

УДК: 502.3

Ф.А. Сурков, Н.В. Петкова, С.Ф. Суховский
**СРАВНЕНИЕ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ И НЕЙРОСЕТЕВЫХ
МЕТОДОВ В ЗАДАЧЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СТОИМОСТИ И
ОЦЕНКИ НЕДВИЖИМОСТИ**

*НИИ Математики, Механики и Компьютерных Наук им. И.И. Воровича,
Ростов-на-Дону, Россия*

В данной статье рассмотрена проблема прогнозирования цен на объекты недвижимости в долгосрочной и среднесрочной перспективе для принятия управленческих решений. Рынок недвижимости является одной из самых динамичных сфер российской экономики. По этой причине требуется проводить прогнозирование стоимости недвижимости, поскольку без планирования невозможно оценивать будущие расходы или строить экономические планы развития. Ценовая ситуация, описываемая средними ценами на жилом рынке недвижимости, является основополагающим объектом для оценки и прогнозирования в исследовании рынка жилой недвижимости. Стоимость на рынке недвижимости зависит как от средних цен, так и признаков объектов недвижимости. Данные показатели учитываются при прогнозировании рыночной цены недвижимости, которая важна в разработке субъектами рынка недвижимости вспомогательных техник выбора стратегических действий для развития и совершенствования жилищной сферы. В соответствии с вышесказанным, параметры объектов и динамика цен требуют пристального изучения новыми прогрессивными методами с использованием инновационных технологий. Массовая оценка недвижимости является сложной системой и требует не только определения параметров, характеризующих цену недвижимости, но и выявления зависимостей, связывающих эти параметры, с целью анализа и прогнозирования стоимости недвижимости в будущем. Рыночные условия постоянно меняются, в этой связи фактор времени непосредственно влияет на все рыночные процессы и на принятие решений. В работе была выполнена сезонная калибровка цен на объекты недвижимости. Проанализирована и предложена идея использования искусственных нейронных сетей, отвечающих современным требованиям оценки недвижимости. Построены и проанализированы математическая модель на основе гармонических рядов (ряды Фурье) и нейросетевая модель. Проведен сравнительный анализ тенденций роста стоимости недвижимости.

Ключевые слова: временные ряды, массовая оценка недвижимости, ряды Фурье, статистические методы, искусственные нейронные сети.

Введение.

Рынок недвижимости является одной из самых динамичных сфер российской экономики. Поэтому для возможности планирования будущих расходов или построения экономических планов развития требуется пристальное изучение быстроизменяющихся факторов и динамики цен на рынке инновационными методами на основе современных технологий.

Прогнозирование динамики цен является неотъемлемой частью массовой оценки недвижимости.

Ценовая ситуация, описываемая средними ценами на рынке жилой недвижимости, является одним из основных факторов для оценки и прогнозирования стоимости недвижимости.

Помимо средних цен, управление стоимостью на рынке жилой недвижимости происходит также и на основе параметров объектов недвижимости. Эти показатели учитываются при прогнозировании рыночной цены, которая важна в разработке субъектами рынка недвижимости вспомогательных техник выбора стратегических действий для развития и совершенствования жилищной сферы.

Актуальность.

Массовая оценка недвижимости является сложной системой и требует не только установления параметров, характеризующих стоимость недвижимости, но и определение зависимостей, связывающих эти параметры. Одной из задач массовой оценки является также и прогнозирование стоимости на недвижимость в будущем.

В условиях динамичной рыночной экономики, возникает потребность в сравнительном изучении методов прогнозирования цен на недвижимость. Актуальной проблемой является также развитие новых методов прогнозирования цен на недвижимость и методик их применения в условиях российской экономики.

Таким образом, *научная значимость вопроса* состоит в применении временных рядов и нейросетевых методов для оценки недвижимости, что должно позволить спрогнозировать цены в будущем на объекты жилой недвижимости. В результате прогноза можно принять решение в отношении объекта (его модернизация, ремонт, продажа, сдача в аренду и т.д.).

Проблема прогнозирования и определения ценообразующих факторов была освящена и исследована рядом ученых в своих работах.

Например, Демина Д.С. проводила сравнение результатов прогнозирования временного ряда на основе модели тенденции и авторегрессионного анализа [1].

Иванов В.В., Крянев А.В., Севастьянов Л.А., Удумян Д.К. изучали прогнозирование временных рядов с помощью метрического анализа [2].

Авторы Маркарян Д.М., Ледовская Н.В. в своей работе проводили многомерный статический анализ временного ряда [5].

Сидорова Н.П. и Демина Д.С. использовали методы прогнозирования на основе анализа временных рядов, которые можно применять при оценке объектов недвижимости [8].

Летова М.С. в своей статье исследовала аддитивную модель временного ряда [3].

