

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ИНДЕКСА ЦЕН НА РЫНКЕ НЕДВИЖИМОСТИ СРЕДСТВАМИ ARIMA-МОДЕЛИ И НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Побудовано модель ARIMA і нейронну мережу, на підставі яких був зроблений прогноз індексу цін ринку нерухомості. Проведений аналіз результатів дослідження дозволив порівняти отримані прогнозні значення з дійсними й зробити висновок про точність прогнозування при застосуванні моделі ARIMA і нейромережі.

There were done ARIMA model and neural network, basing on the built models there was done the prognosis of price index of the real estate market. Analysis of research results made possible to compare the got prognosis values to actual and to make a conclusion about precision of forecasting based on ARIMA-model and neural network.

Ключові слова: прогнозування індексу цін, модель ARIMA, нейромережа, точність прогнозу.

Введение

Рынок недвижимости далек от совершенного по многим позициям, что и определяет особенности его исследования. Качественная аналитическая работа на рынке недвижимости представляется в высшей степени сложным предметом, требующим глубокой проработки методологии исследования, правил интерпретации данных и алгоритма выработки рекомендаций.

В последние годы в рамках практики регулирования рынка недвижимости сложилась методика формирования информационной базы, задача которой – получение информации о рынке недвижимости, жилом фонде, рынке строительных материалов на уровне муниципальных образований. Однако в рыночной системе хозяйствования сложившийся инструментарий анализа не удовлетворяет информационные потребности в силу разных причин. Одна из главных – слабая проработка концепций рыночного регулирования на основе прогноза состояния рынка.

Анализ исследований и публикаций

Проблема методологии прогнозирования макроэкономических явлений и процессов занимает важное место в научных работах как отечественных, так и иностранных ученых, а именно: А. Ериной, О.Черняка, Г. Бокса (Box G. E. P.), Г. Дженкинса (Jenkins G. M.), Д. Джерджоффа (Georgoff D.M.), Р. Мердика (Murduck R.G.) и др. Методологические стороны моделирования динамики макроэкономических показателей довольно основательно исследованы отечественными авторами, в частности в плоскости статистического моделирования и прогнозирования [1,2]. Иностранцами исследователями сделан значительный вклад в построение классификаций методов прогнозирования и методик принятия решения о выборе оптимального метода прогнозирования [3].

Постановка задачи

Целью нашего исследования является разработка прогнозов индекса цен недвижимости г. Донецка на краткосрочную перспективу средствами ARIMA-моделей и нейросетей, сравнительный анализ полученных результатов.

Результаты исследования

В современной статистической теории существует множество разнообразных методов прогнозирования, наиболее распространенными являются: прогнозирование временных рядов и факторный анализ. Особенностью прогнозирования временных рядов является то, что анализируются лишь данные наблюдений без дополнительной информации. Такого рода анализ является неполным, однако часто прогнозы временных рядов оказываются точнее по сравнению с другими методами прогнозирования.

Подход Бокса-Дженкинса выделяется большим теоретическим и статистическим обоснованием, по сравнению с факторным анализом, позволяет построить адекватную модель в семействе ARIMA-процессов Бокса-Дженкинса и получить результаты с меньшей степенью статистической неопределенности.

Следует отметить, что результирующие ARIMA-процессы представляют собой линейные статистические модели, позволяющие достаточно точно описывать поведение временных рядов разных типов, включая среднесрочное "блуждание" так называемого цикла деловой активности.

С целью построения прогноза индекса цен на вторичное жилье были определены оценки параметров p , q , d ARIMA-модели и с использованием программного продукта Statgraphics, были построены модели типа ARIMA (p , q , d). Динамический ряд состоял из 50 наблюдений – ежемесячные данные индекса цен на недвижимость г. Донецка [4]. Для каждой спецификации были рассчитаны следующие информационные критерии: ME (Mean Error) - средняя арифметическая отклонений расчетных значений от фактических; MSE (Mean Squared Error) - среднее квадратическое отклонение остатков; MAE (Mean Absolute Error) – среднее абсолютное отклонение расчетных значений от фактических; MAPE (Mean Absolute Percentage Error) – средняя абсолютная процентная ошибка остатков; MPE (Mean Percentage Error) - средняя процентная ошибка.

