**Анализ методов прогнозирования и моделирование нейронных сетей для прогнозирования стоимости недвижимости**

**Диплом**

**2006**

**ВВЕДЕНИЕ**

Переход к рыночным отношениям в экономике и научно-технический прогресс чрезвычайно ускорили темпы внедрения во все сферы социально-экономической жизни общества последних научных разработок в области информационных технологий. Достижение Украиной высоких результатов в экономике и завоевание места полноправного партнера в мировой экономической системе в значительной степени зависит от того, каковы будут масштабы использования современных информационных технологий во всех аспектах человеческой деятельности, а также от того, какую роль будут играть эти технологии в повышении эффективности экономических взаимоотношений.

**Вернуться в каталог готовых дипломов и магистерских диссертаций –**

[**http://учебники.информ2000.рф/diplom.shtml**](http://учебники.информ2000.рф/diplom.shtml)

Развитие прогностики как науки в последние десятилетия привело к созданию множества методов, процедур, приемов прогнозирования, неравноценных по своему значению. По оценкам зарубежных и отечественных систематиков прогностики уже насчитывается свыше ста методов прогнозирования, в связи, с чем перед специалистами возникает задача выбора методов, которые давали бы адекватные прогнозы для изучаемых процессов или систем. Жесткие статистические предположения о свойствах временных рядов ограничивают возможности классических методов прогнозирования.

С развитием теоретических подходов для создания адекватных моделей поведения рынка недвижимости в западных странах и США одновременно происходило активное внедрение новых интеллектуальных компьютерных технологий в практику принятия финансовых и инвестиционных решений. Вначале в виде экспертных систем и баз знаний, а затем с конца 80-х - нейросетевых технологий, которые являются адекватным аппаратом для решения задач прогнозирования.

Начало исследования методов обработки информации, называемых сегодня нейросетевыми, было положено несколько десятилетий назад. С течением времени интерес к нейросетевым технологиям то ослабевал, то вновь возрождался. Такое непостоянство напрямую связано с практическими результатами проводимых исследований.

На украинском финансовом рынке нейросетевые компьютерные технологии появились всего несколько лет назад. Изучение литературы за этот период показало, что ни в одном из источников не содержится подробного описания (с указанием достигнутых результатов) эффективного применения нейросетевых компьютерных технологий для прогнозирования рынка недвижимости в среднесрочной перспективе. Большинство публикаций сводится к описанию возможностей нейронных сетей и их потенциальных преимуществ перед другими компьютерными технологиями. Причем большая часть выводов в этих работах сделана на основе результатов применения нейросетей на западных рынках.

Основной вклад в развитие теории нейрокомпьютинга и его применения в финансовой сфере внесли ученые стран Запада и США. Это прежде всего: Д.-Э. Бэстенс, П. Вербос, Л. Вилентурф, Д. Вуд, В. МакКаллох, В. Пите, М. Редмиллер, Ф. Розенблат, Дж. Хопфилд и др. Необходимо отметить также работы отечественных ученых, занимающихся разработкой и внедрением нейросетевых технологий в области экономики, таких как: А. Ежов, Б. Одинцов, А. Романов, С. Шумский и др.

На сегодняшний день возможности нейросетевых технологий используются во многих отраслях науки, начиная от медицины и астрономии, заканчивая информатикой и экономикой. Между тем далеко не все потенциальные возможности нейросетевых методов изучены, но одними из их свойств являются возможности распознавания и классификации образов, работы с большими массивами зашумленных данных, оценка стоимости недвижимости, аппроксимация и выявление неочевидных зависимостей в данных финансовых временных рядов. На основе этих свойств нейросетевых архитектур можно сделать вывод о значительном преимуществе их использования для анализа и прогнозирования динамик финансовых рядов, в частности рынка недвижимости.

Целью исследования является анализ существующих методов прогнозирования и моделирование нейронных сетей для прогнозирования стоимости недвижимости.

**1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ ИССЛЕДОВАНИЯ**

В различных областях человеческой деятельности часто возникают ситуации, когда по имеющейся информации (данным), обозначим ее X, требуется предсказать (спрогнозировать, оценить) некоторую величину Y, стохастически связанную с X (то есть X и Y имеют некоторое распределение L(X,Y)), но которую непосредственно измерить невозможно (например, Y может относиться к будущему, а X - к настоящему).

В общем случае X означает некоторую совокупность {X1, X2,:} наблюдаемых случайных величин, которые в рассматриваемом контексте называются предсказывающими (или прогнозными) переменными, и задача состоит в построении такой функции Ф(Х), которую можно было бы использовать в качестве оценки для прогнозируемой величины Y: Ф(Х)=Y (т.е. чтобы она была в каком-то смысле близка к Y); такие функции Ф(Х) называют предикторами величины Y по X. Разработка методов построения оптимальных (в том или ином смысле) предикторов и составляет главную задачу прогнозирования.

Если совокупность величин {X1, X2, :, Xn} представляет собой значения какого-либо параметра, изменяющегося во времени, то такую совокупность называют временным рядом, при этом каждое значение соответствует значению параметра в конкретное время t1, t2, :,tn. Задача прогнозирования в этом случае заключается в определении значения измеряемой величины X в момент времени tn+1, tn+2, tn+3,:, т.е. для выполнения прогнозирования необходимо выявить закономерность этого временного ряда.

Различают многошаговый и одношаговый прогноз.

Многошаговым прогнозом называют долгосрочный прогноз, цель которого состоит в определении основного тренда, для некоторого фиксированного промежутка времени в будущем. При этом прогнозирующая система (в нашем случае - нейронная сеть) использует полученные прогнозные значения временного ряда для выполнения дальнейшего прогноза, т.е. использует их как входные данные.

Одношаговым прогнозированием называют краткосрочный прогноз (на один шаг), при этом для получения прогнозированной величины используют только фактические данные. Ясно, что одношаговое прогнозирование более точно, но оно не позволяет выполнять долгосрочные прогнозы.

Объектом исследованияв дипломной работе является рынок продажи жилой недвижимости города Киев.

Предметом исследования являются нейрокомпьютерные технологии и их использование для прогнозирования рыночной стоимости недвижимости.

Целью данной работы является разработка методов прогнозирования модели оценки изменения цен реальных сделок на рынке продажи жилого фонда недвижимости, основанной на нейросетевых технологиях и позволяющей существенно повысить эффективность работы организации занимающейся продажей жилья.

**2. ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ ОЦЕНКИ СТОИМОСТИ НЕДВИЖИМОСТИ**

Происходящие в Украине процессы перехода к рыночной модели экономики возродили права частной собственности и свободу предпринимательства, позволяющие субъектам рынка владеть, распоряжаться и пользоваться объектами недвижимости: зданиями, сооружениями, а также земельными участками определённого целевого назначения.

Необходимым элементом рыночной экономики выступает институт независимой оценки собственности, без которого невозможно становление права собственности и демократизации экономической жизни.

В первую очередь это касается рынка недвижимости, развитие которого может определить в перспективе характер изменений всей экономики.

Объективная оценка различных видов стоимости (рыночной, инвестиционной, залоговой, страховой, налогооблагаемой и других) недвижимого имущества необходима:

- при операциях купли-продажи или сдачи в аренду;

- при акционировании предприятий и перераспределении имущественных долей;

- при кадастровой оценке для целей налогообложения объектов недвижимости: зданий и земельных участков;

- для страхования объектов недвижимости;

- при кредитовании под залог объектов недвижимости;

- при ликвидации объектов недвижимости;

- при исполнении права наследования, судебного приговора;

- при других операциях, связанных с реализацией имущественных прав на объекты недвижимости.

При любом общественном устройстве особое место в системе общественных отношений занимает недвижимое имущество, с функционированием которого так или иначе связаны жизнь и деятельность людей во всех сферах бизнеса, управления и организации.

Развитие оценочной деятельности в Украине определя­ется развитием рыночных отношений. Оценка собственности различных видов все более становится неотъемлемым и действенным инструментом рыночной экономики.

Оценка стоимости любого объекта собственности - упорядоченный, це­ленаправленный процесс определения в денежном выражении стоимости соответствующего вида с учетом потенциального и реального дохода, при­носимого им в определенный момент времени в условиях конкретного сегмента рынка.

Особенностью процесса оценки стоимости объекта имущества является его рыночный характер. Это означает, что процесс оценки объекта не ограничивается учетом одних только затрат на создание или приобретение оцениваемого объекта собственности - необходим учет совокупности рыночных факторов, экономических особенностей оцениваемого объекта, а также макроэкономического и микроэкономического окружения. Рыночная стоимость оцениваемого объекта непостоянна - изменяется во времени под воздействием многочисленных факторов. По этой причине она может быть определена только на данный конкретный момент времени. Это означает, что периодическая оценка объектов собственности явля­ется необходимым условием функционирования рыночной экономики.

Начало формированию рынка жилья было положено в начале 90-х гг., когда частная собственность на существующее и вновь строящееся жилье получила законное основание. С тех пор стали развиваться параллельно два процесса: быстрое становление вторичного рынка жилья на базе его приватизации и появление рынка нового жилья. На сегодняшний день доля частного жилого фонда, который и является объектом купли - продажи, составляет по стране 70% от всего жилого фонда. Это обусловило объективную необходимость оценки жилой недвижимости, которая имеет существенную специфику по сравнению с другими объектами недвижимости, и применения современных методов этой оценки.

**2.1 Понятие недвижимого имущества**

Именно недвижимость в современной Украине формирует центральное звено всей системы рыночных отношений. Объекты недвижимости – не только важнейший товар, удовлетворяющий разнообразные личные потребности людей, но и одновременно капитал в вещной форме, приносящий доход. Вложения в них обычно представляют собой инвестирования с целью получения прибыли.

Недвижимость – основа национального богатства страны, имеющая по числу собственников массовый, всенародный характер. Актуальность темы велика, так как знание экономики недвижимости крайне необходимо как для успешной предпринимательской деятельности в различных видах бизнеса, так и в жизни, в быту любой семьи и отдельно взятых граждан, поскольку собственность на недвижимость – первичная основа свободы, независимости и достойного существования всех людей.

Под имуществом в гражданском праве понимаются отдельные вещи или их совокупность (включая деньги и ценные бумаги). К имуществу отно­сятся также имущественные права, работы и услуги, информация, интел­лектуальная собственность и другие нематериальные блага.

Таким образом, в широком смысле имущество включает совокупность вещей, прав, требований и обязанностей (долгов). Все составляющие имущества являются объектом гражданских прав и поэтому могут свободно отчуждаться или переходить от одного лица к другому. При этом отчуждении неизбежно встает вопрос об оценке имущества.

Итак, имущество - материальные объекты и нематериальные блага, обладающие полезностью и стоимостью и подлежащие по этим причинам денежной оценке. Понятие имущества тесно связано с определенными юридическими отношениями (имущественными отношениями, имущественными правами), которые также подлежат оценке.

Деление имущества на движимое и недвижимое берёт своё начало со времён римского права. В понятие недвижимого имущества входят физические объекты с фиксированным местоположением в пространстве и всё, что неотъемлемо с ними связано как под поверхностью, так и над поверхностью земли или является обслуживающим предметом, а также права, интересы и выгоды, обусловленные владением объектами.

В Гражданском Кодексе (ст. 181) дается чёткое определение термина «недвижимая вещь»: «К недвижимым вещам (недвижимое имущество, недвижимость), относятся земельные участки, участки недр, обособленные водные объекты и всё, что прочно связано с землёй, то есть объекты, перемещение которых без несоразмерного ущерба их назначению невозможно, в том числе лес, многолетние насаждения, здания, сооружения».

В соответствии с Законом Украины «О государственной регистрации прав на недвижимое имущество и сделок с ним», недвижимое имущество (недвижимость), права на которое подлежат государственной регистрации, включает: земельные участки недр, обособленные водные объекты и все объекты, которые связаны с землёй так, что их перемещение без несоразмерного ущерба их назначению невозможно, в том числе здания, сооружения, леса и многолетние насаждения, кондоминиумы, предприятия как имущественные комплексы.

