

РАЗДЕЛ I. ЭКОНОМИКО-МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

doi 10.17072/1994-9960-2016-2-54-69

УДК 332.8+004.89

ББК 65.25

МЕТОДИКА СОЗДАНИЯ КОМПЛЕКСНОЙ ЭКОНОМИКО- МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ МАССОВОЙ ОЦЕНКИ СТОИМОСТИ ОБЪЕКТОВ НЕДВИЖИМОСТИ НА ПРИМЕРЕ КВАРТИРНОГО РЫНКА ГОРОДА ПЕРМИ

**Л.Н. Ясницкий, докт. техн. наук, профессор кафедры информационных технологий
в бизнесе**

Электронный адрес: yasn@psu.ru

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
614070, Россия, г. Пермь, ул. Студенческая, 38

В.Л. Ясницкий, заместитель директора по финансам

Электронный адрес: yasnitskiy@mail.ru

ООО «ВМВ»,

620075, Россия, г. Екатеринбург, ул. Р. Люксембург, 26

В настоящее время существует ряд экономико-математических моделей, предназначенных для массовой оценки объектов недвижимости, учитывающих их строительно-эксплуатационные характеристики, но не учитывающих меняющуюся макроэкономическую ситуацию в стране и в мире. Недостатком таких статических моделей является их быстрое устаревание, необходимость постоянной актуализации и непригодность для среднесрочного прогнозирования. С другой стороны, существуют динамические модели, учитывающие текущее макроэкономическое состояние, однако предназначенные для прогнозирования и исследования общей ценовой ситуации на рынке недвижимости, но не для массовой оценки стоимости объектов недвижимости с их разнообразием строительно-эксплуатационных характеристик. В связи с этим целью настоящей работы является разработка методики создания комплексных моделей, обладающих свойствами указанных статических и динамических моделей, т.е. учитывающих как строительно-эксплуатационные характеристики объектов недвижимости, так и меняющуюся макроэкономическую ситуацию в стране и в мире. Разработка методики и создание модели осуществляется с применением нейросетевых технологий на примере рынка жилой недвижимости г. Перми на основе статистической информации за период с 2005 по 2015 гг. Помимо своего основного назначения – массовой оценки стоимости квартир, модель пригодна для среднесрочного прогнозирования и выявления закономерностей рынка недвижимости. Например, с помощью модели установлено, что с увеличением цен на нефть стоимость пермских квартир в целом имеет тенденцию к повышению, однако устойчивая прямая зависимость между стоимостью квартир и ценой на нефть существует, только когда эта цена выше 60–80 долл. за баррель. В случае увеличения объема жилищного кредитования стоимость пермских квартир будет увеличиваться. Однако скорость роста стоимости элитных четырехкомнатных квартир с увеличением объемов жилищного кредитования выше 2400–2700 млн руб. начнет замедляться, тогда как этот эффект не будет проявляться для более дешевых одно- и двухкомнатных квартир. Дальнейший ввод жилья на территории Пермской области до 1400 тыс. кв. м в ближайшей перспективе не вызовет заметного изменения цен жилой недвижимости, что говорит о том, что рынок пока еще далек от насыщения.

Ключевые слова: региональный рынок недвижимости, массовая оценка, макроэкономические показатели, оценка стоимости, прогнозирование, нейронная сеть.

1. Введение

С 1 января 2015 г. вступила в силу глава 32 Налогового кодекса Российской Федерации «Налог на имущество физических лиц». Согласно этой статье налоговая база должна определяться как кадастровая (приближенная к рыночной) стоимость принадлежащих физическим лицам объектов недвижимости. Причем до 2020 г. исчисление налога от кадастровой стоимости объекта недвижимости должно быть внедрено на всей территории Российской Федерации. В связи с этим актуальным является создание математических моделей и компьютерных программ, позволяющих выполнять рыночную оценку объектов недвижимости, в частности – городских квартир, имеющих различные характеристики – строительные, эксплуатационные, географические, экологические, климатические, экономические.

Как показывает анализ зарубежной литературы, имеется масса работ, отмечающих важность и актуальность создания высокоточных методик массовой оценки объектов недвижимости. Так, в работе [27] (Австралия, 2010) дан обзор международной литературы, а также интервью с государственными деятелями и оценщиками многих государств, из которых следует, что системы массовой оценки и налогообложения недвижимости являются «важной и прочной базой для повышения государственных доходов». В работе [20] (Великобритания, 2012) отмечается, что существующие системы оценки недвижимости, основанные на регрессионных моделях, являются «полезным инструментом для исчисления налога в ряде развивающихся стран и стран с переходной экономикой». В работе [23] (Бразилия, 2006) приведены результаты попытки создания и применения системы массовой оценки недвижимости в Порту-Алегри (Бразилия) на более чем 30000 квартир, проданных в течение 1998–2001 гг. В работе [28] (США, 2011) делается вывод о том, что в проблеме создания систем оценки недвижимости непараметрические регрессионные методы показали себя хуже, чем традиционные, например гедонические, регрессии, которые особенно полезны, когда наборы данных ограничены. В работе [30] (Италия, 2014) сообщается о модели, созданной в 2008–2010 гг. в городе Потенца. Делается вывод о том, что «модель полезна в сфере налогообложения, а также для поддержки принятия решений при планировании территориальных преобразований».

В России начиная с середины 1990-х гг. С.В. Грибовским, Г.М. Стерником, С.А. Сивец,

М.А. Федотовой, Д.Б. Житковым и др. авторами [3; 4; 10] публикуется серия научных и учебно-методических работ, посвященных развитию и применению экономико-математических методов массовой и индивидуальной оценки недвижимости. Рассматриваются и анализируются различные модификации регрессионных моделей с введением множества поправочных коэффициентов, учитывающих местоположение дома, его категорию, тип квартиры, качество квартиры, включающее этаж, наличие лифта, балкона, лоджии, характеристики санузла, теплоснабжения, горячего водоснабжения и т.п. Применение моделей демонстрируется на примерах оценки стоимости квартир, расположенных в микрорайонах Санкт-Петербурга и Москвы.

В 1990-х гг. в зарубежной литературе появляются сообщения об успешных попытках создания систем массовой оценки объектов недвижимости на основе нового математического аппарата – нейронных сетей. По-видимому, одной из первых работ в этом направлении можно назвать публикацию 1991 г. авторов D.P. Тау и D.K. Но [33], применивших многослойный персептрон, обученный методом обратного распространения ошибки, для определения рыночной цены объектов недвижимости Тайваня. Это была альтернатива методу многомерной регрессии.

В этом же 1991 г. А. Evans, Н. James и А. Collins применили нейронные сети для оценки жилой недвижимости в Англии и Уэльсе. В результате они пришли к выводу, что «нейросетевая модель наилучшим образом подходит для оценки недвижимости» [22].

В 1992 г. А.Q. До и G. Grudnitski [21] опубликовали сообщение о том, что для оценки недвижимости США ими был использован персептрон, имеющий восемь входных нейронов для ввода характеристик объекта недвижимости – площадь объекта, количество этажей, площадь земельного участка и т.д. Персептрон имел один скрытый слой с тремя сигмоидными нейронами. Сообщается о том, что на тестовом множестве из 105 домов «нейросетевая модель имела в два раза большую точность предсказанных значений, чем аналогичная регрессионная модель». В результате был сделан вывод, что «для оценки стоимости недвижимости нейронная сеть подходит лучше, чем многомерная регрессионная модель».

В 1997 г. W.J. McCluskey, K. Dyson, D. McFall и S. Anand также отмечали, что «нейросеть, в отличие от многомерной ре-

грессии, обеспечивает превосходную предикативную способность при прогнозировании рынка Северной Ирландии» [32].

Далее, начиная с середины 1990-х гг. и по настоящее время в зарубежной литературе появляется серия публикаций, посвященных разработке и применению нейросетевых моделей для массовой оценки объектов недвижимости, причем во многих работах отмечаются преимущества этой прогрессивной технологии по сравнению с технологиями регрессионного моделирования. Так, в работе [18] (США, 1995) сообщается о том, что ее автор успешно обучил нейросеть прогнозировать стоимость недвижимости в Нью Йорке. Его нейронная сеть, включала 18 факторов, в т.ч. площадь жилья, наличие камина, сантехническое оборудование, кондиционер, количество месяцев с момента последней продажи и др. Для обучения были использованы результаты 217 сделок за период 1988–1989 гг. с ценой, меняющейся в промежутке от 103,000 долл. до 282,000 долл.