Наряду с этими широко используемыми критериями адекватности оценивания модели в Statgraphics были применены специальные тесты RUNS (тест на чрезмерное количество восходящих и нисходящих

серий), RUNM (тест на чрезмерное число серий больше или меньше медианы), AUTO (тест на чрезмерную автокорреляцию), MEAN (тест на существенность разности средних) и VAR (тест на существенность разности дисперсий). Для автоматического прогнозирования Statgraphics использует три информационных критерия: информационный критерий Акаике (Akaike Information Criterion – AIC), байесовский информационный критерий Шварца (Schwarz Bayesian Information Criterion – SBIC) и информационный критерий Ханнана-Квинна (Hannan-Quinn Information Criterion - HQC) [1].

В результате применения функции автоматического прогнозирования в среде Statgraphics, была выделена из совокупности моделей ARIMA адекватная статистическим данным модель ARIMA(0,1,0)x(2,1,2)12 with constant, имеющая наименьшее значение информационного критерия Акаике (AIC). Эта модель описывает тенденцию динамики индекса цен на недвижимость, и обеспечивая наибольшую точность прогноза.

Вывод об адекватности модели ARIMA(0,1,0)x(2,1,2)12 with constant для описания динамики ежемесячного индекса цен на вторичную недвижимость можно подтвердить рядом графиков.

Построение адекватной модели прогноза основывается на сравнении различных статистик остатков. Существенное значение для выбора модели прогнозирования имеет автокорреляционная функция остатков.

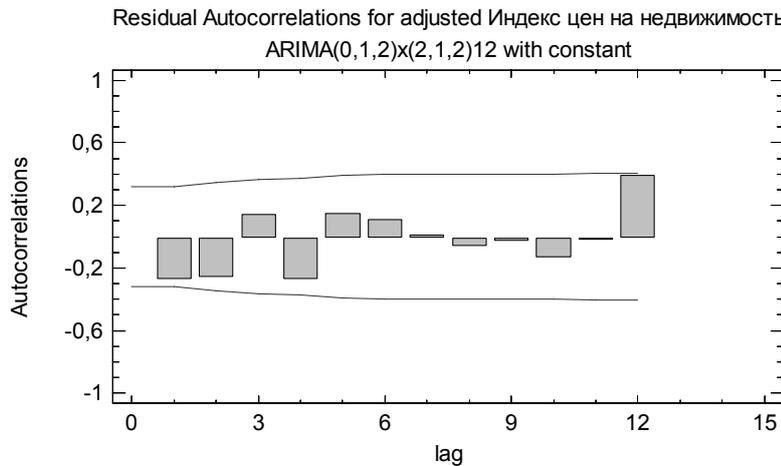


Рис. 1. Автокорреляционная функция остатков

Представленный график автокорреляционной функции остатков с 95% доверительными границами свидетельствует об отсутствии статистически существенных коэффициентов автокорреляции. Ни один из 12 коэффициентов не выходит за 95% доверительные интервалы. Такое изменение автокорреляционной функции позволяет заключить, что остатки распределены случайно.

Адекватность полученных прогнозов можно оценить с помощью горизонтального вероятностного графика остатков, представленного на рис. 3. На этом графике ось абсцисс – нормально-вероятностная шкала. По оси ординат отложены остатки, которые проранжированы от минимального значения к максимальному. Чем ближе остатки к прямой, тем лучше построенная модель описывает изменения временного ряда. Следовательно, модель ARIMA(0,1,0)x(2,1,2)12 with constant адекватно отражает внутреннюю структуру исследуемого временного ряда.