Автор Магомедрагимова Э.Р. изучала прогнозирование рыночной стоимости недвижимости с помощью применения искусственных нейронных сетей, а также анализировала программное обеспечение, используемое для прогнозирования временных рядов [4].

Автором Москаленко М.А. в статье «Анализ временных рядов. Основы» рассматриваются основные понятия, используемые при анализе временных рядов. Отдельное внимание уделяется ответам на часто задаваемые вопросы при изучении эконометрических показателей. Описывается, что анализ временных рядов в настоящее время широко используется в экономике для поддержки принятия эффективных управленческих решений. [7].

Урубкин М.Ю. и Авакьянц А.В. рекомендуют использовать нейронные сети Кохонена и нечеткие нейронные сети при анализе статистических данных имеющих зашумленность [9].

Авторы Ярушев С.А. и Аверкин А.Н. в статье рассматривают нейронно-нечеткие методы прогнозирования временных рядов [10].

Что касается рынка недвижимости, то авторы Медовый А.Е. и Медовый В.В. в статье «Математическая модель, описывающая тенденции рынка первичной недвижимости» представили модели развития первичного рынка недвижимости с учетом причинно-следственных связей функционирования объектов недвижимости. Также в данной статье был представлен процесс построения аддитивной и мультипликативной модели временного ряда ценовых индексов объектов недвижимого имущества. По результатам длительных наблюдений за изменениями во времени значений стоимости для разных кластеров объектов недвижимости, были сделаны выводы о том, что, несмотря на некоторые особенности, они меняются синхронно в рамках отдельных регионов страны [6].

Таким образом, *задача исследования* заключается в сравнении временных рядов и нейронных сетей в части прогнозирования стоимости на объекты жилой недвижимости. Задача прогнозирования очень важна, поскольку играет большую роль при инвестировании в недвижимость.

Исходя из поставленной задачи, *целью настоящего исследования* стало выявление оптимального метода прогнозирования ценовой политики

на рынке недвижимого имущества в среднесрочной и долгосрочной перспективе.

Самой сутью инвестиций является вложение средств в настоящем, чтобы получить доход в будущем и заключается в идее прогнозирования изменения ценности актива. Основой для решения поставленной задачи стала база данных «средняя цена жилой недвижимости по каждому месяцу исследуемых лет».

Определим теоретические аспекты.

Отметим, что для инвестора наиболее ценным ресурсом является время. Рыночные условия постоянно меняются, в этой связи фактор времени непосредственно влияет на все рыночные процессы и на условия для принятия решений, поскольку реализация даже хороших идей в неудачный момент времени может не принести ожидаемых результатов.

Учитывая данный факт, наиболее универсальным инструментом, который отражает динамику процессов, происходящих на рынке недвижимости, могут служить динамические индексы цен объекта недвижимости, которые являются функциями времени и строятся на базе анализа статистических данных относительно средних цен предложений продажи или аренды объектов недвижимого имущества, относящегося к исследуемому сегменту рынка [1].

Временной ряд – это совокупность наблюдений за определенными элементами данных, полученных путем многократных измерений с течением времени. Например, измеряя цены на недвижимость, каждая средняя цена в месяц будет включена во временной ряд. Это происходит потому, что средняя цена объекта недвижимости, последовательно измеряется через равные интервалы [7].

Наблюдаемый временной ряд может быть разложен на три составляющие:

- тренд (долгосрочное направление);
- сезонный (систематический);
- нерегулярный (несистематический).

Временные ряды можно разделить на два различных вида: запасы и потоки. Запасы рядов – это показатели некоторых атрибутов в определенный момент времени.

Потоки рядов – это ряды, которые являются мерой активности за определенный период. Под потоком событий будем понимать временную последовательность, характеризуемую моментами наступления отдельных

событий, независимо от природы этих событий. Для примера могут быть взяты опросы стоимости на недвижимое имущество. Производство — это подсчет расходов за определенное количество дней, суммированное для получения общего значения за данный отчетный период.

Основное различие между запасами и потоками заключается в том, что потоки могут содержать результаты, связанные с календарем (эффект торгового дня). Оба типа рядов можно учитывать с помощью сезонных колебаний, используя процесс сезонной корректировки.

Сезонная корректировка – это процесс оценки и в дальнейшем удаления из временного ряда влияний, которые являются систематическими [4]. Взятые за основу наблюдаемые данные подчиняются свойству сезонности. В свою очередь сезонные эффекты могут скрывать как истинные базовые движения в рядах, так и некоторые сезонные особенности, которые представляют интерес для аналитиков.

Тренд временного ряда – это медленные изменения параметров исследуемого процесса [2].

В настоящее время для прогнозирования ценовой политики на рынке недвижимого имущества широко используются нейронные сети.