В работе [19] (Великобритания, 2002) рассматриваются возможности нейросетевого подхода к построению систем оценки имущества по его характеристикам. В качестве преимущества нейросетевого подхода отмечается, что нейронные сети используют объективные данные, а не субъективные оценки о намерениях купли-продажи.

В работе [26] (США, 2008) описана попытка реализации нечеткой адаптивной нейронной сети для прогнозирования цены жилой недвижимости. Набор данных состоит из информации о произошедших сделках на рынке США и включает характерные параметры объектов недвижимости и соответствующую объекту рыночную цену. Результаты нейросетевого моделирования сравниваются с данными, полученными с помощью систем регрессионного анализа.

В работе [29] (Литва, 2011) выполнен сравнительный анализ применения методов массовой оценки недвижимости и показано, что «наилучшие результаты были получены при использовании многослойного персептрона».

В работе [31] (Китай, 2014) сообщается о том, что применительно к г. Ханчжоу создана прогностическая модель, использующая данные по рынку жилья в течение 1999–2012 гг. Модель основана на нейронных сетях с генетической оптимизацией. Отмечается, что модель имеет высокую прогностическую точность, которая, однако, снижается из-за воз-

действия национальной политики макроконтроля на рынке жилья.

В работе [25] (США, Китай, 2014) отмечается актуальность создания систем оценки недвижимости, основанных на реальных результатах сделок купли-продаж. Отмечается, что «опыт применения для создания таких систем методом регрессионного анализа оказался неудовлетворительным». В качестве альтернативы в статье предлагается метод, основанный на применении нейро-нечетких нейронных сетей. Отмечается, что «этот прогрессивный метод незаслуженно мало используется при создании систем массовой оценки недвижимости».

В статье [34] (Китай, 2015) сообщается о применении нейросетевых моделей для исследования циклов рынка недвижимости Китая.

В России первая нейросетевая система массовой оценки объектов недвижимости была создана Л.Н.Ясницким, а ее описание изложено в коллективной монографии [15, с. 10–15], изданной в 2008 г. Многослойный персептрон, сгенерированный с помощью нейропакета [13], позволил создать систему, обеспечивающую оценку квартир г. Перми с максимальной относительной ошибкой 16,4%. В качестве входных параметров модели использовались площадь квартиры, ее состояние, этаж, тип дома, удаленность от центра. Исследования нейросетевой математической модели [15] позволили выявить некоторые закономерности, представляющие практический интерес для собственников жилья, риэлторов, инвесторов, работающих на рынке жилья. Так, было показано, что с удалением от центра стоимость дорогих (полногабаритных) квартир падает значительно быстрее, чем дешевых (дома типа «Серая панель», «Хрущевка», «Брежневка»). Были приведены примеры, показывающие, что проведение ремонта в некоторых элитных квартирах приводит к существенному увеличению их стоимости, тогда как такой же ремонт квартиры в доме типа «Серая панель» практически не отражается на ее коммерческой стоимости и поэтому нерентабелен.

В 2009 г. К.К. Борусяк, И.В. Мунерман и С.С. Чижов в работе [2] сообщили о том, что ими разработана и успешно внедрена в Департаменте имущества г.Москвы нейросетевая программная система оценки нежилой недвижимости. Свой успех они объясняют применением комплекса методик, позволивших на стадии предобработки информации выявить и исключить выбросы, а также использованием нетрадиционной обобщенно-регрессионной

нейронной сети, что обеспечило низкую, по их мнению, среднюю относительную погрешность 20,0%. Нейросетевая методика массовой оценки нежилой недвижимости, разработанная в [2], нашла дальнейшее развитие и применение в диссертационной работе И.В. Мунермана [9], защищенной в 2011 г.

В 2015 г. В.Л. Ясницкий опубликовал статью [14] с сообщением о создании нейросетевой математической модели, реализованной в виде компьютерной программы, предназначенной для массовой оценки рыночной стоимости жилой недвижимости г. Перми со средней относительной погрешности 1,03%. Исследования модели показали, что из четырнадцати входных параметров наиболее значимыми являются площадь квартиры, тип и серия жилого дома, а также этаж.

Подводя итог выполненному обзору нейросетевых и регрессионных моделей [2–4; 9; 10; 14; 15; 18; 19; 21–23; 25–34], предназначенных для массовой оценки недвижимости, обратим внимание на их общий недостаток. Все они быстро устаревают и требуют постоянной актуализации, поскольку не учитывают постоянно меняющуюся макроэкономическую ситуацию в стране и в мире. В дальнейшем такие модели мы будем называть *статическими*. Указанный недостаток статических моделей особенно относится к России, рынок которой находится в стадии развития и поэтому зависит от изменяющихся макроэкономических факторов – цен на нефть, курса доллара, ВВП, фондовых индексов, кредитной политики государства и др.

Надо все же отметить, что имеется серия работ [1; 8; 11; 17; 24 и др.], также посвященных разработке экономико-математических моделей рынков недвижимости, которые учитывают указанные макроэкономические параметры. Однако эти модели предназначены исключительно для моделирования и изучения динамики рынка, но не для массовой оценки стоимости квартир с их многообразием статических характеристик. *Будем называть такие модели динамическими*. Так, в работе [17] (1999, США) при исследовании динамики рынка жилой недвижимости использовались такие макроэкономические факторы, как инфляция, экономический рост, ВВП, уровень безработицы, и т.д. Связи макроэкономических показателей с поведением рынка недвижимости исследовались в работе [24] (США, 1991).

Системный анализ динамики рынка недвижимости России как сектора ее нацио-

нальной экономики выполнен в фундаментальной монографии российских ученых Г.М.Стерника и С.Г.Стерника [11] (2009 г.), а также в ряде совместных статей этих авторов с их коллегами, относящихся к 1996–2015 гг. В указанной книге [11] при построении математических моделей, прогнозировании индексов стоимости квартир широко используются макроэкономические факторы – темпы роста ВВП, инфляция, цены на нефть и иные товары экспорта, объем вывоза капитала, объем строительства и ввода жилья, финансирование строительства жилья банковскими кредитами и иными привлеченными средствами, наличие альтернативных объектов инвестиций, уровень занятости, объем платежеспособного спроса на жилье, потенциальный спрос, доходы населения и др. В работе М.Ю. Молчановой и А.В. Печенкиной [8] приводится прогноз развития рынка жилой недвижимости г. Перми (точнее – средней стоимости квадратного метра жилья) на основе индикаторов регионального рынка и сценариев развития макроэкономической ситуации.

Тем не менее, несмотря на фундаментальность указанных исследований, еще раз обратим внимание, что динамические модели [8; 11; 17; 24] предназначены в первую очередь для исследования динамики рынка в целом, но не для массовой оценки стоимости конкретных объектов. Вычисляемые в таких моделях индексы стоимости квартир (средние удельные стоимости квартир, отнесенные к квадратному метру) естественно могут быть пересчитаны в стоимости конкретных квартир с учетом их строительных, эксплуатационных, экологических и др. параметров. Однако такой пересчет можно сделать только с применением дополнительных методик, которые, судя по обширному зарубежному опыту [18; 19; 21–23; 25–34], для целей массовой оценки стоимости объектов недвижимости не применяются, по видимому, ввиду их неэффективности. Дело в том, что удельные цены квартир одного и того же типа, расположенных в одном районе и даже в одном доме, могут различаться между собой. Поэтому здесь требуется применение более дифференцированного подхода.