Здесь к объектам недвижимости, добавлены жилые и нежилые помещения, кондоминиумы. Таким образом, необходимо различать понятие недвижимости (недвижимого имущества) как совокупности физических объектов (земли и всего, что с ней связано) и недвижимой собственности, включающей кроме материальных объектов интересы, преимущества и права, связанные с собственностью на эти объекты.

**2.2 Виды стоимости**

1. Рыночная стоимость объекта – наиболее вероятная цена, по которой данный объект может быть отчужден на открытом рынке в условиях конкуренции, когда стороны сделки действуют разумно, располагая всей необходимой информацией, а на величине цены сделки не отражаются какие-либо чрезвычайные обстоятельства, т.е. когда:

– одна из сторон сделки не обязана отчуждать объект оценки, а другая сторона не обязана принимать исполнение;

– стороны сделки хорошо осведомлены о предмете сделки и действуют в своих интересах;

– объект оценки представлен на открытый рынок в форме публичной оферты;

– цена сделки представляет собой разумное вознаграждение за объект оценки, и принуждения к совершению сделки в отношении сторон сделки с чьей-либо стороны не было;

– платеж за объект оценки выражен в денежной форме.

Рыночную стоимость недвижимости иначе называют стоимостью при обмене в отличие от стоимости в использовании (или потребительской стоимости), которая отражает ценность объекта для конкретного собственника. Концепция рыночной стоимости основывается на том, что типичный покупатель на рынке недвижимости имеет возможность выбрать альтернативные объекты недвижимости.

2. Стоимость в использовании (потребительская стоимость) отражает ценность объекта недвижимости для конкретного собственника, который, допустим, не собирается объект для продажи на рынок недвижимости. Оценка потребительской стоимости объекта производится исходя из существующего профиля его использования и тех финансово-экономических параметров, которые наблюдались в предыстории функционирования объекта и прогнозируются в будущем.

3. Понятие «инвестиционная стоимость» сходно с понятием «стоимость в использовании». Это стоимость объекта недвижимости для конкретного инвестора, который собирается купить оцениваемый объект или вложить в него финансовые средства. Расчет инвестиционной стоимости производится исходя из ожидаемых данным инвестором доходов. Инвестиционная стоимость рассчитывается обычно при оценке конкретного инвестиционного проекта либо объекта, приносящего доход.

4. Восстановительная стоимость (или стоимость воспроизводства объекта) определяется издержками в текущих ценах на строительство точной копии оцениваемого объекта с применением таких же архитектурных решений, строительных конструкций и материалов, а также с тем же качеством строительно-монтажных работ. В данном случае воспроизводятся тот же моральный износ объекта и те же недостатки (достоинства) в архитектурных решениях, которые имелись у оцениваемого объекта.

5. Стоимость замещения определяется расходами в текущих ценах на строительство объекта, имеющего с оцениваемым эквивалентную полезность, но построенного в новом архитектурном стиле, с использованием современных проектных нормативов и прогрессивных материалов и конструкций, а также современного оборудования объекта недвижимости.

6. Ликвидационная стоимость представляет собой чистую денежную сумму, которую собственник объекта может получить при продаже ликвидируемого объекта недвижимости.

**2.3 Процесс оценки стоимости недвижимости**

Процесс оценки – это последовательность действий, выполняемых в ходе определения стоимости. Оценка стоимости недвижимости – сложный и трудоёмкий процесс, состоящий из нескольких этапов. Его можно разделить на следующие стадии:

1. Определение проблемы.

2. Предварительный осмотр объекта и заключение договора на оценку.

3. Сбор и анализ данных.

4. Оценка земельного участка.

5. Применение трёх подходов к оценке объекта недвижимости.

6. Согласование результатов, полученных с помощью различных подходов.

7. Подготовка отчёта и заключения об оценке.

8. Доклад об оценке.

Рассмотрим основные и наиболее важные этапы проведения оценки недвижимости. Соблюдение всех необходимых условий процесса оценки приводит к наилучшим результатам.

1 Этап. Определение проблемы. Задача оценки объекта недвижимости определяется четырьмя составляющими, к числу которых относятся идентификация объекта или объектов, которые подлежат оценке; определение оцениваемых прав собственности; определение цели проведения оценки; установление даты, на которую производится оценка.

2 Этап. Предварительный осмотр объекта и заключение договора на оценку. Эта стадия оценки включает:

- предварительный осмотр объекта и знакомство с его администрацией;

- определение исходной информации и её источников;

- определение состава группы экспертов-оценщиков;

- составление задания на оценку и календарного плана;

- подготовку и подписание договора на оценку.

3 Этап. Сбор и обработка информации. Для определения рыночной стоимости объекта используется следующая информация: титул собственности и регистрационные данные по объекту, физические характеристики объекта, данные о взаимосвязи объекта с инфраструктурой, экономические факторы, характеризующие объект. Источниками этой информации могут быть городские, районные комитеты и органы, где регистрируются сделки с объектами недвижимости, риэлтерские фирмы, ипотечные кредитные организации, оценочные фирмы, периодическая печать.

4 Этап. Выбор методологии оценки. При реализации этой стадии обосновывается возможность применения определённых подходов и методов, применимых для оценки данного конкретного объекта недвижимости.

В рыночных условиях хозяйствования используются три общепринятых подхода к оценке стоимости объектов недвижимости: затратный, доходный и сравнительный (или рыночный), на основе которых определяются различные виды стоимости объекта - рыночная, инвестиционная, восстановительная, стоимость замещения. Методы оценки недвижимости зависят от принимаемого подхода.

Каждый из подходов может быть реализован несколькими методами. Выбор подходов и методов, используемых при оценке конкретной недвижимости, определяется целью оценки, выбранной базой оценки и характером объекта.

Выбор подходов и методов является прерогативой оценщиков. Нормативные документы по оценке рекомендуют применять при оценке конкретного объекта как можно больше подходов и методов в каждом подходе, а при невозможности применения того или иного подхода и метода - давать чёткие пояснения таких ограничений.

Оценка прав пользования или владения земельным участком и оценка улучшений (зданий, сооружений), составляющие также часть этой стадии оценки, которая выполняется с применением определённых оценочных процедур и приёмов.

5 Этап. Согласование результатов оценки. Пятая стадия процесса оценки, разрешение противоречий в результатах, полученных при оценке стоимости недвижимости различными методами и определение наиболее вероятной оценочной стоимости объекта. При этом окончательный вывод делают по совокупности их результатов, которые, как правило, должны быть близкими. Существенные расхождения указывают либо на ошибки в оценках, либо на несбалансированность рынка.

6 Этап. Составление отчёта об оценке. Это завершающая стадия процесса оценки. Отчёт должен содержать: объём оцениваемых прав, цель оценки, вид определяемой стоимости, дату оценки и дату составления отчёта, краткое описание методологии оценки, описание объекта оценки и его ближайшего окружения, расчёты стоимости объекта оценки одним или несколькими методами, согласование результатов отчёта и обоснование окончательно выбранной оценочной стоимости. В конце отчёта должен быть приведён сертификат-свидетельство, указывающий на то, что оценка проведена объективно и выполнена лично данным оценщиком. В качестве приложений к отчёту могут быть приведены некоторые исходные данные, копии использованных в работе документов, отдельные расчёты, фотографии объекта или отдельных его элементов, а также копии документов, подтверждающих профессиональную квалификацию оценщика.

Оплата услуг эксперта-оценщика. В основу определения размера оплаты услуг эксперта-оценщика может быть положена фиксированная цена, либо почасовая оплата. Фиксированная цена определяется исходя из величины фиксированного процента от балансовой стоимости недвижимости. Обычно эта величина составляет до 10%. Фиксированная цена не оказывает влияния на результаты оценки стоимости недвижимости и может быть использована в качестве основы для оплаты услуг эксперта-оценщика.

Если после проведения оценки от эксперта-оценщика требуется выступить на суде в качестве независимого эксперта, например в ходе слушания дела, то оплата его услуг должна быть почасовой, не зависящей от исхода судебного разбирательства. Размер оплаты услуг эксперта-оценщика зависит от многих факторов, в том числе от сложности и масштабности объекта оценки, опыта, имиджа и квалификации эксперта-оценщика, финансовых возможностей заказчика.

Подготовив проект договора на оценку стоимости недвижимости, эксперт-оценщик представляет его заказчику для ознакомления. В качестве приложения к договору прилагается задание на оценку.

**2.4 Методы оценки рыночной стоимости недвижимости**

Выделяют три основных метода оценки рыночной стоимости недвижимости:

1. Метод сравнительного анализа продаж;

2. Затратный метод;

3. Метод капитализации доходов.

Метод сравнительного анализа продаж применим в том случае, когда существует рынок земли и недвижимости, существуют реальные продажи, когда именно рынок формирует цены, и задача оценщиков заключается в том, чтобы анализировать этот рынок, сравнивать аналогичные продажи и таким образом получать стоимость оцениваемого объекта. Метод построен на сопоставлении предлагаемого для продажи объекта с рыночными аналогами. Он находит наибольшее применение на Западе (90% случаев). Однако для этой работы необходим уже сформировавшийся рынок земли и недвижимости.

Метод сравнения продаж применяется при наличии достаточного количества достоверной рыночной информации о сделках купли-продажи объектов, аналогичных оцениваемому. При этом критерием для выбора объектов сравнения является аналогичное наилучшее и наиболее эффективное использование.

Последовательность применения метода САП следующая.

1. Выделяются недавние продажи сопоставимых объектов на соответствующем рынке. Источниками информации являются: собственное досье оценщика, интернет, электронная база данных, риэлтерские фирмы, досье брокеров по недвижимости, архивы кредитных учреждений (ипотечные банки), страховые компании, строительно-инвестиционные компании, территориальные управления по несостоятельности и банкротству и др.
2. Проверка информации о сделках: подтверждение сделки одним из основных участников (покупателем или продавцом) или агентом риэлтерской компании; выявление условий продажи.
3. Корректировка стоимости сопоставимых объектов.

Корректировка может производиться в трёх основных формах: в денежном выражении, процентах, общей группировке.

Важным моментом при использовании метода САП является согласование результатов сопоставления оцениваемой недвижимости. Не допускается арифметическое усреднение полученных данных. Принятой процедурой является изучение каждого результата и вынесение суждения о мере его сопоставимости с оцениваемой недвижимостью. Чем меньше количество и величина вносимых поправок, тем больший вес имеет данная продажа в процессе итога согласования.

В качестве единиц сравнения принимают измерители, традиционно сложившиеся на местном рынке. Для оценки одного и того же объекта могут быть применены одновременно несколько единиц сравнения.

При проведении сравнительного анализа для участков земли в качестве единицы сравнения применяются:

– цена за единицу площади;

– цена за единицу длины вдоль магистрали;

– цена за участок.

При проведении сравнительного анализа для застроенных участков в качестве единицы сравнения применяются:

– цена за единицу площади участка;

– цена за единицу площади помещений, подлежащей сдаче в аренду;

– цена за единицу общей площади помещений;

– цена за единицу объема сооружения;

– цена за комнату;

– цена за квартиру;

– цена за единицу недвижимости, приносящую доход.

К элементам сравнения относят характеристики объектов недвижимости и сделок, которые вызывают изменение цен на недвижимость. К элементам, подлежащим обязательному учету, относят:

– состав передаваемых прав собственности;

– условия финансирования сделки купли-продажи;

– условия продажи;

– время продажи;

– месторасположение;

– физические характеристики;

– экономические характеристики;

– характер использования;

– компоненты стоимости, не связанные с недвижимостью.

Корректировки цен продажи сравнимых объектов производятся в следующем порядке:

– в первую очередь производятся корректировки, относящиеся к условиям сделки и состоянию рынка, которые проводятся путем применения каждой последующей корректировки к предыдущему результату;

– во вторую очередь производятся корректировки, относящиеся непосредственно к объекту недвижимости, которые производятся путем применения указанных корректировок к результату, полученному после корректировки на условия рынка, в любом порядке.

Для определения величин корректировок, в зависимости от наличия и достоверности рыночной информации, применяются количественные и качественные методики. Обоснование принимаемых в расчет корректировок является обязательным. Окончательное решение о величине результата, определенного методом сравнения продаж, принимается на основании анализа скорректированных цен продажи объектов сравнения, имеющих наибольшее сходство с объектом оценки.