Формальный нейрон – это математическая модель простого процессора, который имеет один выход и несколько входов. Между искусственной и биологической нейронными сетями есть различия, обусловленные их природой. Искусственные сети используют искусственные нейроны, являющиеся компьютерными процессорами (Рисунок 1):

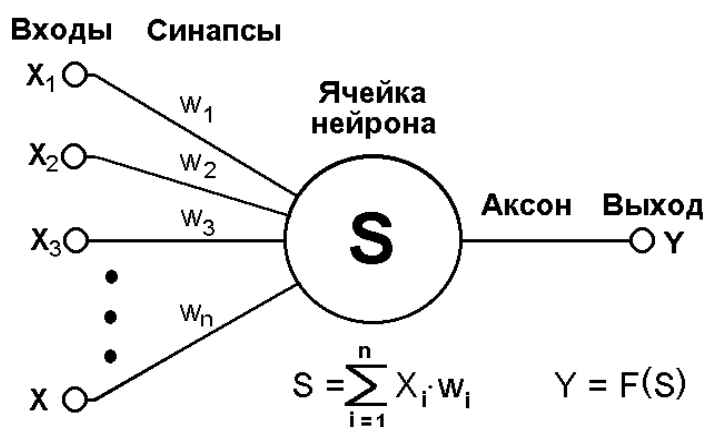


Рисунок 1 – Искусственная нейронная сеть.

Искусственная нейронная сеть представляет собой множество связанных процессоров, которые выполняют процессы в параллельном

режиме [6,7]. На сегодняшний момент существует большое количество различных подходов к нейро-нечеткому прогнозированию временных рядов, в частности для обучения подобных сетей применяются генетические алгоритмы, методы роевой оптимизации, а также различные гибридные методы.

В настоящее время реализовано значительное число программных продуктов, использующих технологии нейровычислений. Имеются, в том числе, и нейросетевые программы, предназначенные для решения только задач прогнозирования временных рядов. Следующие программные продукты реализуют нейросетевые подходы к решению задач прогнозирования, которые также применимы для решения задачи оценки рыночной цены недвижимости:

1. Statistica – программное обеспечение, осуществляющее отбор статистических закономерностей и анализа сведений. Пакет для работы с нейросетями используется в модуле, представляющего реализацию целого набора нейросетевых методов анализа.

2. MathLab – это интерактивная система. Основным объектом данной системы является массив, для которого не требуется указание явной размерности. Это позволяет решать многие инженерные задачи, связанные с векторно-матричными формулировками.

Эксперты в сфере недвижимости, например, риэлторы, решают проблему оценки, используя собственные познания, основываясь на известных им аналогах.

При проведении предварительной экспертизы было установлено, что стоимость недвижимости (Y) находится в зависимости от многочисленных факторов. В проводимом исследовании выполняется предварительная обработка и анализ следующих 11 параметров (X_1 - X_{11}): географические координаты, тип постройки, этажность здания, этаж квартиры, количество комнат, площадь кухни, расположение на 1-ом или последнем этажах, наличие балкона, планировка, дата постройки, общее состояние квартиры.

Данные познания принадлежат к числу недостаточно формализуемых, по этой причине разработка конкретного алгоритма установления цен на основе значений влияющих параметров – очень непростая задача. Однако, можно попытаться извлечь требуемую взаимозависимость, применяя массив сведений о них.

Для реализации этой цели формируется нейронная сеть, в которой число входных нейронов отвечает количеству входных условий (11 параметров), оказывающих значительное влияние на стоимость. В

выходном слое будет 1 нейрон, который отвечает выходному условию – стоимости.