Таким образом, с одной стороны, мы имеем ряд *статических* моделей [2–3; 9; 10; 14; 15; 18; 19; 21–22; 25–34 и др.], предназначенных для массовой оценки объектов недвижимости, учитывающих их строительные, эксплуатационные, географические, экологические, климатические, экономические характеристики, но не учитывающих меняющуюся

макроэкономическую ситуацию в стране и в мире, а потому быстро устаревающих, требующих постоянной актуализации и не пригодных для среднесрочного прогнозирования. С другой стороны, существуют *динамические* модели [8; 11; 17; 24 и др.], учитывающие общее состояние экономики, однако предназначенные для прогнозирования и исследования общей ценовой ситуации на рынке недвижимости, но не для массовой оценки стоимости объектов недвижимости. В связи с этим целью настоящей работы является разработка методики создания *комплексных* нейросетевых экономико-математических моделей, обладающих свойствами описанных выше *статических* и *динамических* моделей, т.е. учитывающих как строительно-эксплуатационные характеристики объектов недвижимости, так и меняющуюся

экономическую ситуацию в стране и в мире. Разработка методики и создание модели осуществляются на примере рынка жилой недвижимости конкретного региона России, а именно – рынка квартир г. Перми.

2. Формулировка математической модели и ее тестирование

Как и ранее [14; 15], при создании модели массовой оценки жилой недвижимости г. Перми в качестве входных параметров в модель были включены факторы, характеризующие статические строительно-эксплуатационные факторы, способ кодировки которых приведен в табл. 1. Причем, поскольку рынок жилой недвижимости имеет выраженную сезонность, фактор времени года также использовался как входной параметр модели.

Таблица 1

Статические входные параметры модели

Входной параметр	Наименование параметра	Способ кодирования
x_1	Район	1 – Свердловский
		2 – Кировский
		3 – Индустриальный
		4 – Ленинский
		5 – Дзержинский
		6 – Орджоникидзевский
		7 – Мотовилихинский
x_2	Тип дома	1 – «Улучшенная планировка»
		2 – «Брежневка»
		3 – «Хрущевка»
		4 – «Серая панель»
		5 – «Малосемейка»
		6 – «Лен-проект»
		7 – «Малогаборитка»
		8 – «Индивидуальная планировка»
		9 – «Полногаборитка»
x_3	Тип стен	1 – «Кирпич»
		2 – «Панель»
		3 – «Металлоконструкция»
		4 – «Шлакоблоки»
x_4	Общая площадь	Число квадратных метров
x_5	Количество комнат	Число
x_6	Этаж	Число
x_7	Наличие балкона или лоджии	1 – Нет
		2 – Балкон
		3 – Лоджия
		4 – Застекленный балкон
		5 – Застекленная лоджия
		6 – Балкон и лоджия
		7 – Две застекленных лоджии
x_8	Сезон	1 – Зима
		2 – Весна
		3 – Лето
		4 – Осень

Как показано в многочисленных исследованиях [8; 11; 17; 24], на рынок недвижимости влияет масса макроэкономических факторов. При построении исследуемой модели во внимание принимались следующие показатели:

1. Экспортные цены на нефть. По мнению многих экспертов, в России приток капитала на рынок недвижимости из нефтегазодобывающей отрасли является одной из основных причин роста цен на жилье. Так, по данным [11, с. 97] до 30% платежеспособного спроса на рынке российской недвижимости обеспечивается из этого источника. В отчете аудиторско-консалтинговой компании «Бейкер Тилли Русаудит», коэффициент корреляции, демонстрирующий совпадение динамики изменения стоимости жилья с динамикой изменения цены на нефть, находится в диапазоне от 0,85 до 0,9 [5].

В настоящей работе в расчет включается нефть марки *Brent*. Это обусловлено тем, что *Brent* является эталонным сортом нефти на европейском рынке, от котировок которого зависит цена российской экспортируемой нефти *Urals*.

2. Фактор деловой активности Российской экономики – темп роста ВВП. Можно ожидать, что влияние этого фактора на рынок российской недвижимости усилится в связи с реализацией политики импортозамещения [7].

3. Валютный фактор колебаний курса рубля относительно доллара. Доходы большей части населения России не привязаны к валюте и все операции производятся в рублях. Поэтому можно ожидать, что колебания курса рубля не должны существенно влиять на стоимость объектов на рынке недвижимости. Однако рез-

кие колебания курса рубля способствуют оттоку инвестиционных денег с рынка недвижимости, поскольку инвесторам становится более выгодно инвестировать в валюту, чем в недвижимость.

4. Фактор ввода нового жилья. Число ввода квадратных метров жилья на первичном рынке Пермского края.

5. Показатель «Денежная масса», выраженный денежным агрегатом М2 Центрального банка РФ, соответствует совокупности наличных денег, находящихся в обращении, и остатков безналичных средств на счетах, которыми располагают физические, юридические лица и государство. Динамика расчетной величины показывает взаимосвязь между денежным обращением и процессами экономического развития.

6. Развитие ипотечного кредитования. В качестве показателя кредитной политики государства в модели используется объем выданных жилищных кредитов на территории г. Перми.

7. Влияние инвестиционных инструментов на рынок жилья. В качестве показателя используется основной индикатор фондового рынка России – индекс РТС.

8. Индекс доступности жилья. Данный показатель рассчитывается как отношение реального индекса цен на жильё (вторичный рынок за вычетом инфляции) к реальным располагаемым денежным доходам населения.

Таким образом, на данном этапе наших исследований в модели были учтены макроэкономические параметры, приведенные в табл. 2.

Таблица 2

Динамические входные параметры модели

Входной параметр	Наименование параметра	Размерность
x_9	Индекс РТС	-
x_{10}	Денежная масса	Млрд руб.
x_{11}	Цена нефти Brent	Центы долларов
x_{12}	ВВП	Млрд руб.
x_{13}	Курс USD	Рубли
x_{14}	Ввод жилья	Тыс. кв. м
x_{15}	Выданные кредиты	Млн руб.
x_{16}	Индекс доступности жилья	-

Выходная переменная модели y является численной и соответствует цене объекта недвижимости в тыс. руб.

Множество примеров для обучения и тестирования нейронной сети формировалось на основе статистических данных рынка недвижимости г. Перми за последние 10 лет – с 2005 по 2015 гг. Цены продаж квартир бра-

лись из открытых источников, причем имеющие место выбросы статистической информации (обычно это нереально завышенные цены квартир) отсеивались с помощью методики [12].

Таким образом, в обучающее множество были включены данные в экономически спокойные периоды (2005–2006 гг.), в период

экономического роста (2007 г. – середина 2008 г.), в кризисный и переломный этап российской и мировой экономики (2008 г. – начало 2010 г.), период восстановления после кризиса (2010–2012 гг.), замедление роста (2013 – начало 2014 г.), сильное падение на фоне российской внешней политики, ввода западных санкций, резкого падения цен на нефть и рубля относительно курсов доллара и Евро, финансовой блокады и закрытия доступа к международному капиталу (2014–2015 гг.). В течение этого десятилетнего периода курс доллара менялся в пределах от 23,4 до 66,6 руб.; цена нефти Brent – от 52 до 132 долл. за баррель; индекс РТС от 790 до 2250; объем жилищных

кредитов от 6930 до 34860 млн руб.; ввод жилья в Пермском крае от 718 до 1300 тыс. кв. м.

Всего были собраны и обработаны данные о 2000 объектах. Это множество разбивалось на обучающее, содержащее 1900 примеров, и тестирующее, содержащее 100 примеров.

Проектирование, оптимизация, обучение, тестирование нейронной сети и эксперименты над нейросетевой математической моделью выполнялись с помощью нейropaкета [13]. Оптимальная структура нейронной сети представляла собой персептрон, изображенный на рис. 1.

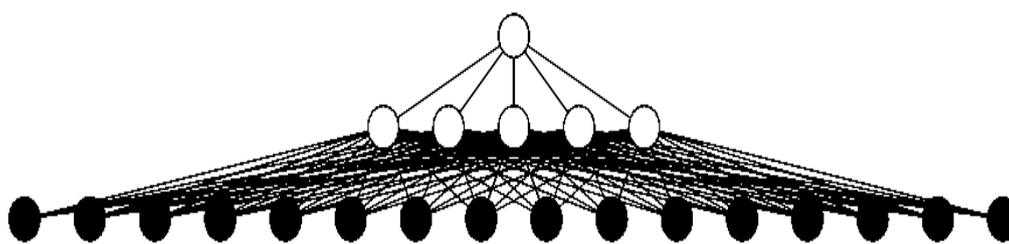


Рис. 1. Нейронная сеть – персептрон с шестнадцатью входными нейронами, одним выходным нейроном и пятью нейронами скрытого слоя

В качестве активационных функций нейронов скрытого слоя и выходного нейрона использовались сигмоидные функции, так что вычисления каждого i -го нейрона (рис. 2) осуществлялись с помощью формул

$$S_i = \sum_{j=1}^J w_{ij} x_{ij}, \quad (1)$$

$$y_i = \frac{1}{1 + e^{-S_i}}, \quad (2)$$

в которых J – количество входов i -го нейрона, x_{ij} – сигналы, поступающие на вход i -го нейрона, y_i – его выходной сигнал, w_{ij} – весовые коэффициенты (они же силы синаптических связей), вычисляемые в результате обучения нейронной сети.