При наличии достаточного количества достоверной рыночной информации, для определения стоимости методом сравнения продаж допускается применять методы математической статистики.

Затратный метод основывается на изучении возможностей инвестора в приобретении недвижимости и исходит из того, что инвестор, проявляя должную благоразумность, не заплатит за объект большую сумму, чем та, в которую обойдется ему получение соответствующего участка под застройку и возведение аналогичного по назначению и качеству объекта в обозримый период без существенных издержек. Данный метод оценки может привести к объективным результатам, если возможно точно оценить величины стоимости и износа объекта при условии относительного равновесия спроса и предложения на рынке недвижимости.

Затратный метод показывает оценку полной восстановительной стоимости объекта за вычетом износа, увеличенную на рыночную стоимость земли.

Основные этапы процедуры при данном методе:

1. Расчет стоимости приобретения свободной и имеющейся в распоряжении земли в целях оптимального ее использования.
2. Расчет рыночной стоимости возведения новых аналогичных объектов получение полной восстановительной стоимости объекта.
3. Определение величины физического, функционального и внешнего износа объекта, оборудования и механизмов.
4. Уменьшение восстановительной стоимости на сумму износа для получения остаточной восстановительной стоимости объекта.
5. Добавление к рассчитанной остаточной восстановительной стоимости здания стоимости земельного участка.

Метод капитализации доходов основывается на определении стоимости объекта оценки на основе текущей стоимости ожидаемых доходов от владения этим объектом. Основными методами доходного подхода являются: метод прямой капитализации дохода и метод дисконтирования денежного потока. Метод прямой капитализации применяется в случаях, когда прогнозируемый годовой чистый операционный доход является постоянным и не имеет чётко выраженной тенденции к изменению, а период его получения не ограничен во времени. Метод дисконтирования денежного потока (непрямой капитализации) применяется в тех случаях, когда прогнозируемые денежные потоки от использования объекта оценки являются не одинаковыми по величине и непостоянны на протяжении выбранного периода прогнозирования. Методы доходного подхода целесообразно применять при рыночных базах оценки стоимости объекта.

**2.4.1 Влияние пространственного фактора на стоимость объекта недвижимости**

В пространственном аспекте фактором, определяющим сравнительные преимущества какого-либо территориального фрагмента по отношению к центру, является доступность. Поскольку коммуникации не являются абсолютно обязательной компонентой жизнедеятельности, степень приближенности объекта недвижимости к центру выступает в качестве фактора полезности (с пространственной точки зрения). В реальных условиях доступность должна пониматься как транспортная доступность, мерой которой выступает время, необходимое для перемещения от объекта недвижимости с конкретным территориальным расположением до внешних границ центра с учетом основной городской транспортной схемы. Ранжированные значения транспортной доступности могут считаться обоснованным критерием зонирования территории города. Интервалы значений, как правило, равны 30 мин., что позволяет обеспечить рациональные размеры зоны:

– 1 зона – 0 мин (центр города);

– 2 зона – до 30 мин;

– 3 зона – от 30 мин до 1 часа;

– 4 зона - от 1 часа до 1 часа 30 мин;

– 5 зона – от 1 часа 30 мин до 2 часов;

– 6 зона – свыше 2 часов.

По мере уменьшения транспортной доступности, увеличения затрат времени на поездки в центр города (продвижение из 1 зоны в 6-ю) стоимость объекта недвижимости будет постепенно снижаться.

Следовательно, при всей своей важности транспортная доступность не может являться единственным критерием зонирования территории города, а сама территория не может быть представлена в виде совокупности «транспортных» зон.

Ценность каждой зоны подлежит обязательной стоимостной оценке. Результаты такой оценки представляют собой составную часть стоимостного эквивалента объектов городской недвижимости.

**2.4.2 Влияние экологических факторов на стоимость недвижимости**

Экологический фактор в стоимости жилья формируется, во-первых, под воздействием субъективного представления каждого покупателя о том, что такое хорошая и плохая экология, а во-вторых, по сложившимся стереотипам и визуальной оценке.

Причина такого подхода – недостаток информации в доступных источниках о состоянии территорий, качестве материалов, используемых при жилищном строительстве и т. п. С одной стороны, это происходит в силу незаинтересованности застройщиков в распространении такой информации, с другой – из-за отсутствия отработанной системы и механизма доведения ее государственными органами до сведения населения.

Таким образом, наибольшее влияние на цену недвижимости оказывают факторы, воздействие которых можно оценить визуально, не затрачивая особых усилий. Среди них – экология района, поскольку есть возможность установить наличие промзон, парков, уровень шума и загазованности воздуха. Экологию дома или квартиры визуально оценить сложнее (например, уровень радиации на глаз не определить). В этом случае существенное влияние на стоимость оказывает только оценка физического износа и вида из окон квартиры, хотя он, безусловно, меняется в зависимости от времени года и даже времени суток.

Кроме «видимых» экологических факторов, влияют на стоимость и «невидимые» факторы при условии, что покупателю стало о них известно. Однако не стоит забывать, что именно они могут оказывать наиболее пагубное воздействие на здоровье.

За счет такого информационного вакуума и создается почва для манипуляций со стороны строительных компаний, например использования некачественных материалов для снижения себестоимости, экономия на квалифицированной рабочей силе и качестве работ. Это одно из отличий новостроек от домов вторичного рынка, ведь в эксплуатируемых домах различные огрехи уже всплыли наружу, тогда, как в новостройке они какое-то время могут быть незаметны.

Противоречие между интересами продавцов и покупателей приводит к тому, что строительные компании не заинтересованы в предоставлении информации по всем аспектам строительства. Высококачественные дорогие материалы используют в лучшем случае для отделки фасадов и холлов. Даже в рекламных кампаниях акцент делают обычно на использование дорогих материалов в отделке, ведь это покупатель сможет оценить визуально.

Трудности, возникающие при оценке экологических факторов, и ее субъективность дают широкие возможности для извлечения прибыли, особенно при использовании методов активного маркетинга и агрессивной рекламы

Степень влияния экологических факторов на стоимость зависит от класса жилья и цены квадратного метра.

Строительные компании все чаще занимаются улучшением экологии мест строительства.

Высокая оценка покупателями экологии жилища дает возможность сделать дом или жилой комплекс действительно уникальным и получить существенную экономическую выгоду. А поскольку строительство даже небольшого дома измеряется тысячами квадратных метров, прибыль может составить миллионы долларов.

При проектировании, строительстве и проведении рекламных кампаний акценты делают на озеленение фасадов, ландшафтный дизайн и благоустройство придомовой территории (особенно, если она огорожена и охраняется). Создаются ландшафты, значительно повышающие привлекательность объектов: декоративные водоемы, альпийские горки и т.п.

Более того, некоторые концепции продвижения тех или иных жилых комплексов на рынке недвижимости успешно строят именно вокруг организации ландшафтного дизайна. Показательно и различие в цене квартир одинаковой планировки и площади, расположенных в доме-новостройке на одном или соседних этажах, в зависимости от вида из окна.

Таким образом, с уверенностью можно говорить о том, что влияние экологических факторов на стоимость весьма существенно, а инвестиции в улучшение экологии жилых кварталов могут приносить ощутимый доход.

**3. ОБЗОР КЛАССИЧЕСКИХ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ**

Многие из базовых методов прогностики относятся скорее к отдельным приемам или процедурам прогнозирования, другие представляют набор отдельных приемов, отличающихся от базовых или друг от друга количеством частных приемов и последовательностью их применения.

По степени формализации все методы прогнозирования делятся на интуитивные и формализованные. Интуитивное прогнозирование применяется тогда, когда объект прогнозирования либо слишком прост, либо настолько сложен, что аналитически учесть влияние многих факторов практически невозможно. В этих случаях прибегают к опросу экспертов. Полученные индивидуальные и коллективные экспертные оценки используют как конечные прогнозы или в качестве исходных данных в комплексных системах прогнозирования.

В выборе методов прогнозирования важным показателем является глубина упреждения прогноза. При этом необходимо не только знать абсолютную величину этого показателя, но и отнести его к длительности эволюционного цикла развития объекта прогнозирования. Для этого можно использовать безразмерный показатель глубины (дальности) прогнозирования (τ).

(3.1)

где Δt – абсолютное время упреждения; t – величина эволюционного цикла объекта прогнозирования.

Формализованные методы прогнозирования являются действенными, если величина глубины упреждения укладывается в рамки эволюционного цикла (τ<<1). При возникновении в рамках прогнозного периода «скачка» в развитии объекта прогнозирования (τ≈1) необходимо использовать интуитивные методы, как для определения силы «скачка», так и для оценки времени его осуществления, либо теорию катастроф. В этом случае формализованные методы применяются для оценки эволюционных участков развития до и после скачка. Если же в прогнозном периоде укладывается несколько эволюционных циклов развития объекта прогнозирования (τ>>1), то при комплексировании систем прогнозирования большее значение имеют интуитивные методы.

**3.1 Интуитивные (экспертные) методы прогнозирования**

недвижимость оценка прогнозирование персептрон

Прогнозные экспертные оценки отражают индивидуальное суждение специалистов относительно перспектив развития объекта и основаны на мобилизации профессионального опыта и интуиции. Методы экспертных оценок используются для анализа объектов и проблем, развитие которых либо полностью, либо частично не поддается математической формализации, т.е. для которых трудно разработать адекватную модель. Применяемые в прогнозировании методы экспертной оценки разделяют на индивидуальные и коллективные. Индивидуальные экспертные методы основаны на использовании мнений экспертов-специалистов соответствующего профиля независимо друг от друга. Наиболее часто применимыми являются следующие два метода формирования прогноза: интервью и аналитические экспертные оценки. Метод интервью предполагает беседу прогнозиста с экспертом, в ходе которой прогнозист в соответствии с заранее разработанной программой ставит перед экспертом вопросы относительно перспектив развития прогнозируемого объекта. Успех такой оценки в значительной степени зависит от способности интервьюируемого эксперта экспромтом давать заключения по самым различным фундаментальным вопросам. Аналитические экспертные оценки предполагают длительную и тщательную самостоятельную работу эксперта над анализом тенденций, оценкой состояния и путей развития прогнозируемого объекта. Этот метод дает возможность эксперту использовать всю необходимую ему информацию об объекте прогноза. Свои соображения эксперт оформляет в виде докладной записки.

Основными преимуществами рассматриваемых методов является возможность максимального использования индивидуальных способностей эксперта и незначительность психологического давления, оказываемого на отдельного работника. Однако эти методы малопригодны для прогнозирования наиболее общих стратегий из-за ограниченности знаний одного специалиста-эксперта о развитии смежных областей науки. Методы коллективных экспертных оценок основываются на принципах выявления коллективного мнения экспертов о перспективах развития объекта прогнозирования. В основе применения этих методов лежит гипотеза о наличии у экспертов умения с достаточной степенью достоверности оценить важность и значение исследуемой проблемы, перспективность развития определенного направления исследований, времени свершения того или иного события, целесообразности выбора одного из альтернативных путей развития объекта прогноза и т.д. В настоящее время широкое распространение получили экспертные методы, основанные на работе специальных комиссий, когда группы экспертов за круглым столом обсуждают ту или иную проблему с целью согласования мнений и выработки единого мнения. Этот метод имеет недостаток, заключающийся в том, что группа экспертов в своих суждениях руководствуется в основном логикой компромисса. В свою очередь в методе Дельфи вместо коллективного обсуждения той или иной проблемы проводится индивидуальный опрос экспертов обычно в форме анкет для выяснения относительной важности и сроков свершения гипотетических событий. Затем производится статистическая обработка анкет и формируется коллективное мнение группы, выявляются, обобщаются аргументы в пользу различных суждений. Вся информация сообщается экспертам. Участников экспертизы просят пересмотреть оценки и объяснить причины своего несогласия с коллективным суждением. Эта процедура повторяется 3–4 раза. В результате происходит сужение диапазона оценок. Недостатком этого метода является невозможность учета влияния, оказываемого на экспертов организаторами опросов при составлении анкет. Как правило, основными задачами при формировании прогноза с помощью коллектива экспертов являются: формирование репрезентативной экспертной группы, подготовка и проведение экспертизы, статистическая обработка полученных документов. При формировании группы экспертов основными являются вопросы определения ее качественного и количественного состава. Отбор экспертов начинается с определения вопросов, которые охватывают решение данной проблемы; затем составляется список лиц, компетентных в этих областях. Для получения качественного прогноза к участникам экспертизы предъявляется ряд требований, основными из которых являются: высокий уровень общей эрудиции; глубокие специальные знания в оцениваемой области; способность к адекватному отображению тенденции развития исследуемого объекта; наличие психологической установки на будущее; наличие академического научного интереса к оцениваемому вопросу при отсутствии практической заинтересованности специалиста в этой области; наличие производственного и (или) исследовательского опыта в рассматриваемой области.