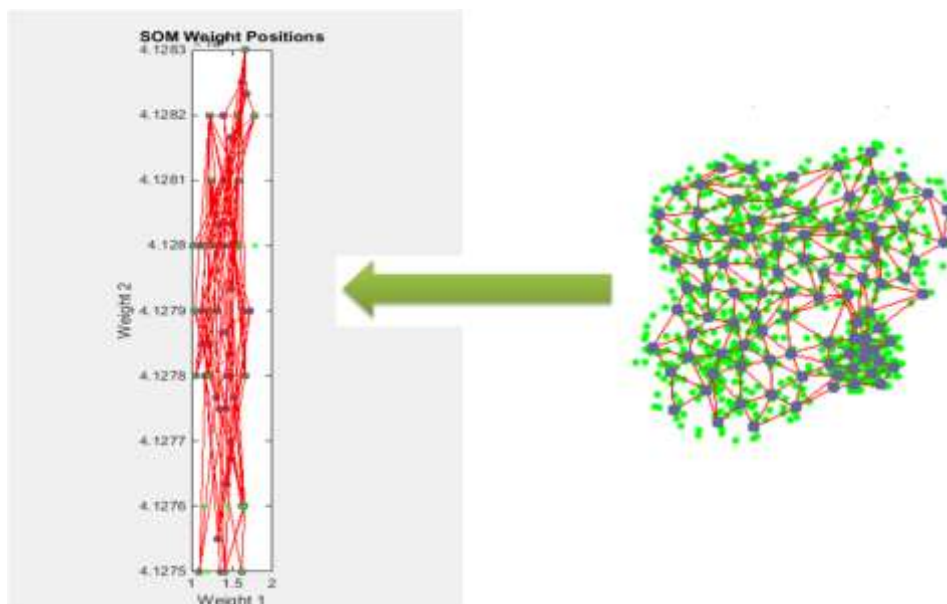


Рисунок 2 – Расположение и взаимосвязь весов в нейронной сети

На рисунке 2 представлено расположение и взаимосвязь весов (с отдельным участком сети справа) с целью наглядного представления их в построенной нейросети.

Для определения стоимости (Y) нового объекта недвижимости на вход обученной сети подается вектор с координатами (X_1, \dots, X_{11}) . Сеть определяет кластер, к которому данный вектор будет отнесен и тогда в качестве Y будет принято среднее значение для этого кластера. Так как сеть обучилась, и веса меняются не значительно, то среднее значение мало отличается от любого значения данного кластера. Учитывая, что в механизме Кохонена сумма координат у векторов весов обязана составлять 1, то координаты считаем равными долевым компонентами, которые пропорциональны этим коэффициентам.

Настройка весовых векторов W_i осуществляется по алгоритму Кохонена, в основе которого, лежит критерий минимума целевой функции:

$$E(W) = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^{m_i} \left| \bar{X}_j^i - \bar{W}_i \right|^2 \quad (1)$$

, где $E(W)$ – функция минимизации расхождений, X_j^i – входные нейроны (соответствуют изучаемым факторам, 11шт.), W_i – весовые вектора.

В результате обучения сети, векторы обучающего множества разбиваются на кластеры в 11-мерном пространстве, центрами которых являются векторы весов нейронов. Значимость каждого из исследуемых параметров влияния на стоимость можно считать равной соответствующей координате в векторе весов на последней эпохе.

Кластеризация с помощью карты Кохонена производится по следующему алгоритму:

- 1) Задаются исходные данные.
- 2) Создаётся сеть Кохонена. Для этого требуется определить: функцию топологии карты – прямоугольная карта, задаваемая *hextop*; функцию расстояния между нейронами – *linkdist*; параметр скорости обучения на этапе размещения – 0,9; число циклов обучения на этапе размещения – 4000; параметр скорости обучения на этапе подстройки – 0,05; размер окрестности на этапе подстройки – 1.
- 3) Задаются параметры обучения (эпохи) – 4000 и обучается сеть.

Для решения поставленной задачи используется сеть следующего вида (Рисунок 3):

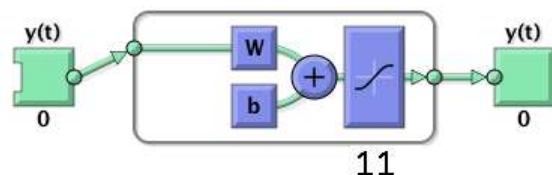


Рисунок 3 – Искусственная нейронная сеть в MatLab 8.6.

На рисунке 3 представлена основная схема сети сигмоидального типа, в которой $y(t)$ – входные и выходные данные, w – блок настройки весов связи, b – блок входных векторов, 11 – число независимых параметров.

Уже обученную нейронную сеть Кохонена в данном исследовании предлагается использовать для построения среднесрочных прогнозов.

Практическая значимость заключается в том, что были составлены временные ряды на основании средней цены для однокомнатных квартир Советского района г. Ростова-на-Дону за 2014-2017 года по каждому месяцу. Построена нейросетевая модель для прогнозирования цен на недвижимость. Проведено сравнение

нейросетевой модели и временных рядов в части прогнозирования цен на жилую недвижимость г.Ростова-на-Дону.

Результаты проведенного исследования.

Применив для нахождения общей тенденции и периодических колебаний рядов динамики гармонический анализ, нами получена математическая модель (ряд Фурье с двумя гармониками):

$$Y = 1957.62 + 10.17\cos(t) - 50.22\sin(t) + 24.46\cos(2t) - 33.51\sin(2t) \quad (2)$$

Рост цен на рынке недвижимости, согласно полученному уравнению, должен составлять спад 14 – 18% в 2014г., подъем 6 – 8% в 2015г., спад 4 – 6% в 2016г., спад 2 – 3% в 2017г. Фактические данные, которые отражают динамику роста цен объектов жилой недвижимости г.Ростова-на-Дону показаны в Таблице 1.

Сравнительный анализ тенденций роста проведён для однокомнатных квартир Советского района г. Ростова-на-Дону.