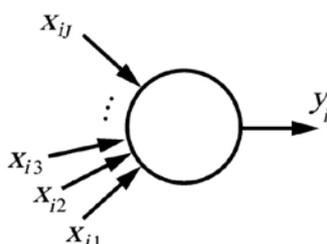


Рис. 2. Нейрон персептрона, выполняющий преобразование входных сигналов x_{ij} в выходной сигнал y_i с помощью формул (1) и (2)

Для оценки качества нейронной сети использовалась среднеквадратичная относительная погрешность, рассчитываемая с помощью формулы

$$E = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (d_n - y_n)^2}{N}}}{|\max(d_n) - \min(d_n)|} 100\%, \quad (3)$$

в которой N – количество элементов выборки, d_n – заявленная стоимость n -й квартиры, y_n – ее стоимость, оцененная с помощью нейронной сети. Причем эта ошибка рассчитывалась как на обучающем, так и на тестирующем множествах.

Изначально среднеквадратичная ошибка обучения нейронной сети составила 10%, а ошибка тестирования – 12 %. Поэтому к исходным данным был применен нейросетевой фильтр [12], позволивший выявить и исключить предложения, несоответствующие рынку (выбросы). Идея этого метода основана на том, что нейронные сети, имеющие небольшое количество степеней свободы (скрытых нейронов), на примерах, являющихся выбросами, показывают наибольшую ошибку обучения. После удаления обнаруженных таким способом выбросов среднеквадратичная ошибка обучения составила 5%, а ошибка тестирования – 6%. Причем дополнительные проверки качества сети по методу *multi-fold cross-validation* [16] не показали сколько-нибудь за-

метного увеличения ошибок обучения и тестирования.

Обучение, оптимизация и тестирование нейронных сетей проводилось согласно методике, принятой в Пермской научной школе искусственного интеллекта ([16], www.PermAi.ru). Один из результатов такого тестирования, выполненного на сотне тестовых примеров, в графическом виде представлен на рис. 3, из которого видно, что оценки квартир, выполненные нейронной сетью, незначительно отличаются от фактических (заявленных) значений стоимостей квартир. Еще раз отметим, что данные об этих тестовых квартирах не использовались при обучении нейронной сети, т.е. для сети они являются новыми, и поэтому на них проверяются прогностические свойства нейронной сети. Кроме того, отметим, что количество примеров обучающего множества удовлетворяет требованию репрезентативности [6]: оно значительно больше, чем $7N_x+15$, где N_x – число входных параметров.

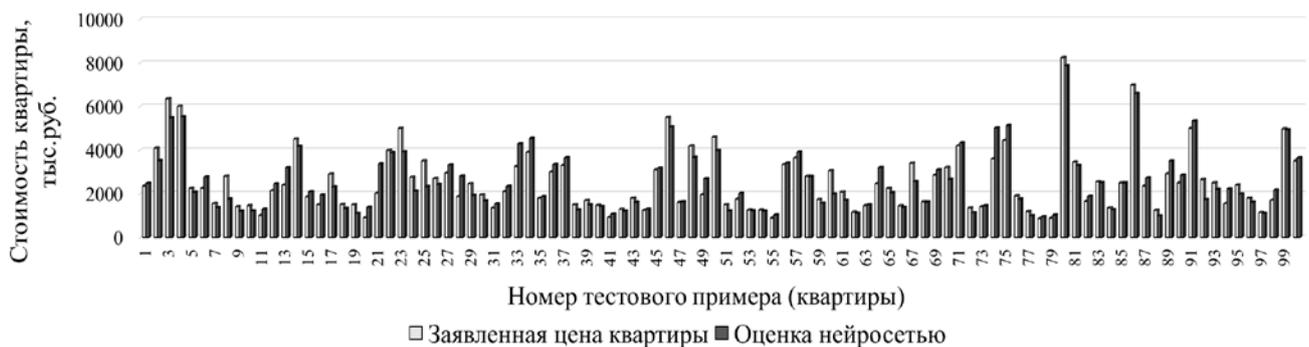


Рис. 3. Пример тестирования сети: сопоставление заявленных и оцененных с помощью нейросети стоимостей квартир

Таким образом, можно утверждать, что нейронная сеть прошла тестовые испытания, а значит, она усвоила закономерности моделируемой предметной области – рынка жилой недвижимости г. Перми. Это значит, что нейросетевая математическая модель адекватна исследуемой предметной области и что такую нейронную сеть можно использовать для массовой оценки квартир г. Перми. Компьютерная программа, реализующая нейросетевую модель, была снабжена пользовательским интерфейсом и выложена в свободный доступ в раздел «Проекты» сайта Пермского отделения

Научного совета РАН по методологии искусственного интеллекта – www.PermAi.ru.

3. Вычислительные эксперименты и обсуждение результатов

После того как работа нейросети проверена на тестовых примерах и, таким образом, подтверждена адекватность нейросетевой математической модели, можно приступить к ее исследованию. Но прежде заметим, что среди входных параметров, особенно макроэкономических, имеются довольно сильные линейные корреляционные зависимости, о чем свидетельствуют данные коэффициентов Пирсона (табл. 3).

Таблица 3

Корреляционные коэффициенты Пирсона

Факторы	Район	Кол-во комнат	Тип дома	Этаж	Тип стен	Общая площадь	Наличие балкона	Сезон	РТС	Денежная масса	Цена нефти Brent	ВВП	Курс USD	Ввод жилья	Кредиты	Индекс доступности жилья	Стоимость квартиры
Район	1,00																
Кол-во комнат	-0,02	1,00															
Тип дома	-0,04	0,01	1,00														
Этаж	-0,04	0,06	-0,06	1,00													
Тип стен	-0,02	0,11	-0,24	0,10	1,00												
Общая площадь	0,00	0,80	0,21	0,23	0,04	1,00											
Наличие балкона	-0,01	0,15	-0,10	0,34	0,11	0,28	1,00										
Сезон	0,04	0,02	0,07	0,04	-0,03	0,07	0,17	1,00									
РТС	-0,07	-0,06	0,00	-0,09	0,04	-0,15	-0,23	-0,46	1,00								
Денежная масса	0,06	-0,05	0,14	0,12	-0,01	-0,01	0,08	0,37	-0,28	1,00							
Цена нефти Brent	-0,03	-0,06	0,08	-0,04	0,06	-0,10	-0,12	-0,08	0,67	0,08	1,00						
ВВП	0,05	-0,06	0,15	0,09	0,00	-0,03	0,07	0,42	-0,18	0,97	0,23	1,00					
Курс USD	0,07	0,00	0,08	0,13	-0,03	0,06	0,15	0,43	-0,71	0,81	-0,45	0,71	1,00				
Ввод жилья	0,05	-0,05	0,12	0,12	-0,03	-0,02	0,08	0,26	-0,25	0,93	-0,08	0,87	0,80	1,00			
Кредиты	0,01	-0,08	0,13	0,05	-0,01	-0,05	0,01	0,00	0,25	0,57	0,56	0,59	0,07	0,55	1,00		
Индекс доступности жилья	-0,06	-0,02	-0,01	-0,11	0,00	-0,07	-0,17	-0,05	0,73	-0,42	0,38	-0,33	-0,68	-0,41	0,02	1,00	
Стоимость квартиры	-0,05	0,45	0,27	0,33	-0,04	0,67	0,29	0,07	0,12	0,37	0,26	0,39	0,12	0,34	0,48	0,02	1,00

Как известно [16], в отличие от классических методов регрессионного анализа, которые не допускают наличия линейных корреляций между входными параметрами, для нейросетевых технологий данное требование соблюдать не обязательно. Нужно лишь следить за тем, чтобы подаваемые на вход нейронной сети значения входных переменных подчинялись существующим между ними пропорциям. Например, нельзя допускать, чтобы в виртуальных компьютерных экспериментах четырехкомнатная квартира имела площадь менее четырех квадратных метров. При практическом использовании компьютерной модели для массовой оценки недвижимости реальных квартир такие варианты практически невозможны. Невозможны также и нереальные сочетания макроэкономических параметров. Поэтому разработанную нейросетевую модель можно считать пригодной для целей массовой оценки жилой недвижимости г. Перми, о чем и свидетельствуют результаты ее тестовых испытаний, приведенные на рис. 3.