Для определения соответствия потенциального эксперта перечисленным требованиям используется анкетный опрос. Дополнительно к этому часто используют способ самооценки компетентности эксперта. При самооценке эксперт определяет степень своей осведомленности в исследуемом вопросе также на основании анкеты. Обработка данных дает возможность получить количественную оценку компетентности потенциального эксперта по формуле.

, (3.2)

где Vj – вес градации, перечеркнутой экспертом по j-й характеристике в анкете в баллах; Vjmax – максимальный вес (предел шкалы) j-й характеристики в баллах; т – общее количество характеристик компетентности в анкете; λ – вес ячейки, перечеркнутой экспертом шкале самооценки в баллах; р – предел шкалы самооценки эксперта в баллах. Установить оптимальную численность группы экспертов довольно трудно. Однако в настоящее время разработан ряд формализованных подходов к этому вопросу. Один из них основан на установлении максимальной и минимальной границ численности группы. При этом исходят из двух условий: высокой средней компетентности групп экспертов и стабилизации средней оценки прогнозируемой характеристики. Первое условие используется для определения максимальной численности группы экспертов nmax:

(3.3)

где С - константа; nmax – максимально возможная компетентность по используемой шкале компетентности; Кi – компетентность i-гo эксперта.

Это условие предполагает, что если имеется группа экспертов, компетентность которых максимальна, то среднее значение их оценок можно считать «истинным». Для определения константы используется практика голосования, т. е. группа считается избранной, если за нее подано 2/3 голосов присутствующих. Исходя из этого, принимается, что С=2/3. Таким образом, максимальная численность экспертной группы устанавливается на основании неравенства

(3.4)

Далее определяется минимальная численность экспертной группы nmin. Это осуществляется посредством использования условия стабилизации средней оценки прогнозируемой характеристики, которое формулируется следующим образом: включение или исключение эксперта из группы незначительно влияет на среднюю оценку прогнозируемой величины

(3.5)

где В – средняя оценка прогнозируемой величины в баллах, данная экспертной группой; В' – средняя оценка, данная экспертной группой, из которой исключен (или в которую включен) один эксперт; Вmax – максимально возможная оценка прогнозируемой величины в принятой шкале оценок; ε – заданная величина изменения средней ошибки при включении или исключении эксперта.

Величина средней оценки наиболее чувствительна к оценке эксперта, обладающего наибольшей компетентностью и поставившего наибольший балл при max B ≤ B и минимальный – при / 2 max B ≥ B . Поэтому для проверки выполнения условия (3.5) предлагается исключить из группы одного эксперта. В литературе приводится правило расчета минимального числа экспертов в группе в зависимости от заданной (допустимой) величины изменения средней оценки ε

(3.6)

Таким образом, правила (3.4)-(3.6) дают возможность получить оценочные значения максимального и минимального числа экспертов в группе. Кроме описанных выше процедур в методах коллективных экспертных оценок используется подробный статистический анализ экспертных заключений, в результате которого определяются качественные характеристики группы экспертов. В соответствии с этими характеристиками в процессе проведения экспертизы качественный и количественный состав экспертной группы может корректироваться. Подготовка к проведению экспертного опроса включает разработку анкет, содержащих набор вопросов по объекту прогноза. Структурно-организационный набор вопросов в анкете должен быть логически связан с центральной задачей экспертизы. Хотя форма и содержание вопросов определяются спецификой объекта прогнозирования, можно установить общие требования к ним: вопросы должны быть сформулированы в общепринятых терминах, их формулировка должна исключать всякую смысловую неопределенность, все вопросы должны логически соответствовать структуре объекта прогноза, обеспечивать единственное толкование. По форме вопросы могут быть открытыми и закрытыми, прямыми и косвенными. Вопрос называют открытым, если ответ на него не регламентирован. Закрытыми считаются вопросы, в формулировке которых содержатся альтернативные варианты ответов, и эксперт должен остановить свой выбор на одном (или нескольких) из них. Косвенные вопросы используют в тех случаях, когда требуется замаскировать цель экспертизы. К подобным вопросам прибегают тогда, когда нет уверенности, что эксперт, давая информацию, будет вполне искренен или свободен от посторонних влияний, искажающих объективность ответа. Рассмотрим основные группы вопросов, используемых при проведении коллективной экспертной оценки:

- вопросы, предполагающие ответы в виде количественной оценки: о времени свершения событий, о вероятности свершения событий, об оценке относительного влияния факторов. При определении шкалы значений количественных характеристик целесообразно пользоваться неравномерной шкалой. Выбор конкретного масштаба неравномерности определяется характером зависимости ошибки прогноза от периода упреждения;

- вопросы, требующие содержательного ответа в свернутой форме: дизъюнктивные, конъюнктивные, импликативные;

- вопросы, требующие содержательного ответа в развернутой форме: в виде перечня сведений об объекте; в виде перечня аргументов, подтверждающих или отвергающих тезис, содержащийся в вопросе. Эти вопросы формируются в два этапа. На первом этапе экспертам предлагается сформулировать наиболее перспективные и наименее разработанные проблемы. На втором – из названных проблем выбираются принципиально разрешимые и имеющие непосредственное отношение к объекту прогноза.

Процедура проведения экспертизы может быть различной, однако здесь также можно выделить три основных этапа. На первом этапе эксперты привлекаются для уточнения формализованной модели объекта прогноза, формулировки вопросов в анкетах, уточнения состава группы. На втором этапе осуществляется непосредственная работа экспертов над вопросами в анкетах. На третьем этапе после предварительной обработки результатов прогноза эксперты привлекаются для консультаций по недостающей информации, необходимой для окончательного формирования прогноза. При статистической обработке результатов экспертных оценок в виде количественных данных, содержащихся в анкетах, определяются статистические оценки прогнозируемых характеристик и их доверительные границы, статистические оценки согласованности мнений экспертов.

Среднее значение прогнозируемой величины определяется по формуле

(3.7)

где Bi - значение прогнозируемой величины, данное i-м экспертом; n – число экспертов в группе.

Кроме того, определяется дисперсия

(3.8)

и приближенное значение доверительного интервала

(3.9)

где t – критерий Стьюдента для заданного уровня доверительной вероятности и числа степеней свободы k = (n – 2).Доверительные границы для значения прогнозируемой величины вычисляются по формулам: для верхней границы АB=В +j, для нижней границы AH=B-j. Коэффициент вариации оценок, данных экспертами, определяется по зависимости

(3.10)

где σ - среднеквадратическое отклонение.

При обработке результатов экспертных оценок по относительной важности направлений среднее значение, дисперсия и коэффициент вариации вычисляются для каждого оцениваемого направления. Кроме того, вычисляется коэффициент конкордации, показывающий степень согласованности мнений экспертов по важности каждого из оцениваемых направлений, и коэффициенты парной ранговой корреляции, определяющие степень согласованности экспертов друг с другом. Для этого производится ранжирование оценок важности, данных экспертами. Каждая оценка, данная i-м экспертом, выражается числом натурального ряда таким образом, что число 1 присваивается максимальной оценке, а число n - минимальной. Если все оценки различны, то соответствующие числа натурального ряда есть ранги оценок i-го эксперта. Если среди оценок, данных; i-м экспертом, есть одинаковые, то этим оценкам назначается одинаковый ранг, равный средней арифметической соответствующих чисел натурального ряда.

Сумма рангов Sj, назначенных экспертами направлению j (1,…,n; х – число исследуемых направлений), определяется по формуле

(3.11)

где Rij– ранг оценки данной i-м экспертом j-му направлению.

Среднее значение суммы рангов оценок по всем направлениям равно

(3.12)

Отклонение суммы рангов, полученных j-м направлением, от среднего значения суммы рангов определяется как

(3.13)

Тогда коэффициент конкордации, вычисленный по совокупности всех направлений, составляет

(3.14)

Величина

(3.15)

рассчитывается при наличии равных рангов (n – количество групп равных рангов, tq - количество равных рангов в группе).

Коэффициент конкордации принимает значение в пределах от 0 до 1. W=l означает полную согласованность мнений экспертов, при W=0 – полную несогласованность. Коэффициент конкордации показывает степень согласованности всей экспертной группы. Низкое значение этого коэффициента может быть получено как при отсутствии общности мнений всех экспертов, так и из-за наличия противоположных мнений между подгруппами экспертов, хотя внутри подгруппы согласованность может быть высокой. Для выявления степени согласованности мнений экспертов используется коэффициент парной ранговой корреляции

(3.16)

где ψj – разность (по модулю) величин рангов оценок j–го направления, назначенных экспертами i и i+1,

(3.17)

Коэффициент парной ранговой корреляции может принимать значения от +1 до –1. Значение ρ=1 соответствует полной согласованности мнений двух экспертов. Значение ρ=–1 показывает, что мнение одного эксперта противоположно мнению другого.

Для определения уровня значимости значений коэффициентов W и ρi,i+1 можно использовать критерий χ2. Для этого вычисляется величина

(3.18)

(число степеней свободы k=т-1) и по соответствующим таблицам определяется уровень значимости полученных значений.

**3.2 Адаптивные методы прогнозирования**

Считается, что характерной чертой адаптивных методов прогнозирования является их способность непрерывно учитывать эволюцию динамических характеристик изучаемых процессов, «подстраиваться» под эту эволюцию, придавая, в частности, тем больший вес и тем более высокую информационную ценность имеющимся наблюдениям, чем ближе они к текущему моменту прогнозирования. Однако деление методов и моделей на «адаптивные» и «неадаптивные» достаточно условно. В известном смысле любой метод прогнозирования адаптивный, т.к. все они учитывают вновь поступающую информацию, в том числе наблюдения, сделанные с момента последнего прогноза. Общее значение термина заключается, по видимому, в том, что «адаптивное» прогнозирование позволяет обновлять прогнозы с минимальной задержкой и с помощью относительно несложных математических процедур. Однако это не означает, что в любой ситуации адаптивные методы эффективнее тех, которые традиционно не относятся к таковым. Постановка задачи прогнозирования с использованием простейшего варианта метода экспоненциального сглаживания формулируется следующим образом.

Пусть анализируемый временной ряд  представлен в виде

(3.19)

где a0 − неизвестный параметр, не зависящий от времени, а ετ − случайный остаток со средним значением, равным нулю, и конечной дисперсией.

Как известно, экспоненциально взвешенная скользящая средняя ряда xτ в точке xt(λ) с параметром сглаживания (параметром адаптации)  определяется формулой

(3.20)

которая дает решение задачи:

(3.21)

Коэффициент сглаживания λ можно интерпретировать также как коэффициент дисконтирования, характеризующий меру обесценения наблюдения за единицу времени.

Для рядов с «бесконечным прошлым» формула (3.20) сводится к виду

(3.22)

В соответствии с простейшим вариантом метода экспоненциального сглаживания прогноз  для неизвестного значения xt+1 по известной до момента времени t траектории ряда xt строится по формуле

(3.23)

где значение  определено формулой (3.20) или (3.22), соответственно для короткого или длинного временного ряда.