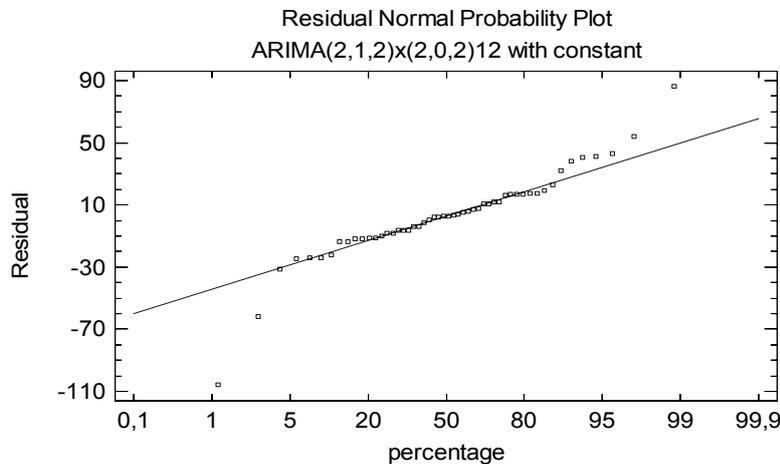


Рис. 2. Горизонтальный вероятностный график остатков

Построенная модель отображает тенденцию развития индекса цен на вторичную недвижимость и динамику прогнозных значений с 95% доверительными границами на последующие 3 периода. Результаты прогнозирования приведены на графике.

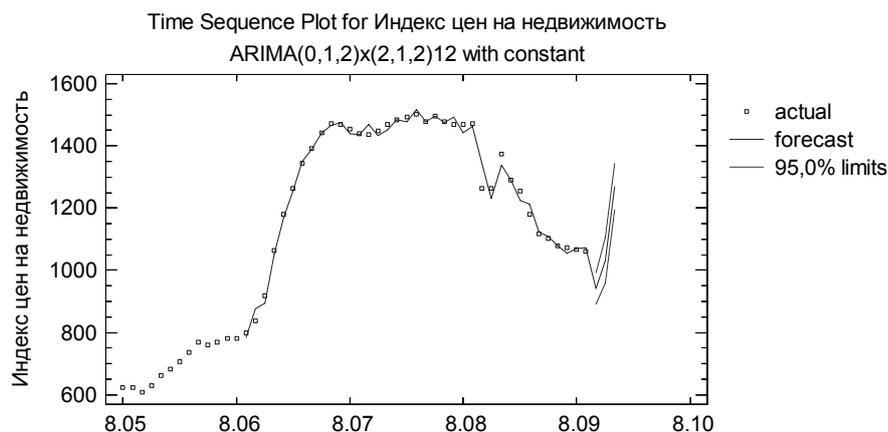


Рис. 3. Прогноз индекса цен на жилье на 3 месяца вперед

Сопоставляя статистические данные ежемесячного индекса цен на вторичную недвижимость за исследуемый период с данными полученными по модели, рассчитаем абсолютные и относительные ошибки (табл. 1).

Таблица 1

Сравнение значений, полученных по модели с реальными данными

Реальные значения	Прогнозные значения	Абсолютная ошибка	Относительная ошибка
1052,00	942,43	109,56	0,10
952,30	1031,80	79,51	0,08
1098,00	1270,2	172,24	0,15
	Сумма	361,31	0,34

Построенный прогноз на основе ARIMA-модели характеризуется высокой точностью и адекватностью, однако он ориентирован на прогнозирование в соответствии с тенденциями, которые были заложены в предыдущих и текущем периодах.

Для обеспечения большей точности прогнозов, нами был проведен анализ процессов на рынке недвижимости также путем применения нейросетевого прогнозирования. Главное преимущество данного метода – возможность применения при отсутствии длинных статистических рядов наблюдений, слабой изученности явлений и процессов, неясности закономерностей, связывающих между собой исследуемые рыночные факторы и прогнозируемый показатель.

Важное свойство нейронной сети – способность к обучению. Процесс обучения нейронной сети рассматривается как настройка ее топологии и весов связей для эффективного выполнения конкретной задачи.

Нейронная сеть обучается так, чтобы для некоторого множества входов давать желаемое множество выходов. Обучение ведется путем последовательной генерации по определенной процедуре входных векторов с одновременной подстройкой весов. В ходе обучения веса нейронной сети постепенно становятся такими, чтобы каждый входной вектор вырабатывал выходной вектор. Цель обучения – минимизация ошибки в формировании выходов из заданных входов в нейронную сеть.

Вербальное описание нейронной сети на математическом языке показывает принцип работы нейронной сети: сеть создаёт коэффициенты, отображающие степень зависимости между входными и выходными данными.