Таблица 1 - Анализ роста цен для однокомнатных квартир Советского района г. Ростова-на-Дону за период 2014 - 2017 гг.

Месяц	2014				2015			
	Теоретические данные		Фактические данные		Теоретические данные		Фактические данные	
	Средний рост, %	Средний рост, тыс. руб.	Средний рост, %	Средний рост, тыс. руб.	Средний рост,%	Средний рост, тыс. руб.	Средний рост, %	Средний рост, тыс. руб.
январь	2,6%	2127	3,5%	2195	5,6%	1959	9,3%	2007
февраль	0,5%	2137	0,5%	2207	3,1%	2021	1,5%	2037
март	0,5%	2148	-0,1%	2204	3,0%	2083	1,5%	2067
апрель	-2,6%	2094	-7,9%	2042	0,4%	2091	0,3%	2074
май	-1,5%	2063	-0,5%	2032	-0,7%	2076	-0,4%	2066
июнь	0,5%	2073	0,3%	2039	-0,4%	2067	-0,9%	2048
июль	0,8%	2090	0,3%	2045	-1,2%	2042	-0,7%	2033
август	-1,0%	2069	-0,7%	2030	-0,5%	2031	-0,4%	2024
сентябрь	-1,5%	2038	0,5%	2040	-0,2%	2027	-0,1%	2023
октябрь	-2,6%	1987	-5,2%	1939	-0,6%	2015	-1,2%	1998
ноябрь	-2,6%	1937	-4,0%	1864	-0,7%	2001	-0,6%	1985
декабрь	-4,7%	1850	-2,4%	1821	-0,7%	1988	-0,9%	1968

Месяц	2016				2017			
	Теоретические данные		Фактические данные		Теоретические данные		Фактические данные	
	Средний рост, %	Средний рост, тыс. руб.	Средний рост, %	Средний рост, тыс. руб.	Средний рост, %	Средний рост, тыс. руб.	Средний рост, %	Средний рост, тыс. руб.
январь	-0,5%	1978	-0,8%	1954	-1,5%	1873	-0,7%	1859
февраль	-0,1%	1977	0,1%	1955	0,2%	1877	0,4%	1866
март	-0,1%	1975	-0,4%	1947	0,1%	1879	0,1%	1867
апрель	-0,1%	1973	0,0%	1947	0,0%	1879	-0,1%	1865
май	-2,4%	1926	-0,6%	1935	-1,2%	1857	-0,2%	1860
июнь	-0,3%	1920	-1,1%	1913	-0,1%	1855	-0,5%	1852
июль	0,1%	1921	-0,6%	1902	0,0%	1855	-0,1%	1850
август	-1,2%	1899	-0,8%	1886	-0,2%	1851	0,0%	1849
сентябрь	-1,3%	1875	-0,1%	1884	-0,2%	1847	-0,3%	1844
октябрь	0,6%	1886	0,2%	1888	-0,1%	1845	-0,4%	1836
ноябрь	0,1%	1887	0,0%	1889	-0,3%	1840	-0,3%	1829
декабрь	0,7%	1901	-0,9%	1873	-0,4%	1833	-0,1%	1828

Таблица 1 показывает, что теоретический средний спад цен на объекты жилой недвижимости в г. Ростов-на-Дону в 2014 году должен был составить 11,6%, а фактически был равен 15,7%; в 2015 году теоретический рост цен 6,9%, фактический 7,3%; в 2016 году теоретический спад 4,5%, фактический 5,0%; в 2017 году теоретический спад цен 3,7%, фактический 2,4%.

Следовательно, средняя квадратичная ошибка статистической модели составляет $\mu_{cm}=0,19$, что является приемлемым, но недостаточным для построения качественного среднесрочного или долгосрочного прогноза.

Допустимой средней квадратичной ошибкой для модели будем считать $0,12 < \mu_{cm} < 0,20$.

Таким образом, полученное уравнение рекомендуется использовать для краткосрочных прогнозов (Рисунок 4,5).