Формула (3.23) удобна, в частности, тем, что при появлении следующего (t+1)-го наблюдения xt-1 пересчёт прогнозирующей функции  производится с помощью простого соотношения 

Метод экспоненциального сглаживания можно обобщить на случай полиномиальной неслучайной составляющей анализируемого временного ряда, т.е. на ситуации, когда вместо (3.19) постулируется

(3.24)

где k ≥ 1. В соотношении (3.24) начальная точка отсчета времени сдвинута в текущий момент времени t, что облегчает дальнейшие вычисления. Соответственно, в схеме простейшего варианта метода прогноза  значения xt+1 будут определяться соотношениями (3.24). Рассмотрим еще несколько методов, использующих идеологию экспоненциального сглаживания, которые развивают метод Брауна в различных направлениях.

**3.2.1 Метод Хольта**

Хольт ослабил ограничения метода Брауна, связанные с его однопараметричностью, введением двух параметров сглаживания в его модели прогноза  и  , на l такт времени в текущий момент t также определяется линейным трендом вида

(3.25)

где обновление прогнозирующих коэффициентов производится по формулам

 (3.26)

Таким образом, прогноз по данному методу является функцией прошлых и текущих данных, параметров  и , а также начальных значений  и .

**3.2.2 Метод Хольта-Уинтерса**

Уинтерс развил метод Хольта так, чтобы он охватывал еще и сезонные эффекты. Прогноз, сделанный в момент t на l такт времени вперед, равен

(3.27)

где ωτ − коэффициент сезонности, а N − число временных тактов, содержащихся в полном сезонном цикле. Сезонность в этой формуле представлена мультипликативно. Метод использует три параметра сглаживания  а его формулы обновления имеют вид

(3.28)

Как и в предыдущем случае, прогноз строится на основании прошлых и текущих значений временного ряда, параметров адаптации , и , а также начальных значений и 

**3.2.3 Аддитивная модель сезонности Тейла−Вейджа**

В экономической практике чаще встречаются экспоненциальные тенденции с мультипликативно наложенной сезонностью. Поэтому перед использованием аддитивной модели члены анализируемого временного ряда обычно заменяют их логарифмами, преобразуя экспоненциальную тенденцию в линейную, а мультипликативную сезонность в аддитивную. Преимущество аддитивной модели заключается в относительной простоте ее вычислительной реализации. Рассмотрим модель вида (в предположении, что исходные данные прологарифмированы) где a0(τ) − уровень процесса после элиминирования сезонных колебаний, a1(τ) − аддитивный коэффициент роста, ωt − аддитивный коэффициент сезонности, δt − белый шум.

Прогноз, сделанный в момент t на l временной такт вперед, подсчитывается по формуле

(3.29)

где коэффициенты ,  и ω вычисляются рекуррентным образом с помощью следующих формул обновления

(3.30)

В этих соотношениях, как и прежде, N − число временных тактов, содержащихся в полном сезонном цикле, а , и  − параметры адаптации.

**4. ОСНОВНЫЕ ПОНЯТИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ**

В последние десятилетия в мире бурно развивается новая прикладная область математики, специализирующаяся на искусственных нейронных сетях. Актуальность исследований в этом направлении подтверждается массой различных применений НС. Это автоматизация процессов распознавания образов, адаптивное управление, аппроксимация функционалов, прогнозирование, создание экспертных систем, организация ассоциативной памяти и многие другие приложения. С помощью НС можно, например, предсказывать показатели биржевого рынка, выполнять распознавание оптических или звуковых сигналов, создавать самообучающиеся системы, способные управлять автомашиной при парковке или синтезировать речь по тексту.

Широкий круг задач, решаемый НС, не позволяет в настоящее время создавать универсальные, мощные сети, вынуждая разрабатывать специализированные НС, функционирующие по различным алгоритмам.

**4.1 Общие характеристики ИНС**

Нейросетевыми технологиями называют комплекс информационных технологий, основанных на применении искусственных нейронных сетей. Искусственные нейронные сети – это программно или аппаратно реализованные системы, построенные по принципу организации и функционирования их биологического аналога – нервной системы человека.

По данным нейробиологии нервная система человека и животных состоит из отдельных клеток – нейронов. Каждая такая клетка выполняет сравнительно простые действия: нейрон способен принимать сигналы от других клеток, и, в свою очередь, передавать сигнал другим клеткам. Исходящий сигнал формируется лишь в случае особой комбинации входящих сигналов. Таким образом, нейрон можно представить как простейший вычислительный элемент: он преобразует входящую информацию в исходящую. Это преобразование происходит в сравнительно короткий срок: время срабатывания нейрона – 2–5 мс.



Рисунок 4.1 - Биологический нейрон

На рисунке 4.1 показана структура пары типичных биологических нейронов. Дендриты идут от тела нервной клетки к другим нейронам, где они принимают сигналы в точках соединения, называемых синапсами. Принятые синапсом входные сигналы подводятся к телу нейрона. Здесь они суммируются, причем одни входы стремятся возбудить нейрон, другие - воспрепятствовать его возбуждению. Когда суммарное возбуждение в теле нейрона превышает некоторый порог, нейрон возбуждается, посылая по аксону сигнал другим нейронам. У этой основной функциональной схемы много усложнений и исключений, тем не менее, большинство искусственных нейронных сетей моделируют лишь эти простые свойства.

В основе нейросетевых технологий лежит идея о том, что функционирование биологического нейрона можно промоделировать относительно простыми математическими моделями, а вся глубина и гибкость человеческого мышления и другие важнейшие качества нервной системы определяются не сложностью нейронов, а их большим числом и наличием сложной системы связей между ними. В мозге человека их число достигает 1010 – 1012, причем каждый из них связан с 103 – 104 другими нейронами, что создает исключительно комплексную структуру. Эта структура не является статичной: человек находится в процессе постоянного обучения; на основании поступающей в его мозг информации он приобретает опыт и в результате становится способен решать новые задачи. Накопление опыта выражается в изменении характера и «силе» связей между нейронами.

Математическую модель нейрона, а также разработанные на ее основе программные и аппаратные реализации называют искусственным, или формальным нейроном.

Принципиальная схема искусственного нейрона представлена на рисунке 4.2.



Рисунок 4.2 - Принципиальная схема искусственного нейрона

Искусственный нейрон имитирует в первом приближении свойства биологического нейрона. На вход искусственного нейрона поступает некоторое множество сигналов, каждый из которых является выходом другого нейрона. Каждый вход умножается на соответствующий вес, аналогичный синаптической силе, и все произведения суммируются, определяя уровень активации нейрона. На рисунке 4.2 представлена модель, реализующая эту идею. Хотя сетевые парадигмы весьма разнообразны, в основе почти всех их лежит эта конфигурация. Здесь множество входных сигналов, обозначенных x1, x2,..., xn, поступает на искусственный нейрон. Эти входные сигналы, в совокупности, обозначаемые вектором X, соответствуют сигналам, приходящим в синапсы биологического нейрона. Каждый сигнал умножается на соответствующий вес w1, w2,…, wn, и поступает на суммирующий блок, обозначенный Σ. Каждый вес соответствует «силе» одной биологической синаптической связи. Множество весов в совокупности обозначается вектором W. Суммирующий блок, соответствующий телу биологического элемента, складывает взвешенные входы алгебраически, создавая выход, который имеет название NET. В векторных обозначениях это может быть компактно записано следующим образом: NET = XW.

Сигнал NET далее, как правило, преобразуется активационной функцией F и дает выходной нейронный сигнал OUT. Активационная функция может быть обычной линейной функцией

, (4.1)

где К - постоянная, пороговой функции, или же функцией, более точно моделирующей нелинейную передаточную характеристику биологического нейрона и представляющей нейронной сети большие возможности.



Рисунок 4.3 - Искусственный нейрон с активационной функцией

На рисунке 4.3 блок, обозначенный F, принимает сигнал NET и выдает сигнал OUT. Если блок F сужает диапазон изменения величины NET так, что при любых значениях NET значения OUT принадлежат некоторому конечному интервалу, то F называется (сжимающей) функцией. В качестве (сжимающей) функции часто используется логистическая или сигмоидальная (S-образная) функция. Эта функция математически выражается как

.(4.2)

Таким образом,

(4.3)

По аналогии с электронными системами активационную функцию можно считать нелинейной усилительной характеристикой искусственного нейрона. Коэффициент усиления вычисляется как отношение приращения величины OUT к вызвавшему его небольшому приращению величины NET. Он выражается наклоном кривой при определенном уровне возбуждения и изменяется от малых значений при больших отрицательных возбуждениях (кривая почти горизонтальна) до максимального значения при нулевом возбуждении и снова уменьшается, когда возбуждение становится большим положительным.

Рассмотренная простая модель искусственного нейрона игнорирует многие свойства своего биологического двойника. Например, она не принимает во внимание задержки во времени, которые воздействуют на динамику системы. Входные сигналы сразу же порождают выходной сигнал. И, что более важно, она не учитывает воздействий функции частотной модуляции или синхронизирующей функции биологического нейрона, которые ряд исследователей считают решающими.

Свою силу нейронные сети черпают, во-первых, из распараллеливания обработки информации и, во-вторых, из способности самообучаться, т.е. создавать обобщения. Под термином обобщение понимается способность получать обоснованный результат на основании данных, которые не встречались в процессе обучения. Эти свойства позволяют нейронным сетям решать сложные (масштабные) задачи, которые на сегодняшний день считаются трудноразрешимыми. Однако на практике при автономной работе нейронные сети не могут обеспечить готовые решения. Их необходимо интегрировать в сложные системы. В частности, комплексную задачу можно разбить на последовательность относительно простых, часть из которых может решаться с помощью НС.

Итак, приведем некоторые преимущества и достоинства нейронных сетей перед традиционными вычислительными системами.

1. Решение задач при неизвестных закономерностях.

2. Устойчивость к шумам во входных данных.

3. Адаптация к изменениям окружающей среды.

4. Потенциальное сверхвысокое быстродействие.

5. Отказоустойчивость при аппаратной реализации нейронной сети.

Нейросетевые технологии можно использовать во многих областях человеческой деятельности, например:

1. Экономика и бизнес. Предсказание рынков, автоматический дилинг, оценка риска невозврата кредитов, предсказание банкротств, оценка стоимости недвижимости, выявление пере- и недооцененных компаний, автоматическое рейтингование, оптимизация портфелей, оптимизация товарных и денежных потоков, автоматическое считывание чеков и форм, безопасность транзакций по пластиковым карточкам.

2. Медицина. Обработка медицинских изображений, мониторинг состояния пациентов, диагностика, факторный анализ эффективности лечения, очистка показаний приборов от шумов.

3. Авионика. Обучаемые автопилоты, распознавание сигналов радаров, адаптивное пилотирование сильно поврежденного самолета.

4. Связь. Сжатие видео-информации, быстрое кодирование-декодирование, оптимизация сотовых сетей и схем маршрутизации пакетов.

5. Интернет. Ассоциативный поиск информации, электронные секретари и агенты пользователя в сети, фильтрация информации в push-системах, коллаборативная фильтрация, рубрикация новостных лент, адресная реклама, адресный маркетинг для электронной торговли.

6. Автоматизация производства. Оптимизация режимов производственного процесса, комплексная диагностика качества продукции (ультразвук, оптика, гамма-излучение), мониторинг и визуализация многомерной диспетчерской информации, предупреждение аварийных ситуаций, робототехника.

7. Политические технологии. Анализ и обобщение социологических опросов, предсказание динамики рейтингов, выявление значимых факторов, объективная кластеризация электората, визуализация социальной динамики населения.

8. Безопасность и охранные системы. Системы идентификации личности, распознавание голоса, лиц в толпе, распознавание автомобильных номеров, анализ аэро-космических снимков, мониторинг информационных потоков, обнаружение подделок.

9. Ввод и обработка информации. Обработка рукописных чеков, распознавание подписей, отпечатков пальцев и голоса. Ввод в компьютер финансовых и налоговых документов.

10. Геологоразведка. Анализ сейсмических данных, ассоциативные методики поиска полезных ископаемых, оценка ресурсов месторождений.

**4.2 Функционирование ИНС**

Модели НС могут быть программного и аппаратного исполнения. Рассмотрим модель НС программного исполнения.

Несмотря на существенные различия, отдельные типы НС обладают несколькими общими чертами.