Для построения нейросети будем использовали программный пакет Deductor и на основании тех же исходных данных среднеродского индекса цен на недвижимость, что и при построении модели ARIMA, построили прогноз. Исходные данные составили обучающую выборку для построения нейросети, которая была разбита на обучающее и тестовое множества. В обучающее множество попали случайные 95 процентов записей, а остальные 5 процентов – в тестовое.

На основе построенной нейронной сети, осуществлено прогнозирование временного ряда и получены результате прогноза с горизонтом прогнозирования равным.

В табл. 2 сопоставим прогнозные значения, полученные в результате построения нейросети с реальными данными.

Сравнение прогнозных значений с реальными данными

Реальные данные	Прогноз по нейросети	Абсолютная ошибка	Относительная ошибка
1052,00	1012,70	39,28	0,03
952,30	1006,60	54,32	0,05
1098,00	1001,90	96,10	0,08
	Сумма	189,70	0,18

Сумма абсолютных и относительных ошибок при прогнозировании по нейросети (189,7; 0,18) значительно меньше погрешности получаемой при осуществлении прогнозов с помощью ARIMA-модели (361,31; 0,34).

Выводы

Анализ полученных результатов исследования показывает, что полученные прогнозные значения ближе к исходным статистическим данным в случае применения нейросети по сравнению результатами построения прогнозной модели ARIMA. По нашему мнению, это обусловлено тем, что нейронные сети рассчитаны на применение к рядам со сложной и нелинейной структурой ряда, тогда как модель ARIMA Бокса-Дженкинса предназначена для работы с рядами, имеющими более заметные структурные закономерности.

Литература

1. Єріна А.М. Статистичне моделювання та прогнозування. / А.М. Єріна. –К. : КНЕУ, 2001. – 170 с.
2. Черняк О.І., Ставицький А.В. Динамічна економетрика. / О.І. Черняк, А.В. Ставицький – К. : КВІЦ, 2000. – 120 с.
3. Georgoff D. M., Murdick R. G. Manager's Guide to Forecasting // Harvard Business Review. – 1986. – Vol. 64, № 1. – P. 110-120.
4. Официальный сайт государственного комитета статистики. [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <http://www.ukrstat.gov.ua/>

Надійшла 30.05.2010

УДК 330

О. В. ЧЕРНИШ

Київський національний університет технологій та дизайну

СПЕЦИФІКА ФУНКЦІОНУВАННЯ РИНКУ ОСВІТНІХ ПОСЛУГ

У статті розглянуто специфічні особливості формування та функціонування ринку освітніх послуг у взаємодії з іншими ринками.

The article concerns the features of forming and functioning of market of educational services in co-operating with other markets.

Ключові слова: освітня послуга, ринок освітніх послуг, пропозиція та попит на ринку освітніх послуг, конкуренція, державні та приватні навчальні заклади.

Постановка проблеми. Сучасне суспільство характеризується інтенсивним розвитком в усіх сферах людського буття. Сьогодні набули актуальності загальноосвітні глобалізаційні процеси; нові умови життя ставлять перед людством нові завдання та вимоги щодо підвищення соціальних та професійних якостей людини. Одним з визначальних факторів соціально-економічного розвитку є вдосконалення робочої сили, покращення її характеристик та підвищення конкурентоспроможності на ринку праці. Освіта та професійна підготовка є фундаментом людського розвитку, стимулом та рушієм зростання інтелектуального і духовного потенціалу суспільства.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Освітня послуга є товаром особливого роду, який містить ознаки суспільного блага. Проте, це твердження повною мірою можна віднести лише до загальноосвітніх програм, адже загальна середня освіта в Україні є доступною і безоплатною. Що ж стосується вищої освіти, то її варто розглядати як приватне благо, тому що знання та професійні навички є формою інтелектуальної власності та приватним людським капіталом.

Отже, економічна природа освітньої послуги на ринку полягає в тому, що будучи комплексним благом (поєднанням суспільного та приватного блага) вона продукується та споживається з метою примноження не лише особистого, а й національного людського капіталу. В наукових дослідженнях зустрічаються різні підходи до визначення поняття “освітня послуга”.