0,0044	0,0001	0,0001
gamma	0,0002	0,0001	0,0001
MAPE	3,742	5,216	7,114

Исходя из приведенных в таблице 1 результатов построения моделей можно сделать вывод о схожести констант во всех трех временных рядах. Также стоит указать на низкое значение MAPE < 10%, то есть во всех трех случаях получаем

отличный прогноз и высокую точность подгонки модельных уровней к фактическим.

Прогнозы по моделям Хольта-Винтерса, а также фактические уровни временных рядов аренды жилья представлены в таблице 2.

Таблица 2. Точечные прогнозы по модели Хольта-Винтерса и фактические уровни временного ряда цены аренды жилья в Москве.

Период	1 комнатные		2 комнатные		3 комнатные	
	Факт	Точечный прогноз (hw1)	Факт	Точечный прогноз (hw2)	Факт	Точечный прогноз (hw3)
янв.25	68895,8	67265,1	106529,4	108670,9	183780,1	180195,1
фев.25	66728,4	68971,9	99197,4	111223,8	169140,6	187497,1
мар.25	65153,3	69432,3	98021,5	113801,2	168140,4	198467,0
апр.25	64340,9	69166,3	99164,1	115228,8	172135,8	200008,1

Продолжение на следующей странице

Таблица 2. Точечные прогнозы по модели Хольта-Винтерса и фактические уровни временного ряда цены аренды жилья в Москве. (Продолжение таблицы)

Период	1 комнатные		2 комнатные		3 комнатные	
	Факт	Точечный прогноз (hw1)	Факт	Точечный прогноз (hw2)	Факт	Точечный прогноз (hw3)
май.25	63011,2	69203,8	100877,4	115312,2	175083,9	198828,9
июн.25	63854,8	68742,2	104253,0	110247,4	179761,6	188361,1
июл.25	61222,2	68851,4	102890,6	110488,0	151385,3	183144,4
авг.25	68976,0	69702,0	123326,4	112206,6	206689,2	187555,2
сен.25	72545,5	73304,6	138447,5	119663,8	215343,3	198173,6
окт.25	72994,7	72818,8	134265,5	120209,7	213822,9	201622,4
ноя.25	71090,6	73433,9	110910,0	117940,0	192324,7	197103,7
дек.25	68830,8	72597,2	109183,0	115399,8	194861,3	192978,7

Как видим из представленных в таблице 2 результатов, можно сделать вывод, что предсказанные уровни временных рядов и фактические расходятся незначительно. Для точной оценки уровня согласованности (синхронности) обратимся к расчету коэффициента Тейла (U_1), при этом будем использовать функцию `TheilU{DescTools}` среды программирования R.

Значение коэффициента (индекса) несоответствия (расхождения) Тейла для однокомнатных квартир равно 0,029, двухкомнатных 0,053 и трехкомнатных 0,051. Так как полученные значения близки к нулю, можно сделать вывод о высоком качестве прогнозов на основе модели Хольта-Винтерса.

Далее для моделирования и прогнозирования динамики временных рядов аренды жилья, обратимся к искусственной нейронной сети прямого распространения сигнала – многослойному перцептрону (Multi-Layer Perceptron – MLP).

Архитектура данной сети включает в себя входной слой, один (несколько) скрытый слой и выходной слой. Каждый нейрон в слое связан с каждым нейроном следующего слоя.

Одной из основных проблем при формировании многослойного перцептрона заключаются в подборе оптимального количества скрытых слоев. Так, большое количество слоев приводит к проблеме переобучения, то есть модель будет хорошо аппроксимировать данные из обучающей выборки, но плохо данные из тестовой выборки (новых данных). С другой стороны, малое количество слоев приводит к высокой ошибке (расхождение между модельными и фактическими значениями).

В среде программирования R существует несколько библиотек, включающих архитектуру многослойного перцептрона и используемых для моделирования и прогнозирования временных рядов. Остановим свой выбор на `mlp{nnfor}`. Для всех трех рядов аренды жилья будет использована архитектура с двумя скрытыми слоями, ее визуализация представлена на рисунке 2.

В результате обучения MLP на фактических данных аренды жилья получаем три прогноза (табл. 3).