Рисунок 4.4 - Структурная схема искусственного нейрона

Во-первых, основу каждой НС составляют относительно простые, в большинстве случаев – однотипные, элементы (ячейки), имитирующие работу нейронов мозга. Далее под нейроном будет подразумеваться искусственный нейрон, то есть ячейка НС. Каждый нейрон характеризуется своим текущим состоянием по аналогии с нервными клетками головного мозга, которые могут быть возбуждены или заторможены. Он обладает группой синапсов – однонаправленных входных связей, соединенных с выходами других нейронов, а также имеет аксон – выходную связь данного нейрона, с которой сигнал (возбуждения или торможения) поступает на синапсы следующих нейронов. Общий вид нейрона приведен на рисунке 4.4. Каждый синапс характеризуется величиной синаптической связи или ее весом wi, который по физическому смыслу эквивалентен электрической проводимости.

Текущее состояние нейрона определяется, как взвешенная сумма его входов:

.(4.4)

Выход нейрона есть функция его состояния:

(4.5)



Рисунок 4.5 - а) функция единичного скачка; б) линейный порог (гистерезис); в) сигмоид – гиперболический тангенс; г) сигмоид – формула (3.6)

Нелинейная функция *f* называется активационной и может иметь различный вид, как показано на рисунке 4.5. Одной из наиболее распространенных является нелинейная функция с насыщением, так называемая логистическая функция или сигмоид (т.е. функция S-образного вида):

.(4.5)

При уменьшении α сигмоид становится более пологим, в пределе при α=0 вырождаясь в горизонтальную линию на уровне 0.5, при увеличении α сигмоид приближается по внешнему виду к функции единичного скачка с порогом T в точке x=0. Из выражения для сигмоида очевидно, что выходное значение нейрона лежит в диапазоне [0,1]. Одно из ценных свойств сигмовидной функции – простое выражение для ее производной

(4.6)

Следует отметить, что сигмоидная функция дифференцируема на всей оси абсцисс, что используется в некоторых алгоритмах обучения. Кроме того она обладает свойством усиливать слабые сигналы лучше, чем большие, и предотвращает насыщение от больших сигналов, так как они соответствуют областям аргументов, где сигмоид имеет пологий наклон.



Рисунок 4.6 - Однослойный перцептрон

Возвращаясь к общим чертам, присущим всем НС, отметим, во-вторых, принцип параллельной обработки сигналов, который достигается путем объединения большого числа нейронов в так называемые слои и соединения определенным образом нейронов различных слоев, а также, в некоторых конфигурациях, и нейронов одного слоя между собой, причем обработка взаимодействия всех нейронов ведется послойно.

Выбор структуры НС осуществляется в соответствии с особенностями и сложностью задачи. Для решения некоторых отдельных типов задач уже существуют оптимальные, на сегодняшний день, конфигурации. Если же задача не может быть сведена ни к одному из известных типов, разработчику приходится решать сложную проблему синтеза новой конфигурации. При этом он руководствуется несколькими основополагающими принципами: возможности сети возрастают с увеличением числа ячеек сети, плотности связей между ними и числом выделенных слоев; введение обратных связей наряду с увеличением возможностей сети поднимает вопрос о динамической устойчивости сети; сложность алгоритмов функционирования сети (в том числе, например, введение нескольких типов синапсов – возбуждающих, тормозящих и др.) также способствует усилению мощи НС. Вопрос о необходимых и достаточных свойствах сети для решения того или иного рода задач представляет собой целое направление нейрокомпьютерной науки. Так как проблема синтеза НС сильно зависит от решаемой задачи, дать общие подробные рекомендации затруднительно. В большинстве случаев оптимальный вариант получается на основе интуитивного подбора.

Очевидно, что процесс функционирования НС, то есть сущность действий, которые она способна выполнять, зависит от величин синоптических связей, поэтому, задавшись определенной структурой НС, отвечающей какой-либо задаче, разработчик сети должен найти оптимальные значения всех переменных весовых коэффициентов (некоторые синоптические связи могут быть постоянными).

**4.3 Модель многослойного персептрона**

Среди искусственных нейронных сетей, применяемых в экономике, наибольшее распространение получили ИНС, обучаемые с учителем, а среди них – многослойные нейронные сети типа МП.

На сегодняшний день многослойный персептрон - одна из самых используемых нейросетей. Одно из главных преимуществ многослойного персептрона, это возможность решать алгоритмически неразрешимые задачи или задачи, для которых алгоритмическое решение неизвестно, но для которых возможно составить репрезентативный набор примеров с известными решениями. При обучении нейросеть, за счёт своего внутреннего строения, выявляет закономерности в связи входных и выходных образов, тем самым как бы "обобщает" полученный на обучающей выборке опыт. В этой способности к обобщению и состоит основа привлекательности многослойного персептрона. Исследователь может сам и не знать какова зависимость между входными и выходными образами, достаточно иметь большой набор векторов, для которых известен ожидаемый выход. Многослойный персептрон можно успешно применять для решения следующих задач:

– прогнозирование поведения рынка;

– распознавание речи;

– анализ изображений;

– экспертные системы и т.д.

**4.3.1 Структура МП**

Многослойными персептронами называют нейронные сети прямого распространения. В этой ИНС нейроны размещаются последовательными группами, называемыми слоями. Входной сигнал в таких сетях распространяется в прямом направлении, от слоя к слою. Многослойный персептрон в общем представлении состоит из следующих элементов:

– множества входных узлов, которые образуют входной слой;

– одного или нескольких скрытых слоев вычислительных нейронов;

– одного выходного слоя нейронов.

Нейроны в каждом из слоев независимы друг от друга, однако каждый из нейронов связан исходящими связями с каждым нейроном следующего слоя. Таким образом, каждый из нейронов выходного и скрытых слоев принимает входящие сигналы от нейронов предыдущего слоя (рисунок 4.7).



Рисунок 4.7 - Схема многослойной нейронной сети

Количество нейронов в каждом из слоев может быть любым и не зависит от количества нейронов в других слоях. Число нейронов входного слоя определяется числом входных факторов задачи, выходного слоя – числом выходных факторов. Количество скрытых слоев и число нейронов в них может быть различным; обычно оно подбирается эмпирическим путем так, чтобы сеть обучилась наилучшим образом. Именно наличие скрытых слоев позволяет выявлять сложные, нелинейные взаимосвязи между входными и выходными факторами. Определение числа промежуточных слоев и числа элементов в них является важным вопросом при конструировании МП.

Модель МП имеет следующие отличительные признаки:

1. Каждый нейрон сети имеет нелинейную функцию активации.

Важно подчеркнуть, что такая нелинейная функция должна быть гладкой (т.е. всюду дифференцируемой). Самой популярной формой функции, удовлетворяющей этому требованию, является сигмоидальная. Примером сигмоидальной функции может служить логистическая функция, задаваемая следующей формулой.

(4.7)

где  – параметр наклона сигмоидальной функции. Изменяя этот параметр, можно построить функции с различной крутизной.

Наличие нелинейности играет очень важную роль, так как в противном случае отображение «вход-выход» сети можно свести к однослойному персептрону.

2. Несколько скрытых слоев.

МП содержит один или несколько слоев скрытых нейронов, не являющихся частью входа или выхода сети. Эти нейроны позволяют сети обучаться решению сложных задач, последовательно извлекая наиболее важные признаки из входного образа.

3. Высокая связность.

МП обладает высокой степенью связности, реализуемой посредством синаптических соединений. Изменение уровня связности сети требует изменения множества синаптических соединений или их весовых коэффициентов.

Комбинация всех этих свойств наряду со способностью к обучению на собственном опыте обеспечивает вычислительную мощность многослойного персептрона. Однако эти же качества являются причиной неполноты современных знаний о поведении такого рода сетей: распределенная форма нелинейности и высокая связность сети существенно усложняют теоретический анализ многослойного персептрона.

**4.3.2 Обучение МП**

Под обучением искусственных нейронных сетей понимается процесс настройки архитектуры сети (структуры связей между нейронами) и весов синаптических связей (влияющих на сигналы коэффициентов) для эффективного решения поставленной задачи. Обычно обучение нейронной сети осуществляется на некоторой выборке. По мере процесса обучения, который происходит по некоторому алгоритму, сеть должна все лучше и лучше (правильнее) реагировать на входные сигналы.

Выделяют три парадигмы обучения: с учителем, без учителя (или самообучение) и смешанная. В первом способе известны правильные ответы к каждому входному примеру, а веса подстраиваются так, чтобы минимизировать ошибку. Обучение без учителя позволяет распределить образцы по категориям за счёт раскрытия внутренней структуры и природы данных. При смешанном обучении комбинируются два вышеизложенных подхода.

Среди множества алгоритмов обучения с учителем наиболее успешным является алгоритм обратного распространения ошибки, который был предложен для обучения многослойной сети в 1986 г. Руммельхартом и Хинтоном. Многочисленные публикации о промышленных применениях многослойных сетей с этим алгоритмом обучения подтвердили его принципиальную работоспособность на практике. Его основная идея заключается в том, что изменение весов синапсов происходит с учетом локального градиента функции ошибки. Разница между реальными и правильными ответами нейронной сети, определяемыми на выходном слое, распространяется в обратном направлении (рисунок 4.8) - навстречу потоку сигналов. В итоге каждый нейрон способен определить вклад каждого своего веса в суммарную ошибку сети. Простейшее правило обучения соответствует методу наискорейшего спуска, то есть изменения синаптических весов пропорционально их вкладу в общую ошибку.



Рисунок 4.8 – Метод обратного распространения ошибки для многослойной полносвязной нейронной сети

При подобном обучении нейронной сети нет уверенности, что она обучилась наилучшим образом, поскольку всегда существует возможность попадания алгоритма в локальный минимум (рисунок 4.9). Для этого используются специальные приемы, позволяющие «выбить» найденное решение из локального экстремума. Если после нескольких таких действий нейронная сеть сходится к тому же решению, то можно сделать вывод о том, что найденное решение, скорее всего, оптимально.

Поправка к весовым коэффициентам:

(4.8)

где w - коэффициент синаптической связи, η - коэффициент скорости обучения сети, *Е* - функция суммарной ошибки сети.



Рисунок 4.9 – Метод градиентного спуска при минимизации ошибки сети. Попадание в локальный минимум

Основная идея обратного распространения состоит в том, как получить оценку ошибки для нейронов скрытых слоев. Заметим, что известные ошибки, делаемые нейронами выходного слоя, возникают вследствие неизвестных пока ошибок нейронов скрытых слоев. Чем больше значение синаптической связи между нейроном скрытого слоя и выходным нейроном, тем сильнее ошибка первого влияет на ошибку второго. Следовательно, оценку ошибки элементов скрытых слоев можно получить, как взвешенную сумму ошибок последующих слоев. При обучении информация распространяется от низших слоев иерархии к высшим, а оценки ошибок, делаемые сетью - в обратном направлении, что и отражено в названии метода.

Алгоритм обратного распространения ошибки реализует градиентный метод минимизации выпуклого (обычного квадратичного) функционала ошибки в многослойных сетях прямого распространения, использующих модели нейронов с дифференцируемыми функциями активации. Применение сигмоидальных функций активации, являющихся монотонно возрастающими и имеющими отличные от нуля производные на всей области определения, обеспечивает правильное обучение и функционирование сети. Процесс обучения состоит и последовательном предъявлении сети обучающих пар (x(i), y\*(i))  где x(i) и y\*(i) – вектор входных и желаемых выходных cигналов сети соответственно, изучении реакции на них сети и коррекции в соответствии с реакцией весовых параметров (элементов весовой матрицы).

Перед началом обучения всем весам присваиваются небольшие различные случайные значения (если задать все значения одинаковые, а для правильного функционирования сети потребуются неравные значения, сеть не будет обучаться).

Для реализации алгоритма обратного распространения необходимо:

1. Выбрать из заданного обучающего множества очередную обучающую пару (x(i), y\*(i)),  и подать на вход сети входной сигнал x(i).

2. Вычислить реакцию сети y(i).

3. Сравнить полученную реакцию y(i) с требуемой y\*(i) и определить ошибку y\*(i) – y(i).

4. Скорректировать веса так, чтобы ошибка была минимальной.

5. Шаги 1-4 повторить для всего множества обучающих пар (x(i), y\*(i))  до тех пор, пока на заданном множестве ошибка не достигнет требуемой величины.