Разработанную нейросетевую модель можно было бы применять и для исследования влияния макроэкономических факторов на ры-

нок недвижимости. Например, наблюдать, как будут изменяться вычисленные с помощью нейросети стоимости различных квартир при изменении цен на нефть. Но с изменением входного параметра «Цены на нефть» обязательно должен изменяться «Индекс РТС» (Коэффициент корреляции Пирсона 0,67), «Выданные кредиты» (0,55), «Курс USD» (-0,45), «Индекс доступности жилья (0,38) и т.д. согласно табл. 3. Таким образом, для того чтобы получить правдоподобный прогноз с помощью нашей нейросетевой модели, необходимо изменять не один, а сразу несколько входных макроэкономических параметров, причем не произвольно, а согласно существующим между ними взаимозависимостям, что представляет определенную проблему. Поэтому для изучения зависимости рынка от значений параметра «Цены на нефть» было принято решение исключить все входные макроэкономические параметры, у которых коэффициент корреляции Пирсона с входным параметром «Цены на нефть» больше 0,29.

После исключения указанных входных параметров, последующего проектирования, обучения и оптимизации нейросети ее по-

грешность обучения и тестирования составили соответственно 8,5% и 8,7%.

Компьютерные эксперименты над нейросетевой математической моделью проводились путем виртуального изменения входного параметра «Цены на нефть» с одновременным наблюдением за выходным параметром сети («Стоимость квартиры») для четырех пермских квартир, различающихся своими техническими характеристиками и районом расположения:

- однокомнатная квартира площадью 35 кв. м, во 2-м этаже дома типа «Хрущевка», стены типа «Панель», без балкона, дом расположен в Индустриальном районе г. Перми, сезон «Зима»;

- двухкомнатная квартира площадью 55 кв. м, остальное то же самое;

- трехкомнатная квартира площадью 75 кв. м, в 3-м этаже дома типа «Улучшенная планировка», стены типа «Кирпич», имеется балкон, дом расположен в Ленинском районе г. Перми, сезон «Зима»;

- четырехкомнатная квартира площадью 120 кв. м, остальное то же самое.

Прежде чем обсуждать результаты вычислительных экспериментов, представленных

на рис. 4, заметим, что, как следует из табл. 3, между ценами на нефть и стоимостью квартир существует слабая корреляционная связь, характеризующая коэффициентом Пирсона 0,26. Данная связь объясняется тем, что в условиях слабого развитого фондового рынка полученные в нефтегазодобывающей отрасли денежные средства перетекают в виде инвестиций в строительную отрасль, дополнительно подогревая рынок. В целом, это согласуется с данными исследования модели. Однако, как видно на рис. 4, устойчивая прямая зависимость между стоимостью квартир и ценой на нефть существует, только когда эта цена выше 60–80 долл. за баррель. По-видимому, при этих значениях цен на нефть обеспечивается платежеспособный спрос на квартиры. При стоимости же нефти ниже 60 долл. кривые становятся параллельными оси абсцисс, т.е. стоимость квартир перестает зависеть от цены на нефть. Если учесть, что в настоящий момент цена на нефть опустилась ниже указанной пороговой цифры (60 долл. за баррель), можно ожидать, что дальнейшее падение цен нефти в краткосрочной перспективе не приведет к существенному снижению стоимости пермских квартир.

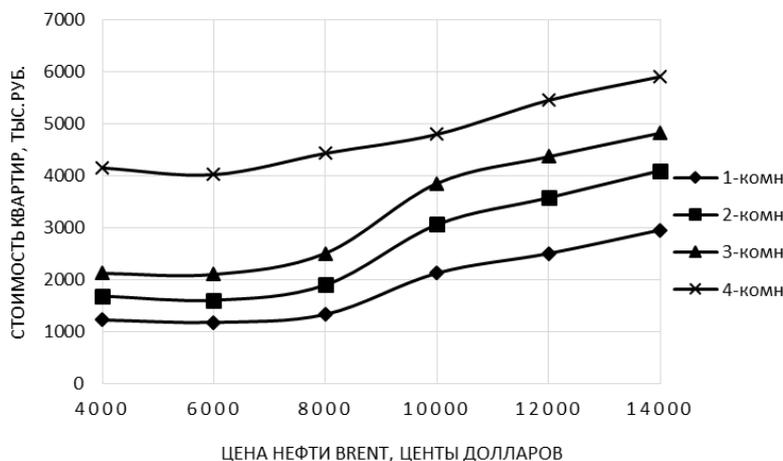


Рис. 4. Пример прогнозных зависимостей стоимости квартир от меняющихся цен на нефть

Следующая серия экспериментов посвящена исследованию влияния финансовой политики государства в отношении жилой недвижимости на стоимость пермских квартир. Как и в предыдущем случае, из входных параметров модели были удалены коррелированные макроэкономические параметры, в частности те, у которых коэффициент корреляции Пирсона с входным параметром «Выданные кредиты» согласно табл. 2 оказался больше 0,29. После удаления таких параметров, последующего проектирования, обучения и оптимизации

нейросети ее погрешность обучения и тестирования составили соответственно 7,7% и 7,9%.

Как и ранее, компьютерные эксперименты над нейросетевой математической моделью проводились путем виртуального изменения входного параметра «Выданные кредиты» с одновременным наблюдением за выходным параметром сети («Стоимость квартиры»), причем вычисления производились для четырех указанных ранее квартир разных стоимостных категорий.

Результаты экспериментов представлены на рис. 5, на котором видно, что в случае увеличения объема жилищного кредитования стоимость всех квартир увеличивается. Однако можно заметить, что скорость роста стоимости элитной четырехкомнатной квартиры с увеличением объемов жилищного кредитования выше 2400–2700 млн руб. постепенно начина-

ет замедляться, тогда как этот эффект не наблюдается для более дешевых одно- и двухкомнатных квартир. Объяснить эту разницу в поведении кривых, по-видимому, можно тем, что при покупке дешевых квартир ипотечное кредитование используется чаще, чем при покупке дорогих элитных квартир.

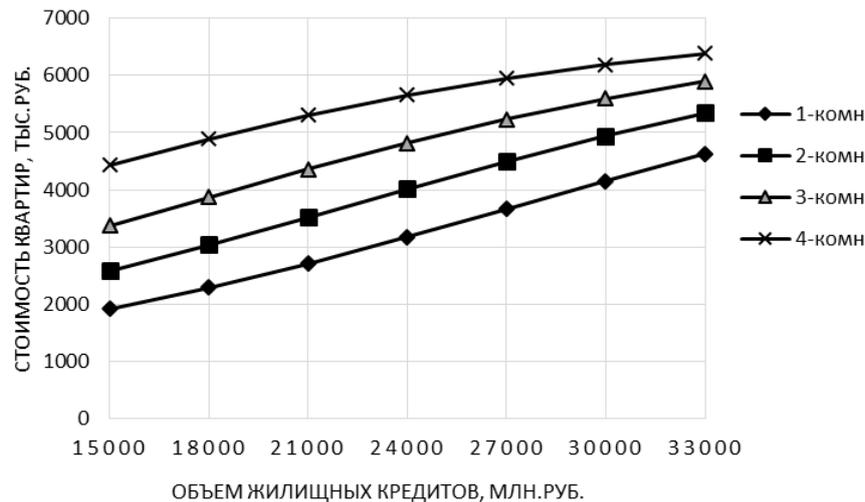


Рис. 5. Примеры прогнозных зависимостей стоимости квартир от кредитной политики государства

Аналогичным образом были получены и построены прогнозные кривые на рис. 6–8.