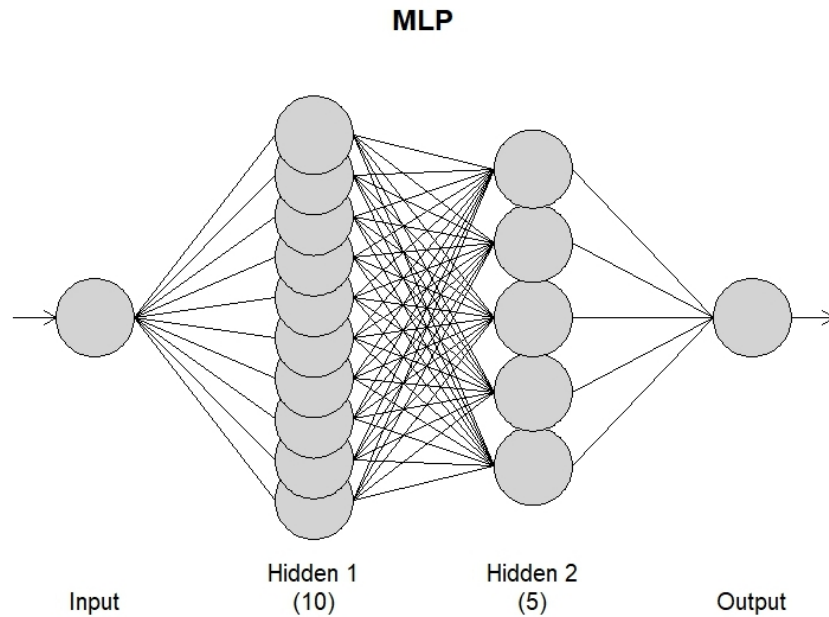


Рис. 2. Визуализация многослойного перцептрона, используемого для моделирования временных рядов цены аренды жилья в Москве.

Таблица 3. Точечные прогнозы модели MLP и фактические уровни временного ряда цены аренды жилья в Москве.

Период	1 комнатные		2 комнатные		3 комнатные	
	Факт	Точечный прогноз (hw1)	Факт	Точечный прогноз (hw2)	Факт	Точечный прогноз (hw3)
январь.25	68895,8	68699,7	106529,4	111679,1	183780,1	187143,5
февраль.25	66728,4	68276,1	99197,4	111063,0	169140,6	189377,4
март.25	65153,3	68780,5	98021,5	110100,4	168140,4	191268,6
апрель.25	64340,9	69329,1	99164,1	111473,1	172135,8	176944,5
май.25	63011,2	76807,2	100877,4	111407,6	175083,9	170598,3
июнь.25	63854,8	74639,2	104253,0	111240,2	179761,6	172778,1
июль.25	61222,2	79118,7	102890,6	110710,4	151385,3	173702,1
август.25	68976,0	79611,0	123326,4	110507,4	206689,2	169748,8
сентябрь.25	72545,5	77484,4	138447,5	110230,6	215343,3	175058,4
октябрь.25	72994,7	76930,9	134265,5	105935,5	213822,9	176226,5
ноябрь.25	71090,6	77406,1	110910,0	103422,9	192324,7	164906,0
декабрь.25	68830,8	77766,2	109183,0	107521,4	194861,3	158125,3

Согласно данным, представленным в таблице 3, точечные прогнозы следуют за фактическими данными, но для более точного ответа о его качестве рассчитаем значения коэффициента Тэйла. В нашем случае получаем MLP = 0,062, MLP2 = 0,065, MLP3 = 0,072. Таким образом,

значения индекса также близки к нулю, можно констатировать получение хорошего прогноза по всем трем моделям.

Сведем результаты по оцененным моделям и прогнозам в аналитическую таблицу 4.

Таблица 4. Характеристики моделей временных рядов цены аренды жилья в Москве.

Показатели	hw1	hw2	hw3	MLP1	MLP2	MLP3
MAPE	3,742	5,216	7,114	10,657	12,317	27,767
U1	0,029	0,053	0,051	0,062	0,065	0,072

Примечание: значения средней абсолютной относительной ошибки для моделей многослойного перцептрона осуществлялись с помощью функции MAPE{metrica} среды программирования R.

Представленные в таблице 4 характеристики оцененных моделей позволяют сделать вывод о большей успешности моделей Хольта-Винтерса по отношению к модели, основанной на многослойном перцептроне. Так, MAPE, используемая для оценки качества аппроксимации (сравнение фактических значений и предсказанных на интервале 2019–2024 гг.), показывает преимущества моделей экспоненциально-сглаживания (значения ниже, чем у MLP). В свою очередь индекс Тейла (U_1), призванный сопоставлять фактические и прогнозные уровни, в 2025 г. также получен ниже в случае модели Хольта-Винтерса.