Таким образом, при обучении сети подача входного сига и вычисление реакции соответствует прямому проходу сигнала от входного слоя к выходному, а вычисление ошибки и коррекция выходных параметров - обратному, когда сигнал ошибки распространяется по сети от ее выхода ко входу. При обратном проходе осуществляется послойная коррекция весов, начиная с выходного слоя. Если коррекция весов выходного слоя осуществляется с мощью модифицированного «дельта-правила» сравнительно просто, поскольку требуемые значения выходных сигналов известны, то коррекция весов скрытых слоев происходит несколько сложнее, поскольку для них неизвестны требуемые выходные сигналы.

Алгоритм обратного распространения применим к сетям с любым количеством слоев: как к сетям прямого распространения, так и к содержащим обратные связи.

**4.4 Модель сети типа радиально-базисной функции**

Радиально-базисные сети были предложены для аппроксимации функций многих переменных. C помощью радиально-базисных функций можно сколь угодно точно аппроксимировать заданную функцию. Как и многослойный персептрон, радиально-базисная сеть является универсальным аппроксиматором. Математическую основу РБ-сети составляет метод потенциальных функций, разработанный М.А. Айзерманом, Э.М. Браверианом и Л.И. Розоноэром, позволяющий представить некоторую функцию у(х) в виде суперпозиции потенциальных или базисных функций fi(x)

(4.9)

где ai(t) = (a1, a2,..., aN)T – вектор подлежащих определению параметров; f(x) = (f1(x), f2(x),..., fN(x))T – вектор базисных функций.

В РБС в качестве базисных выбираются некоторые функции расстояния между векторами

(4.10)

Векторы сi называют центрами базисных функций. Функции fi(x) выбираются неотрицательными и возрастающими при увеличении . В качестве меры близости векторов х и ci выбираются обычно либо евклидова метрика  либо манхэттенская  где 

(4.11)

Радиально-базисные сети обладают большой скоростью обучения. При их обучении не возникает проблем с «застреванием» в локальных минимумах. Однако в связи с тем, что при выполнении непосредственно классификации проводятся довольно сложные вычисления, возрастает время получения результата.

**4.4.1 Структура РБФ**

Структура РБФ соответствует сети прямого распространения первого порядка (рисунок 4.10).

Информация об образах передается с входного слоя на скрытый, являющийся шаблонным и содержащий ρ нейронов. Каждый нейрон шаблонного слоя, получая полную информацию о входных сигналах х, вычисляет функцию

(4.12)

где вектор входных сигналов ; ci - вектор центров ; R – весовая матрица.



Рисунок 4.10 – Структура радиально-базисной сети

Особенностью данных сетей является наличие радиально-симметричного шаблонного слоя, в котором анализируется расстояние  между входным вектором и центром, представленным в виде вектора во входном пространстве. Вектор центров определяется по обучающей выборке и сохраняется в пространстве весов от входного слоя к слою шаблонов.

Рассмотрим нейрон шаблонного слоя сети. На рисунке 4.11 представлен i-й нейрон шаблонного слоя РБ-сети. Обработку поступающей на него информации условно можно разделить на два этапа: на первом вычисляется расстояние между предъявленным образом х и вектором центров сi с учетом выбранной метрики и нормы матрицы R, на втором это расстояние преобразуется нелинейной активационной функцией f(x). Двойные стрелки на рисунке обозначают векторные сигналы, а тройные - матричный сигнал.



Рисунок 4.11 – Нейрон шаблонного слоя РБС

В качестве функции преобразования  наиболее часто выбираются следующие:

– гауссова функция

(4.13)

– мультиквадратичная функция

(4.14)

– обратная мультиквадратичная функция

(4.15)

– сплайн-функция

(4.16)

– функция Коши

(4.17)

Норма матрицы R-1 определяет положение осей в пространстве. В общем виде матрица R-1 может быть представлена следующим образом:

(4.18)

Весовую матрицу R1 также называют обратной ковариационной матрицей. Элементы этой матрицы равны

 (4.19)

Здесь  – некоторые управляемые параметры.

Часто матрица R-1 выбирается диагональной, т.е.  для i≠j, и более того, принимают 

Величина сигнала j-го нейрона выходного слоя уj зависит от того, насколько близок предъявляемый входной сигнал х запомненному этим нейроном центру сj. Значение уj определяется как взвешенная сумма функций (4.9), т.е.

(4.20)

Обычно выходными сигналами сети являются нормализованные значения  вычисленные по формуле

(4.21)

**4.4.2 Обучение РБФ**

РБ-сеть характеризуют три типа параметров:

– линейные весовые параметры выходного слоя wij входят в описание сети линейно);

– центры ci – нелинейные (входят в описание нелинейно) параметры скрытого слоя;

– отклонения (радиусы базисных функций) σij – нелинейные параметры скрытого слоя.

Обучение сети, состоящее в определении этих параметров, может сводиться к одному из следующих вариантов:

1. Задаются центры и отклонения, а вычисляются только веса выходного слоя.

2. Определяются путем самообучения центры и отклонения, а для коррекции весов выходного слоя используется обучение с учителем.

3. Определяются все параметры сети с помощью обучения с учителем.

Первые два варианта применяются в сетях, использующих базисные функции с жестко заданным радиусом (отклонением). Третий же вариант, являясь наиболее сложным и трудоемким в реализации, предполагает использование любых базисных функций.

Таким образом, обучение сети заключается в следующем:

– определяются центры ci;

– выбираются параметры σi;

– вычисляются элементы матрицы весов W.

Рассмотрим методику выбора параметров центров и отклонений σ. Центры ci определяют точки, через которые должна проходить аппроксимируемая функция. Поскольку большая обучающая выборка приводит к затягиванию процесса обучения, в РБ-сетях широко используется кластеризация образов, при которой схожие векторы объединяются в кластеры, представляемые затем в процессе обучения только одним вектором. В настоящее время существует достаточно большое число эффективных алгоритмов кластеризации.

Использование кластеризации отражается на формулах (4.20), (4.21) следующим образом:

(4.22)

где mi - число входных векторов в i-м кластере.

В наиболее простом варианте алгоритм кластеризации, алгоритм k-среднего, направляет каждый образ в кластер, имеющий ближайший к данному образу центр. Если количество центров заранее задано или определено, алгоритм, обрабатывая на каждом такте входной вектор сети, формирует в пространстве входов сети центры кластеров. С ростом числа тактов эти центры сходятся к центрам данных. Кандидатами в центры являются все выходы скрытого слоя, однако в результате работы алгоритма будет сформировано подмножество наиболее существенных выходов.

Как уже указывалось, параметр σi, входящий в формулы для функций преобразования, определяет разброс относительно центра сi. Варьируя параметры ci и σi, пытаются перекрыть все пространство образов, не оставляя пустот. Используя метод k-ближайших соседей, определяют k соседей центра ci и, усредняя, вычисляют среднее значение  Величина отклонения  от ci служит основанием для выбора параметра σi. На практике часто оправдывает себя выбор

(4.23)

где d=max(ci – ck) - максимальное расстояние между выбранными центрами; р - количество нейронов шаблонного слоя (образов).

Если качество аппроксимации является неудовлетворительным, выбор параметров ci и σ, а также определение весов W повторяют до тех пор, пока полученное решение не окажется удовлетворительным.

**4.5 Некоторые замечания по выбору сетей**

Актуальность тематики прогнозирования продиктована поиском адекватных моделей нейронных сетей, определяемых типом и структурой НС. В ходе исследования установлено, что радиальные базисные сети обладают рядом преимуществ перед сетями типа многослойный персептрон. Во-первых, они моделируют произвольную нелинейную функцию с помощью одного промежуточного слоя. Тем самым отпадает вопрос о числе слоев. Во-вторых, параметры линейной комбинации в выходном слое можно полностью оптимизировать с помощью известных методов моделирования, которые не испытывают трудностей с локальными минимумами, мешающими при обучении МП. Поэтому сеть РБФ обучается очень быстро (на порядок быстрее МП).

С другой стороны, до того как применять линейную оптимизацию в выходном слое сети РБФ, необходимо определить число радиальных элементов, положение их центров и величины отклонений. Для устранения этой проблемы предлагается использовать автоматизированный конструктор сети, который выполняет за пользователя основные эксперименты с сетью.

Другие отличия работы РБФ от МП связаны с различным представлением пространства модели: «групповым» в РБФ и «плоскостным» в МП. Опыт показывает, что для правильного моделирования типичной функции, сеть РБФ требует несколько большего числа элементов. Следовательно, модель, основанная на РБФ, будет работать медленнее и потребует больше памяти, чем соответствующий МП (однако она гораздо быстрее обучается, а в некоторых случаях это важнее).

С «групповым» подходом связано, и неумение сетей РБФ экстраполировать свои выводы за область известных данных. При удалении от обучающего множества значение функции отклика быстро падает до нуля. Напротив, сеть МП выдает более определенные решения при обработке сильно отклоняющихся данных, однако, в целом, склонность МП к некритическому экстраполированию результата считается его слабостью. Сети РБФ более чувствительны к «проклятию размерности» и испытывают значительные трудности, когда число входов велико.

**5. МОДЕЛИРОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СТОИМОСТИ НЕДВИЖИМОСТИ**

**5.1 Особенности нейросетевого прогнозирования в задаче оценки стоимости недвижимости**

Использование нейронных сетей можно продемонстрировать на примере задачи оценки рыночной стоимости жилой недвижимости. Очевидно, что цена квартиры зависит от многих факторов, например, общей и жилой площади, количества комнат, этажа, территориального расположения дома, его этажности, состояния, наличия коммуникаций и др. Опытные риэлторы справляются с задачей оценки без труда, применяя свои знания и интуицию, опираясь на известные им аналоги и используя ассоциативное мышление. Все эти знания и умения относятся к числу плохо формализуемых, отчасти неосознаваемых, поэтому разработка однозначного алгоритма определения цены на основе значений влияющих факторов – крайне сложная и почти невыполнимая задача.

Вместе с тем, существует значительное число примеров уже оцененных квартир. Используя массив сведений о них, можно попытаться извлечь интересующую зависимость.

Для этого создается нейронная сеть, в которой количество входных нейронов соответствует количеству входных факторов, которые влияют на цену. В выходном слое будет всего один нейрон, соответствующий выходному фактору – цене.

Для обучения необходим массив обучающих примеров. Количество примеров должно быть достаточно большим – по некоторым расчетам, в 10-15 раз больше числа нейронов в сети. Примеры предъявляются ИНС, при этом веса связей внутри нее постепенно изменяются, с тем, чтобы реальный выходной сигнал был как можно ближе к ожидаемому значению выходного фактора. Один цикл предъявления всех учебных образцов называется эпохой. Обычно требуется несколько тысяч эпох, чтобы обучить нейронную сеть, но на современных компьютерах такое обучение занимает несколько минут.

Часть примеров не участвует в обучении, а выделяется в так называемое тестовое множество. На каждой эпохе работа сети проверяется на тестовом множестве. Таким образом тестируется способность ИНС к обобщению: возможности распространить выявленную закономерность к данным, не участвующим в обучении.

Обучение ИНС заканчивается, когда достигнуто заданное значение средней (или минимальной) ошибки, когда сеть исчерпала возможности обучения или же когда пройдено определенное число эпох. После этого веса связей фиксируются, и сеть может использоваться в рабочем режиме. Теперь, если в качестве входных сигналов сети указать параметры оцениваемой квартиры, значение на выходе будет представлять ее цену, рассчитанную на основе выявленной закономерности.

Согласно вышеизложенного материала можно увидеть главное отличие ИНС от экспертных систем. Если в экспертной системе знания извлекаются из опыта специалистов, то искусственная нейронная сеть сама накапливает опыт на основе просмотра набора аналогичных примеров, и фиксирует его в виде набора весов связей.

Не всегда нейронная сеть достигает хороших результатов обучения и обобщения. Среди возможных причин можно выделить следующие:

- неудачно выбрана архитектура сети (слишком много или слишком мало нейронов в скрытых слоях);

- недостаточно примеров для обучения;

- влияющие факторы выделены неудачно: в число входных параметров не включен один или несколько факторов, в наибольшей мере влияющий на значение выходных показателей;

- искомой зависимости не существует; обучающие примеры являются уникальными, аналогия между ними отсутствует.