Обсуждая результаты моделирования, представленные на рис. 6, следует отметить, что в последнее время благодаря внедрению новых технологий строительства в России наблюдается резкое увеличение ввода новых жилых объектов. В настоящий момент (конец 2015 г.) ввод жилья в Пермском крае составляет

1300 тыс. кв. м. Из рис. 6 следует, что дальнейшее увеличение этой цифры до 1400 тыс. кв. м. в ближайшей перспективе не вызовет заметного изменения рынка жилой недвижимости г. Перми. Объяснить такой прогноз, по-видимому, можно тем, что рынок жилья еще далек от насыщения и поэтому ввод новых площадей пока не приведет к снижению цен на пермские квартиры.

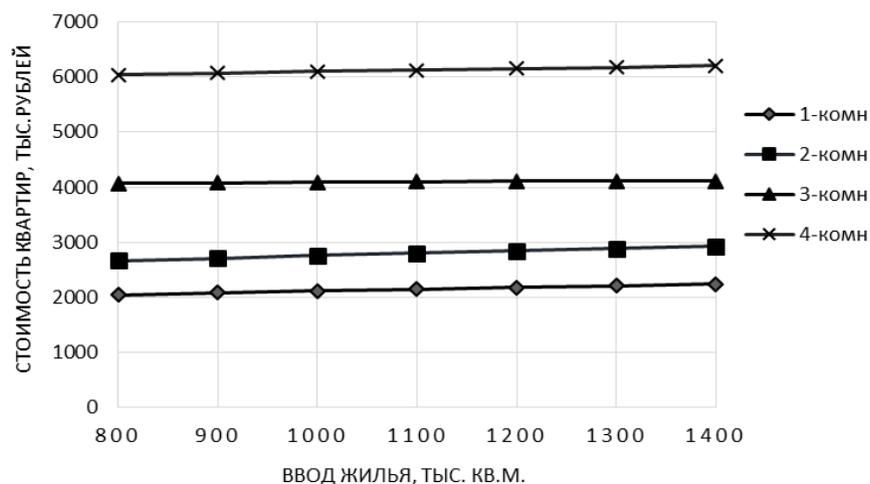


Рис. 6. Зависимость стоимости квартир от ввода жилья

Как видно из рис. 7, стоимость всех рассмотренных квартир повышается с увеличением курса американского доллара.

На рис. 8 приведены результаты исследования влияния фондового рынка, из которого видно, что в долгосрочной перспективе сто-

имость жилья не будет существенно зависеть от динамики фондового рынка. При этом корреляционная связь между ними низкая, что видно из данных табл. 2 (коэффициент Пирсо-

на 0,12). По-видимому, данный эффект можно объяснить неразвитостью фондового рынка в России как альтернативного инвестиционного инструмента.

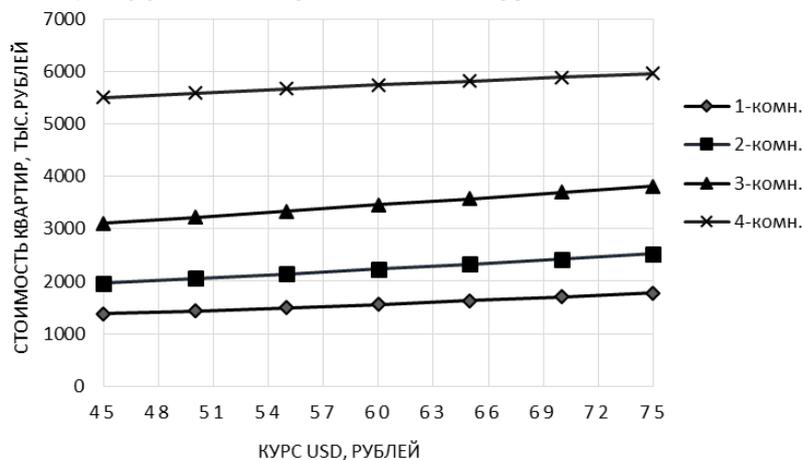


Рис. 7. Графики зависимости стоимости квартир от курса американского доллара

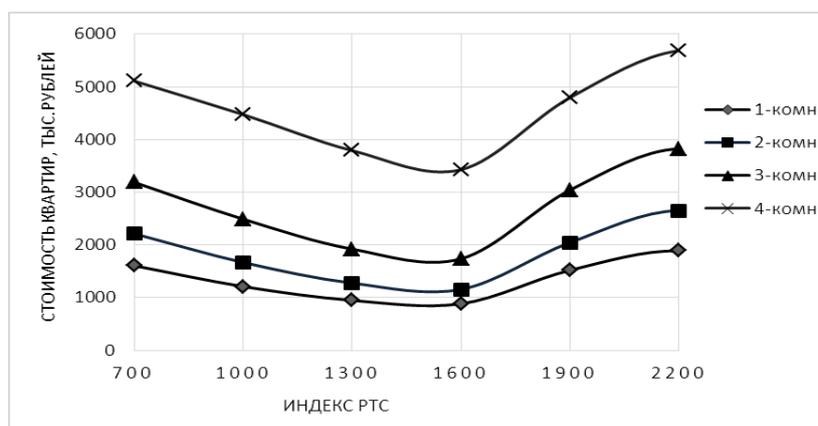


Рис. 8. Влияние индикатора фондового рынка РТС на стоимость жилья

Необходимо отметить, что все выявленные с помощью компьютерных экспериментов зависимости относятся только к жилищному рынку г. Перми.

4. Заключительные замечания

Таким образом, создана комплексная нейросетевая математическая модель массовой оценки жилой недвижимости города, учитывающая как строительно-эксплуатационные параметры квартир, так и меняющуюся экономическую ситуацию в стране и в мире. В отличие от статических нейросетевых моделей [2–4; 9; 10; 14; 15; 18; 19; 21–23; 25–34], учитывающих одни только строительно-эксплуатационные параметры, разработанная динамическая модель не требует постоянной актуализации, а также пригодна для прогнозирования поведения рынка недвижимости с целью извлечения полезных знаний. Модель реализована в виде компьютерной программы,

которой можно воспользоваться из раздела «Проекты» сайта www.PermAi.ru.

Исследования модели позволили выявить некоторые закономерности пермского рынка квартир и выполнить следующие прогнозы:

1. С увеличением цен на нефть стоимость пермских квартир в целом имеет тенденцию к повышению, однако устойчивая прямая зависимость между стоимостью квартир и ценой на нефть существует, только когда эта цена выше 60–80 долл. за баррель.

2. В случае увеличения объема жилищного кредитования стоимость пермских квартир будет увеличиваться. Однако скорость роста стоимости элитных четырехкомнатных квартир, расположенных в престижных районах города, с увеличением объемов жилищного кредитования выше 2400–2700 млн руб. начинает замедляться, тогда как этот эффект

не будет проявляться для более дешевых одно- и двухкомнатных неэлитных квартир.

3. Дальнейший ввод жилья в г. Перми до 1400 тыс. кв. м в ближайшей перспективе не вызовет заметного изменения цен пермских квартир.

4. Дальнейшее падение курса рубля по отношению к американскому доллару приведет к дальнейшему увеличению стоимости пермских квартир.

5. В долгосрочной перспективе стоимость пермских квартир не будет существенно зависеть от динамики фондового рынка.