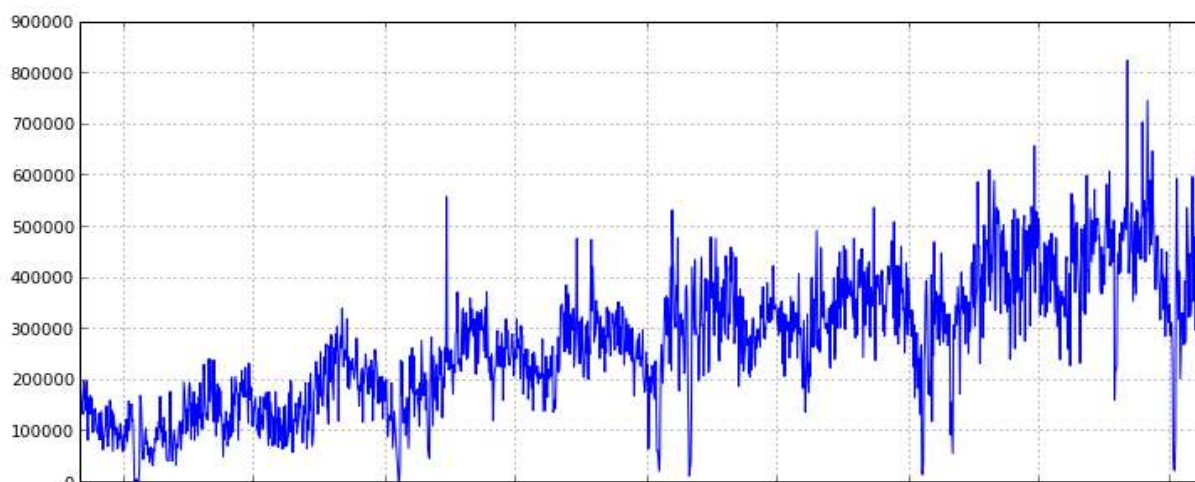
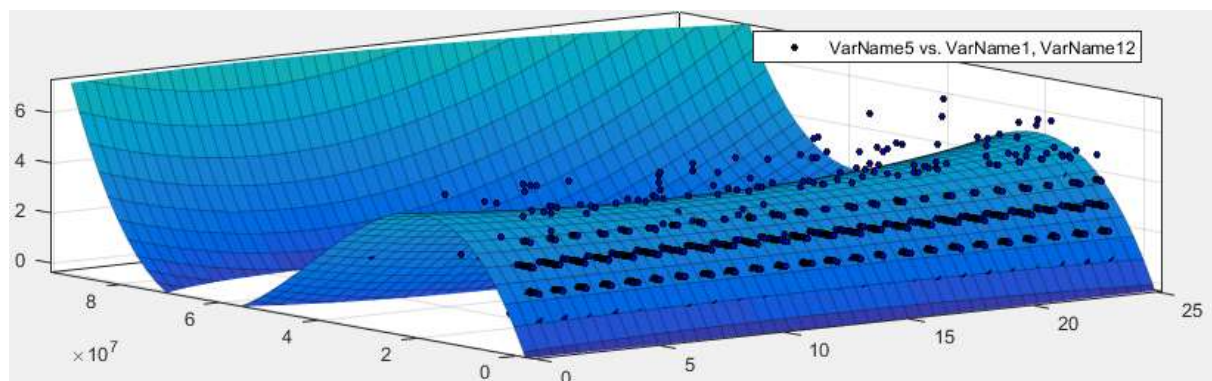


Рисунок 4,5 – Временные ряды

Для среднесрочных и долгосрочных прогнозов нами предлагается использовать карту Кохонена, которая позволяет строить не только теоретический прогноз, но и наглядное представление этого прогноза.

С этой целью была использована карта Кохонена. Сеть обучается в период времени T . Затем, в период времени $T+1$ на эту же сеть (без обучения) подаются объекты недвижимости со значениями показателей в период $T+1$ и определяется их положение на карте, в результате можно ответить на вопрос, к какой теперь ячейке на карте будет принадлежать определённый объект недвижимости. В этом случае, карта анализируется следующим образом:

- районы жилой недвижимости, которые улучшили экологическое состояние, в которых построили торговые центры, спортивные клубы, а также хорошие дороги, значительно повысились в цене;
- зная положение интересующего нас объекта (или района)

недвижимости в момент времени T можно оценить его состояние на момент времени $T+1$.

Например, зная положение на карте объектов недвижимости, соответствующих Советскому району города Ростова-на-Дону, в момент времени T равный январю 2016 года, можно оценить их положение в момент $T+1$ равный январю 2017 года (Рисунок 6).

Для этого на вход обученной сети подаются векторы X_1 - X_{11} (географические координаты, тип постройки, этажность здания, этаж квартиры, количество комнат, площадь кухни, расположение на 1-ом или последнем этажах, наличие балкона, планировка, дата постройки, общее состояние квартиры), у которых координаты X_2 (тип постройки), X_{10} (год постройки) и X_{11} (общее состояние квартиры) примут новые значения (остальные параметры исследования своих значений в общем случае не меняют). На выходе сеть отнесёт данные объекты недвижимости к другому кластеру. В январе 2017 года исследуемый район примет новое положение (Рисунок 7,8).