Заключение

Проведенное исследование динамики сложного временного ряда стоимости аренды жилья в городе Москве дает возможность сделать ряд выводов.

Во-первых, временные ряды стоимости аренды в Москве одно-, двух- и трехкомнатных квартир показывают динамику к росту на всем протяжении анализируемого периода с 2019 г. по 2024 г. При этом сезонной компоненты в данных рядах не наблюдается.

Во-вторых, статистические метрики, отвечающие за качество аппроксимации и прогноза, указывают на предпочтительность модели экспоненциально-сглаживания перед искусственной нейронной сетью.

В-третьих, худшие показатели многослойного перцептрона по отношению к эконометрической модели указывают на необходимость использования более прогрессивных архитектур нейросети, например, рекуррентных или сверточных нейронных сетей.

Библиографический список

1. Балацкий Е. В., Юревич М. А. Использование нейронных сетей для прогнозирования инфляции: новые возможности // Вестник УрФУ; Сер.: Экономика и управление. – 2018. – № 5. – С. 823–838.
2. Глухова С. М., Чернов А. Ю. Применение эконометрических методов анализа рынка недвижимости на примере г. Костромы // Прогрессивная экономика. – 2024. – № 5. – С. 195–212. – DOI: [10.54861/27131211_2024_5_195](https://doi.org/10.54861/27131211_2024_5_195).
3. Гринева Н. В. Построение нейронной сети для прогнозирования цены опциона // Проблемы экономики и юридической практики. – 2022. – № 5. – С. 190–199.
4. Кашина Е. В., Глоба С. Б., Бырдин Д. А. Рынок арендного жилья: динамика и перспективы развития // Известия вузов. Строительство. – 2022. – № 10. – С. 82–93. – DOI: [10.32683/0536-1052-2022-766-10-82-93](https://doi.org/10.32683/0536-1052-2022-766-10-82-93).
5. Кузьмич Н. П. Рынок аренды жилой недвижимости: проблемы и тенденции // Международный журнал гуманитарных и естественных наук. – 2020. – № 8–1. – С. 148–150. – DOI: [10.24411/2500-1000-2020-10950](https://doi.org/10.24411/2500-1000-2020-10950).
6. Лабусов М. В. Нейронные сети долгой краткосрочной памяти и их использование для моделирования финансовых временных рядов // Инновации и инвестиции. – 2020. – № 3. – С. 167–171.
7. Рябухин А. О. Изучение динамики, структуры и взаимосвязей на рынке арендного жилья Г. Ижевска // Экономические науки. – 2024. – № 234. – С. 354–358. – DOI: [10.14451/1.234.354](https://doi.org/10.14451/1.234.354).
8. Савостьянов А. В., Гринева Н. В., Строева Е. Н. Применение нейронных сетей для оценки траектории развития финансовых рынков : Труды Шестнадцатой международной конференции, Москва, 26–28 сентября 2023 года // Управление развитием крупномасштабных систем (MLSD'2023). – М. : Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, 2023. – С. 803–809. – DOI: [10.25728/mlsd.2023.0803](https://doi.org/10.25728/mlsd.2023.0803).

9. Сунчалин А. М., Сунчалина А. Л. Обзор методов и моделей прогнозирования финансовых временных рядов // Хроноэкономика. – 2020. – № 1. – С. 26–30.
10. Цена аренды квартир в Москве / База недвижимости России Restate. – URL: <https://msk.restate.ru/graph/ceny-arendy-study/#form10> (дата обр. 14.11.2025).
11. Цыпин А. П. Эконометрическое моделирование средних цен аренды жилья в Москве // Экономические науки. – 2025. – № 242. – С. 383–388. – DOI: [10.14451/1.242.383](https://doi.org/10.14451/1.242.383).
12. Цыпин А. П., Леднева О. В. Статистический анализ закономерностей рынка арендного жилья г. Казань // Вестник евразийской науки. – 2020. – Т. 12, № 6. – С. 2–1.
13. Четвериков В. М., Чурбанов Р. Р. Сравнительный статистический анализ изменения средних цен предложения жилья в административных округах г. Москвы // Вопросы статистики. – 2024. – Т. 31, № 5. – С. 41–56. – DOI: [10.34023/2313-6383-2024-31-5-41-56](https://doi.org/10.34023/2313-6383-2024-31-5-41-56).