Список литературы

1. *Анимица Е.Г., Власова Н.Ю.* Градоведение. Екатеринбург: Изд-во Урал. гос. экон. ун-та, 2010. 433 с.
2. *Борусяк К.К., Мунерман И.В., Чижев С.С.* Нейросетевое моделирование в задаче массовой оценки нежилой недвижимости г. Москвы // Экономическая наука современной России. 2009. № 4. С. 86–98.
3. *Грибовский С.М., Сивец С.А.* Математические методы оценки стоимости недвижимого имущества. М.: Финансы и статистика, 2014. 368 с.
4. *Грибовский С.В., Федотова М.А., Стерник Г.М., Житков Д.Б.* Экономико-математические модели оценки недвижимости // Финансы и кредит. 2005. № 3(171). С. 24–43.
5. *Гурьев И.* Строим свой прогноз, отправная точка – нефть. URL: <http://mgorsk.ru/articles/70402.html> (дата обращения: 14.02.2016).
6. *Дайтбегов Д.М.* Компьютерные технологии анализа данных в эконометрике. М.: ИНФРА-М, 2008. 578 с.
7. *Мау В.А.* Кризисы и уроки. Экономика России в эпоху турбулентности. М.: Изд-во Ин-та Гайдара, 2016. 488 с.
8. *Молчанова М.Ю., Печенкина А.В.* Применение сценарного метода при прогнозировании ситуации на рынке жилья г.Перми // Вестник Пермского университета. Серия: Экономика. 2015. № 1. С. 79–88.
9. *Мунерман И.В.* Нейро-нечеткие модели и инструменты для регионального управления объектами коммерческой недвижимости: дисс. ... канд. экон. наук: 08.00.13. М., 2011. 156 с.
10. *Сивец С.А.* Статистические методы в оценке недвижимости и бизнеса. Запорожье: Провіта, 2001. 310 с.
11. *Стерник Г.М., Стерник С.Г.* Анализ рынка недвижимости для профессионалов. М.: Экономика, 2009. 606 с.
12. *Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н.* Нейросетевой фильтр для исключения выбросов в статистической информации // Вестник Пермского университета. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2008. № 4. С. 151–155.
13. *Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н.* Нейросимулятор 5.0. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2014618208. Заявка Роспатент № 2014614649. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 12 августа 2014 г.
14. *Ясницкий В.Л.* Нейросетевое моделирование в задаче массовой оценки жилой недвижимости города Перми // Фундаментальные исследования. 2015. № 3–10. С. 650–653. URL: <http://www.fundamental-research.ru/ru/article/view?id=39274> (дата обращения: 23.01.2016).
15. *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: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2008. 75 с.
16. *Ясницкий Л.Н.* Введение в искусственный интеллект. М.: Академия, 2005. 176 с.
17. *Becker C., Morrison A.R.* Urbanization in transforming economies // Handbook of Regional and Urban Economics. 1999. Vol. 3. P. 1673–1790.
18. *Borst R.A.* Artificial neural networks in mass appraisal // Journal of Property Tax Assessment & Administration. 1995. Vol. 1, no 2. P. 5–15.
19. *Curry B., Morgan P., Silver M.* Neural networks and non-linear statistical methods: An application to the modelling of price-quality relationships // Computers and Operations Research. 2002. Vol. 29, no 8. P. 951–969.
20. *Davis P., McCluskey W., Grissom T.V., McCord M.* An empirical analysis of simplified valuation approaches for residential property tax purposes // Property Management. 2012. Vol. 30, no 3. P. 232–254.
21. *Do A. Q., Grudnitski G.* A neural network approach to residential property appraisal // The Real Estate Appraiser. 1992. no 58. P. 38–45.
22. *Evans A., James H., Collins A.* Artificial neural networks: An application to residential valuation in the UK // Journal of Property Valuation and Investment. 1991. no 11(2). P. 195–204.
23. *Gonzalez M.A.S., Formoso C.T.* Mass appraisal with genetic fuzzy rule-based systems // Property Management. 2006. Vol. 24, no 1. P. 20–30.
24. *Greenwood J., Hercowitz Z.* The allocation of capital and time over the business cycle // Journal of Political Economy. 1991. Vol. 99. P. 1188–1214.
25. *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, no 1. P. 94–112.
26. *Guan J., Zurada J., Levitan A.S.* An adaptive neuro-fuzzy inference system based approach to real estate property assessment // Journal of Real Estate Research. 2008. Vol. 30, no 4. P. 395–422.
27. *Hefferan M.J., Boyd T.* Property taxation and mass appraisal valuations in Australia - adapting to a new environment // Property Management. 2010. Vol. 28, no 3. P. 149–162.
28. *Kilpatrick J.* Expert systems and mass appraisal // Journal of Property Investment and Finance. 2011. Vol. 29, no 4. P. 529–550.

29. Kontrimas V., Verikas A. The mass appraisal of the real estate by computational intelligence // *Applied Soft Computing Journal*. 2011. Vol. 11, no 1. P. 443–448.

30. Manganelli B., Pontrandolfi P., Azzato A., Murgante B. Using geographically weighted regression for housing market segmentation // *International Journal of Business Intelligence and Data Mining*. 2014. Vol. 9, no 2. P. 161–177.

31. Mao Y.H., Zhang M.B., Yao, N.B. Hangzhou housing demand forecasting model based on BP neural Network of Genetic Algorithm Optimization (Conference Paper) // *Applied Mechanics and Materials*. 2014. Vol. 587–589. P. 37–41.

32. McCluskey W.J., Dyson K., McFall, D., Anand S. The mass appraisal of residential property in Northern Ireland // *Computer assisted mass appraisal systems*. L.: Gower Publishers. 1997. P. 59–77.

33. Tay D. P., Ho D. K. Artificial intelligence and the mass appraisal of residential apartments // *Journal of Property Valuation and Investment*. 1991. Vol. 10, no 2. P. 525–540.

34. 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, no 1. P. 67–83.

Получено: 10.03.2016.

References

1. Animitsa E.G., Vlasova N.Yu. *Gradovedenie* [City studies]. Ekaterinburg, Ural State University of Economics Publ., 2010. 433 p.

2. Borusiak K.K., Munerman I.V., Chizhov S.S. Neurosetevoe modelirovanie v zadache massovoi otsenki nezhiloi nedvizhimosti goroda Moskvy [Neural network simulation in the problem of mass appraisal of non-residential real estate in Moscow]. *Ekonomicheskaya nauka sovremennoy Rossii* [Economics of Contemporary Russia], 2009, no. 4, pp. 86–98.

3. Gribovskii S.M., Sivets S.A. *Matematicheskie metody otsenki stoimosti nedvizhimogo imushchestva* [Mathematical methods for immovable property valuation]. Moscow, *Finansy i statistika* Publ., 2014. 368 p.

4. Gribovskii S.V., Fedotova M.A., Sternik G.M., Zhitkov D.B. Ekonomiko-matematicheskie modeli otsenki nedvizhimosti [Economic and mathematical models of real estate valuation]. *Finansy i kredit* [Finance and credit], 2005, no. 3(171), pp. 24–43.

5. Gur'ev I. *Stroim svoi prognoz, otpravnaia tochka – nef't'* [We are making our own forecast, oil being the fiducial point]. Available at: <http://mgorsk.ru/articles/70402.html> (accessed 14.02.2016).

6. Daitbegov D.M. *Komp'yuternye tekhnologii analiza dannykh v ekonometrike* [Computer technologies of data analysis in econometrics]. Moscow, INFA-M Publ., 2008. 578 p.

7. Mau V.A. *Krizisy i uroki. Ekonomika Rossii v epokhu turbulentnosti* [Crises and lessons. Russia's economy in the era of turbulence]. Moscow, The Gaidar Institute Publ., 2016. 488 p.

8. Molchanova M.Yu., Pechenkina A.V. Primenenie stsenarnogo metoda pri prognozirovanii situatsii na rynke zhil'ia goroda Permi [The scenario method application when forecasting the situation on the housing market in Perm]. *Vestnik Permskogo universiteta. Seriya: Ekonomika* [Perm University Herald. Economy], 2015, no. 1, pp. 79–88.

9. Munerman I.V. *Neiro-nechetkie modeli i instrumenty dlia regional'nogo upravleniia ob'ektami kommercheskoi nedvizhimosti*. Diss. kand. ekon. nauk [Neuro-fuzzy models and tools for regional management of commercial real estate. Cand. econ. sci. diss.]. Moscow, 2011. 156 p.

10. Sivets S.A. *Statisticheskie metody v otsenke nedvizhimosti i biznesa* [Statistical methods in the evaluation of real estate and business]. Zaporozhia, Prosvita Publ., 2001. 310 p.

11. Sternik G.M., Sternik S.G. *Analiz rynka nedvizhimosti dlia professionalov* [Market analysis for real estate professionals]. Moscow, *Ekonomika* Publ., 2009, 606 p.