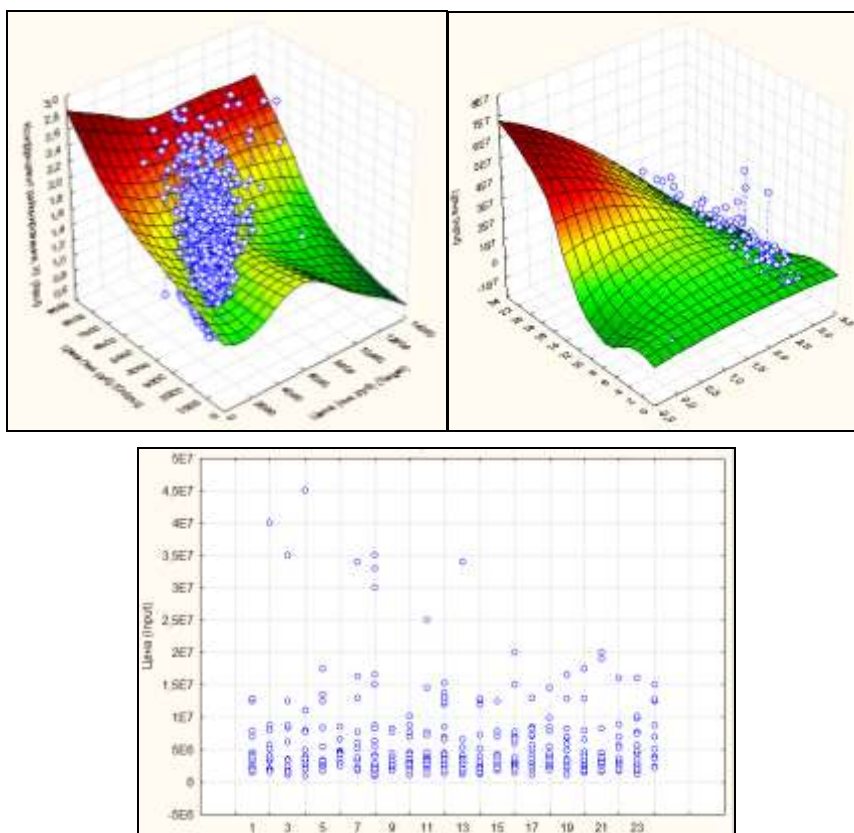


Рисунок 6,7,8 – Нейросетевой анализ ценовой динамики для объектов недвижимости Советского района г. Ростова-на-Дону

Параметры сети на последней эпохе определяют средний спад цен объектов жилой недвижимости в г. Ростов-на-Дону в 2016 году на 5.1% и 2.6% в 2017 году. Следовательно, средняя квадратичная ошибка нейронной модели составляет $\mu_n=0,11$.

Заключение

Прогнозирование ценовой политики, основанное на нейронных сетях, даёт лучшие и более качественные результаты по сравнению с прогнозом, полученным с помощью гармонического анализа для среднесрочных и долгосрочных периодов. Оно позволяет не только определить прогноз цен на более долгосрочные периоды, но и наглядно увидеть все изменения.

Нейронные сети, примененные в исследовании, представляют собой обучающиеся модели, что позволяет «доучивать» их при поступлении новых данных. При этом возможно использование малых обучающих выборок, не обеспечивающих получение достоверных результатов классическими математическими методами. Данная модель обладает высокой гибкостью, так как ее функциональность может легко расширяться новыми оценочными критериями.

Построенная нейросетевая модель может служить базой для принятия управленческих решений и использовать другие входные параметры для построения прогнозов. С этой точки зрения, данная модель является универсальной. Построенная модель может использоваться не только для прогнозирования цен на однокомнатные квартиры Советского района г.Ростова-на-Дону. В итоге, замечая тенденции роста, можно менять факторы, изменять степень и направление этого роста.

ЛИТЕРАТУРА

1. Демина Д.С. Сравнение результатов прогнозирования временного ряда на основе модели тенденции и авторегрессионного анализа//В книге: Радиоэлектроника, электротехника и энергетика Тезисы докладов двадцать третьей Международной научно-технической конференции студентов и аспирантов. В 3-х томах. 2017. С. 249.
2. Иванов В.В., Крянев А.В., Севастьянов Л.А., Удумян Д.К. Прогнозирование временных рядов с помощью метрического анализа//В книге: Информационно-телекоммуникационные технологии и математическое моделирование высокотехнологичных систем

- Материалы Всероссийской конференции с международным участием. 2017. С. 286-287.
3. Летова М.С. Аддитивная модель временного ряда//E-Scio. 2017. № 8 (11). С. 5-11.
 4. Магомедрагимова Э.Р. Прогнозирование рыночной стоимости недвижимости путем применения искусственных нейронных сетей//Вестник современных исследований. 2017. № 4-1 (7). С. 68-73.
 5. Маркарян Д.М., Ледовская Н.В. Многомерный статический анализ временного ряда//В сборнике: Научные открытия 2017 Материалы XXII Международной научно-практической конференции. 2017. С. 120-121.
 6. Медовый А.Е., Медовый В.В. Математическая модель, описывающая тенденции рынка первичной недвижимости//Актуальные проблемы экономики, социологии и права. 2017. № 2. С. 67-70.
 7. Москаленко М.А. Анализ временных рядов. основы//В сборнике: Взаимодействие финансового и реального сектора экономики в контексте становления экономики знаний сборник статей Международной научно-практической конференции. 2017. С. 131-136.
 8. Сидорова Н.П., Демина Д.С. Методы прогнозирования на основе анализа временных рядов//Информационно-технологический вестник. 2017. Т. 13. № 3. С. 118-126.
 9. Урубкин М.Ю., Авакьянц А.В. Нейронные сети Кохонена и нечеткие нейронные сети в интеллектуальном анализе данных//В сборнике: Совершенствование методологии познания в целях развития науки сборник статей по итогам Международной научно-практической конференции: в 2 ч. 2017. С. 36-39.
 10. Ярушев С.А., Аверкин А.Н. Нейро-нечеткие методы прогнозирования временных рядов//В сборнике: Системный анализ и информационные технологии (САИТ - 2017) Сборник трудов Седьмой Международной конференции. 2017. С. 588-591.

F. A. Surkov, N. V. Petkova, S. F. Sukhovskiy
**TIME SERIES AND NEURAL NETWORK ALGORITHMS
IN REAL ESTATE VALUATION**

*Department of global information systems,
Research Institute of Mathematics, Mechanics and Computer Sciences
named I. I. Vorovich, Rostov-on-Don, Russia*

This article deals with the problem of forecasting prices for real estate in the long and medium term for management decisions. The real estate market is one of the most dynamic areas of the Russian economy. Rapidly changing factors and price dynamics require a thorough study of new advanced methods using innovative technologies. Forecasting is an

integral part of the mass valuation of real estate, it is impossible to plan future expenses or to build economic development plans. The price situation described by the average prices in the residential real estate market is a fundamental object for evaluation and forecasting in the study of the residential real estate market. Based on average prices, prices are managed in the residential real estate market. These indicators are considered when forecasting the market price of real estate, which is important in the development of the subjects of the real estate market auxiliary techniques for the selection of strategic actions for the development and improvement of the housing sector. Mass valuation of real estate as a complex system requires not only the definition of the parameters characterizing the price of real estate, and the identification of dependencies that link these parameters, but also the construction of a forecast of real estate prices in the future. Market conditions are constantly changing, and time has a direct impact on all market processes and decision-making. Seasonal calibration of prices for real estate objects is executed. The idea of using artificial neural networks that meet the modern requirements of real estate valuation is analyzed and proposed. A mathematical model based on harmonic series (Fourier series) and a neural network model are constructed and analyzed. A comparative analysis of the growth trends in the value of real estate.

Keywords: time series, real estate valuation, Fourier series, statistical methods, artificial neural networks.

REFERENCES

1. Demina D. S. Comparison of time series forecasting results based on the trend model and autoregressive analysis//in the book: radio Electronics, electrical engineering and energy abstracts of the twenty-third International scientific and technical conference of students and postgraduates. In 3 volumes. 2017. P. 249.
2. Ivanov V. V., Kryanev A.V., Sevastianov L. A., Udumyan D. K. Forecasting time series using metric analysis//In book: Information and telecommunication technologies and mathematical simulation of hi-tech systems all-Russian conference with international participation. 2017. P. 286-287.
3. Letova M. S. Additive time series model // E-Scio. 2017. No. 8 (11). Pp. 5-11.
4. Muhametrahimova E. R. Prediction of market value of the property by applying artificial neural networks//journal of modern research. 2017. No. 4-1 (7). Pp. 68-73.
5. Markaryan D. M., Ledovskaya N. B. Multivariate static analysis of the time series / / in the collection: scientific discoveries 2017 Proceedings of the XXII International scientific and practical conference. 2017. P. 120-121.

6. E. honey, Honey V. V. Mathematical model describing trends in the primary real estate market//Actual problems of Economics, sociology and law. 2017. No. 2. P. 67-70.
7. Moskalenko M. A. time series Analysis. basics / / in the collection: the Interaction of the financial and real sector of the economy in the context of the formation of the knowledge economy collection of articles of the International scientific and practical conference. 2017. P. 131-136.
8. Sidorova N. P. Demina D. S. forecasting Methods based on time series analysis//information technology Bulletin. 2017. Vol.13. No. 3. P. 118-126.
9. Robkin M. Y., Avakian A. V. Kohonen Neural network and fuzzy neural network in data mining//In the book: Improvement of methodology of knowledge in the development of science collection of articles on the results of International scientific-practical conference: in 2 hours 2017. Pp. 36-39.
10. Yarashev S. A., Averkin A. N. Neuro-fuzzy methods for time series prediction//In the book: System analysis and information technology (SAIT - 2017) proceedings of the Seventh International conference. 2017. P. 588-591.