12. Cherepanov F.M., Yasnitskii L.N. Neurosetevoi fil'tr dlia isklucheniia vybrosov v statisticheskoi informatsii [Neural network filter to exclude outliers in statistical information]. *Vestnik Permskogo universiteta. Seriya: Matematika. Mekhanika. Informatika* [Perm University Herald. Mathematics. Mechanics. Computer science], 2008, no. 4, pp. 151–155.

13. Cherepanov F.M., Yasnitskii L.N. *Neiro-simulator 5.0*. Svidetel'stvo o gosudarstvennoi registratsii programmy dlia EVM № 2014618208 [The neural simulator 5.0. Certificate of registration of the computer program for ECM № 2014618208]. Zaiavka Rospatent no 2014614649 [Application to the Russian Federal Agency for Intellectual Property no 2014614649]. Registered in the List of programs for ECM on August 12, 2014.

14. Yasnitskii V.L. Neurosetevoe modelirovanie v zadache massovoi otsenki zhiloi nedvizhimosti goroda Permi [Neural network simulation in the problem of mass appraisal of residential property of the city of Perm]. *Fundamental'nye issledovaniia* [Fundamental research], 2015, no. 10–3, pp. 650–653. Available at: <http://www.fundamental-research.ru/ru/article/view?id=39274> (accessed 23.01.2016).

15. Yasnitskii L.N., Bondar' V.V., Burdin S.N. et al. *Permskaia nauchnaia shkola iskusstvennogo intellekta i ee innovatsionnye proekty. 2-e izd* [Perm scientific school of artificial integrity and its innovative designs. 2nd ed.]. Moscow-Izhevsk, Regular and Chaotic Dynamics Publ., 2008. 75 p.

16. Yasnitskii L.N. *Vvedenie v iskusstvennyi intellekt* [Introduction to artificial integrity]. Moscow, Akademiia Publ., 2005. 176 p.

17. Becker C., Morrison A.R. Urbanization in transforming economies. *Handbook of Regional and Urban Economics*, 1999, vol. 3, pp. 1673–1790.

18. Borst R.A. Artificial neural networks in mass appraisal. *Journal of Property Tax Assessment & Administration*, 1995, vol. 1, no. 2, pp. 5–15.
19. Curry B., Morgan P., Silver M. Neural networks and non-linear statistical methods: An application to the modelling of price-quality relationships. *Computers and Operations Research*, 2002, vol. 29, no. 8, pp. 951–969.
20. Davis P. McCluskey W., Grissom T.V., McCord M. An empirical analysis of simplified valuation approaches for residential property tax purposes. *Property Management*, 2012, vol. 30, no. 3, pp. 232–254.
21. Do A. Q., Grudnitski G. A neural network approach to residential property appraisal. *The Real Estate Appraiser*, 1992, no. 58, pp. 38–45.
22. Evans A., James H., Collins A. Artificial neural networks: An application to residential valuation in the UK. *Journal of Property Valuation and Investment*, 1991, no. 11(2), pp. 195–204.
23. Gonzalez M.A.S., Formoso C.T. Mass appraisal with genetic fuzzy rule-based systems. *Property Management*, 2006, vol. 24, no. 1, pp. 20–30.
24. Greenwood J., Hercowitz Z. The allocation of capital and time over the business cycle. *Journal of Political Economy*, 1991, vol. 99, pp. 1188–1214.
25. 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, no. 1, pp. 94–112.
26. Guan J., Zurada J., Levitan A.S. An adaptive neuro-fuzzy inference system based approach to real estate property assessment. *Journal of Real Estate Research*, 2008, vol. 30, no. 4, pp. 395–422.
27. Hefferan M.J., Boyd T. Property taxation and mass appraisal valuations in Australia - adapting to a new environment. *Property Management*, 2010, vol. 28, no. 3, pp. 149–162.
28. Kilpatrick J. Expert systems and mass appraisal. *Journal of Property Investment and Finance*, 2011, vol. 29, no. 4, pp. 529–550.
29. Kontrimas V., Verikas A. The mass appraisal of the real estate by computational intelligence. *Applied Soft Computing Journal*, 2011, vol. 11, no. 1, pp. 443–448.
30. Manganelli B., Pontrandolfi P., Azzato A., Murgante B. Using geographically weighted regression for housing market segmentation. *International Journal of Business Intelligence and Data Mining*, 2014, vol. 9, no. 2, pp. 161–177.
31. Mao Y.H., Zhang M.B., Yao, N.B. Hangzhou housing demand forecasting model based on BP neural Network of Genetic Algorithm Optimization (Conference Paper). *Applied Mechanics and Materials*, 2014, Vol. 587-589, pp. 37–41.
32. McCluskey W. J., Dyson K., McFall, D., Anand S. The mass appraisal of residential property in Northern Ireland. *Computer assisted mass appraisal systems*. London, Gower Publishers, 1997, pp. 59–77.
33. Tay D. P., Ho D. K. Artificial intelligence and the mass appraisal of residential apartments. *Journal of Property Valuation and Investment*, 1991, Vol. 10, no. 2, pp. 525–540.
34. 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, no. 1, pp. 67–83.

The date of the manuscript receipt:
10.03.2016.

**THE METHODOLOGY OF CREATING A COMPREHENSIVE ECONOMIC
AND MATHEMATICAL MODEL FOR MASS APPRAISAL OF REAL ESTATE
(A CASE STUDY OF THE CITY OF PERM)**

Leonid N. Yasnitsky, Doctor of Technical Sciences, Professor
E-mail: yasn@psu.ru

**National Research University "Higher school of Economics";
38, Studencheskaya st., Perm, 614070, Russian Federation**

Vitaly L. Yasnitsky, Financial Director
E-mail: yasnitskiy@mail.ru

**OOO «VMV»;
26, R. Luksemburg st., Ekaterinburg, 620075, Russian Federation**

Currently, there are a number of economic and mathematical models designed for mass appraisal of real estate, tailored to their construction and performance properties, but taking no account of the evolving macroeconomic situation in the country and the world. The disadvantage of such static models is their rapid obsolescence, the need for constant updating, and unsuitability for medium-term forecasting. On the other hand, there are dynamic models that take into account the current macroeconomic situation; however, they are intended for predicting and studying the overall price situation in the real estate market, but not for mass appraisal of real estate with their variety of construction and performance properties. In this regard, the aim of this research is to develop methods of creating complex models having the properties of the static and dynamic models mentioned, i.e., taking into account construction and performance properties, as well as changing macroeconomic situation in the country and in the world. Methods and models are developed with the

use of neural network technology basing on the example of the residential real estate in Perm and on statistical information of the market over the period from 2005 to 2015. In addition to its primary purpose – mass appraisal of apartments, the model is suitable for medium-term forecasting and identification of the real estate market regularities. For example, it has been found out that the price of Perm apartments as a whole tends to increase due to the rise of the oil prices, but the dependence of the cost of apartments on the price of oil is stable and direct only when the latter exceeds \$ 60 – 80 per barrel. In case the volume of mortgage lending rises, the price of apartments in Perm will increase. However, the growth rate of the cost of elite four-room apartments will begin to slow down, with an increase in mortgage lending volumes above 2400 – 2700 million rubles, whereas this effect will not be apparent for cheap one- and two-bedroom apartments. Further housing construction in Perm to 1,400 sq m in the short term will not cause a noticeable change in residential property prices in Perm, which suggests that the market is still far from saturation.

Keywords: regional real estate market, mass appraisal, macroeconomic indicators, cost estimation, forecasting, neural network.

Просьба ссылаться на эту статью в русскоязычных источниках следующим образом:

Ясницкий Л.Н. Ясницкий В.Л. Методика создания комплексной экономико-математической модели массовой оценки стоимости объектов недвижимости на примере квартирного рынка города Перми // Вестник Пермского университета. Сер. «Экономика» = Perm University Herald. Economy. 2016. № 2(29). С. 54–69. doi: 10.17072/1994–9960–2016–2–54–69

Please cite this article in English as:

Yasnitsky L.N., Yasnitsky V.L. The methodology of creating a comprehensive economic and mathematical model for mass appraisal of real estate (a case study of the city of Perm) // Vestnik Permskogo universiteta. Seria Ekonomika = Perm University Herald. Economy. 2016. № 2(29). P. 54–69. doi: 10.17072/1994–9960–2016–2–54–69