Приведенные причины ранжированы по степени возрастания сложности их преодоления: если проблему, указанную в пункте 1, легко исправить, изменив число нейронов, то пункт 4 говорит о невозможности решения данной задачи методами нейросетей.

**5.2 Обзор программных средств, реализующих алгоритмы нейровычислений для решения задач прогнозирования**

Сегодня разработано большое количество программных продуктов, пригодных для применения там, где возникает необходимость использования технологии нейровычислений. Существуют универсальные нейросетевые пакеты, предназначенные для решения любых задач, которые можно решить при помощи нейронных сетей, от распознавания речи и образов до решения задач прогнозирования, но, как показывает практика, такие программные продукты не всегда удобны для решения задач прогнозирования временных рядов. Существует класс нейросетевых программных продуктов, предназначенных исключительно для решения задач прогнозирования временных рядов. Наиболее популярные сегодня следующие программные продукты, реализующие нейросетевые подходы к решению задач прогнозирования.

1. Matlab – настольная лаборатория для математических вычислений, проектирования электрических схем и моделирования сложных систем. Имеет встроенный язык программирования и весьма богатый инструментарий для нейронных сетей – Anfis Editor (обучение, создание, тренировка и графический интерфейс), командный интерфейс для программного задания сетей, nnTool – для более тонкой конфигурации сети.

2. Statistica – мощнейшее обеспечение для анализа данных и поиска статистических закономерностей. В данном пакете работа с нейросетями представлена в модуле STATISTICA Neural Networks (сокращенно, ST Neural Networks, нейронно-сетевой пакет фирмы StatSoft), представляющий собой реализацию всего набора нейросетевых методов анализа данных.

3. BrainMaker – предназначен для решения задач, для которых пока не найдены формальные методы и алгоритмы, а входные данные неполны, зашумлены и противоречивы. К таким задачам относятся биржевые и финансовые предсказания, моделирование кризисных ситуаций, распознавание образов и многие другие.

4. NeuroShell Day Trader - нейросетевая система, которая учитывает специфические нужды трейдеров и достаточно легка в использовании. Программа является узкоспециализированной и как раз подходит для торговли, но по своей сути слишком близка к черному ящику.

5. Остальные программы являются менее распространенными.

В данной исследовательской работе для решения задачи прогнозирования с помощью нейронных сетей был применен пакет Statistica.

**5.3 Исходные данные для решения поставленной задачи**

Хотя нейросетевые модели являются весьма эффективными в задачах оценки, их построение связано с двумя группами проблем, которые необходимо учитывать при предобработке данных. Во-первых, в отличие от ряда развитых стран (например, США, за исключением нескольких штатов), в Украине отсутствует система обязательного публичного раскрытия информации о сделках с недвижимостью, при которой сумма сделки и основные характеристики помещения, подлежащего продаже или сдаче в аренду, предоставляются в форме анкеты в соответствующие органы и агрегируются на открытых веб-сайтах. В связи с этим информация о сделках с недвижимостью крайне ограничена и не вполне достоверна.

Для решения этой проблемы были применены несколько методов, что позволило существенно повысить качество исходных данных. Семантические анализаторы, основанные на регулярных выражениях, применялись для анализа текстов объявлений и выявления в них максимума информации, заданной в неформализованном текстовом виде. Набор решающих правил позволил исключить заведомо абсурдные анкеты, содержащие неправдоподобное сочетание признаков объекта недвижимости. Матрицы граничных значений, составленные на основе эмпирических данных рынка недвижимости и статистического анализа выбросов, позволили отсечь объявления с заведомо недостоверной ценовой информацией.

Во-вторых, классические приёмы математического моделирования экономических процессов лучше всего работают в случае, когда все зависимые факторы являются количественными. В задаче определения цены объекта недвижимости факторное пространство устроено значительно сложнее. Большинство ценообразующих факторов являются неупорядоченными (например, престижность района) или упорядоченными категориями (близость к реке: район граничит с рекой или нет). Важную роль играет также расположение объекта – географический фактор, кодирование которого представляет собой нетривиальную задачу. Простое использование географических координат не является решением проблемы, т.к. координаты – не ценообразующие факторы.

Первичный набор факторов, определявшийся экспертным путём с учётом наличия достаточного количества информации в основных риэлтерских базах, составил:

– выходная переменная: цена продажи объекта недвижимости;

– количественные факторы: общая площадь помещения (кв.м.);

– географические факторы: расположение объекта.

Количественные факторы (с учётом преобразований) используются в модели в неизменном виде.

Преимущество нейронных сетей перед моделями множественной регрессии состоит в том, что нет необходимости преобразовывать упорядоченные категории в набор бинарных переменных, теряя порядок значений, обусловленный экономическими причинами. Т.к. зависимости в нейронных сетях нелинейны, достаточно указать произвольные числовые значения, монотонно связанные с уровнями фактора, например, последовательные целочисленные значения или усреднённые значения цены в разрезе соответствующих категорий.

Статистические данные цен продаж, индексы стоимости жилья города Киева, а также основная первичная информация была предоставлена агентством недвижимости «Планета Оболонь».

Данные о ценах продаж квартир на вторичном рынке Киева приведены в таблице 5.1. Анализируя их, необходимо учитывать, что статистика цен продаж построена на основе ограниченного количества сделок.

Таблица 5.1 – Статистические данные цен реальных продаж в первом квартале 2010 года

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Тип жилья | Дата | Однокомнат-ные | Двухкомнат-ные | Трехкомнат-ные | Многокомнат-ные |
| Цена в $ за м2 | Изме-нение в % | Цена в $ за м2 | Изме-нение в % | Цена в $ за м2 | Изме-нение в % | Цена в $ за м2 | Изме-нение в % |
| Дореволюционные | 01.01.2010 | 3382 | -2,9 | 4176 | -3,0 | 3699 | -1,9 | 2055 | -4,4 |
| 01.05.2010 | 3283 | 4052 | 3627 | 2185 |
| Сталинки | 01.01.2010 | 2673 | -4,6 | 2968 | -8,3 | 3006 | -8,3 | 3231 | -7,1 |
| 01.05.2010 | 2550 | 2721 | 2758 | 3001 |
| Старая панель | 01.01.2010 | 1971 | -1,5 | 1746 | -0,4 | 1829 | -3,8 | 2129 | -0,7 |
| 01.05.2010 | 1941 | 1739 | 1759 | 2114 |
| Старый кирпич | 01.01.2010 | 2062 | -0,1 | 2072 | -3,2 | 2170 | -8,3 | 2340 | 1,3 |
| 01.05.2010 | 2060 | 2005 | 1990 | 2371 |
| Типовая панель | 01.01.2010 | 1916 | -1,9 | 1831 | -0,9 | 1747 | -1,8 | 1753 | -5,8 |
| 01.05.2010 | 1879 | 1815 | 1716 | 1652 |
| Украинская панель | 01.01.2010 | 1656 | 0,0 | 1613 | -3,8 | 1604 | -11,5 | 1740 | -3,3 |
| 01.05.2010 | 1656 | 1552 | 1419 | 1683 |
| Украинский кирпич | 01.01.2010 | 1974 | -3,4 | 2127 | -0,5 | 2246 | -2,9 | 2913 | 1,0 |
| 01.05.2010 | 1906 | 2117 | 2181 | 2943 |
| Улучшенная типовая панель | 01.01.2010 | 1795 | -2,0 | 1697 | -3,4 | 1711 | -3,3 | 1848 | -4,5 |
| 01.05.2010 | 1759 | 1640 | 1655 | 1765 |
| Улучшен-ный кирпич | 01.01.2010 | 2104 | -4,6 | 2368 | -9,6 | 2422 | -4,5 | 4252 | -5,9 |
| 01.05.2010 | 2007 | 2140 | 2313 | 4448 |

К некоторым из факторов были применены соответствующие функциональные преобразования. Цены и площади помещения были прологарифмированы. Все факторы были нормированы путём вычитания минимального значения и деления на размах вариации.

Для наглядности ниже приведена (таблица 5.2) реальная выборка, содержащая 13 входных параметров, которые необходимо использовать для построения прогностической системы оценки стоимости жилья в Киеве. Выборка составила суммарно 496 наблюдения. Она была случайно разделена на обучающую (80%), валидационную (10%) и тестовую (10%).

Таблица 5.2 – Входные данные, построенные по индексам «Планеты Оболонь»

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| месяц | Входы ИНС(Хi) | Выход ИНС |
| Январь | 0,0063 | 18 | 2,31 | 0 | 0,538 | 6,575 | 65,2 | 4,09 | 1 | 296 | 15,3 | 396,9 | 4,98 | 24 |
| 0,0273 | 0 | 7,07 | 0 | 0,469 | 6,421 | 78,9 | 4,9671 | 2 | 242 | 17,8 | 396,9 | 9,14 | 21,6 |
| 0,0272 | 0 | 7,07 | 0 | 0,469 | 7,185 | 61,1 | 4,9671 | 2 | 242 | 17,8 | 392,83 | 4,03 | 34,7 |
| 0,0323 | 0 | 2,18 | 0 | 0,458 | 6,998 | 45,8 | 6,0622 | 3 | 222 | 18,7 | 394,63 | 2,94 | 33,4 |
| ….. |
| Февраль | 0,0690 | 0 | 2,18 | 0 | 0,458 | 7,147 | 54,2 | 6,0622 | 3 | 222 | 18,7 | 396,9 | 5,33 | 36,2 |
| 0,0298 | 0 | 2,18 | 0 | 0,458 | 6,43 | 58,7 | 6,0622 | 3 | 222 | 18,7 | 394,12 | 5,21 | 28,7 |
| 0,0882 | 12,5 | 7,87 | 0 | 0,524 | 6,012 | 66,6 | 5,5605 | 5 | 311 | 15,2 | 395,6 | 12,43 | 22,9 |
| 0,1445 | 12,5 | 7,87 | 0 | 0,524 | 6,172 | 96,1 | 5,9505 | 5 | 311 | 15,2 | 396,9 | 19,15 | 27,1 |
| …. | …. | ….. | …. | … | ….. | …… | ….. | …… | ….. | ….. | …… | ……. | …… | …… |
| Май | 0,17899 | 0 | 9,69 | 0 | 0,585 | 5,67 | 28,8 | 2,7986 | 6 | 391 | 19,2 | 393,29 | 17,6 | 23,1 |

При этом формируя выборку определенного размера, можно всегда скорректировать количество входных и выходных данных (взять меньше чем присутствует в таблице, таким образом оставшиеся наборы просто не будут участвовать в обучении). Т.е. выборка не будет терпеть каких- либо изменений что упростит работу при моделировании.

Пример прогнозирования оценки рыночной стоимости недвижимости.Исследования проводились на основе модели сети с разными архитектурами (РБФ и МП) и были выбраны наилучшие сети по ряду характеристик. Целью проводимых экспериментов было построение нейросетевой прогностической системы с наименьшей ошибкой тестирования. Для достижения данной цели было проведено исследованиевлияния представления исторических и прогнозируемых данных на ошибкупрогнозирования. Также были рассмотрены вопросы влияния структурынейронной сети на скорость обучения и ошибку прогнозирования.

**5.4 Результаты моделирования**

Каждый из экспериментов состоял из несколько этапов:

1. Формирование обучающей выборки. На этом этапе определялся вид представления исторических и прогнозируемых данных, осуществлялось формирование блока представительских (обучающих) выборок.

2. Обучение нейронной сети с использованием сформированного на первом этапе блока обучающих выборок. Качество обучения характеризовалось ошибкой обучения, определяемой как суммарное квадратичное отклонение значений на выходах нейронной сети в обучающей выборке от реальных значений, полученных на выходах нейронной сети. Критерий прекращения обучения – 600 итераций или уменьшение ошибки на выходах сети на два порядка, по сравнению с первичной ошибкой. В том случае, если при описании опыта не указано, что произошло снижение ошибки на два порядка, обучение останавливается по первому критерию.

3. Третий этап – тестирование нейронной сети. Определяется качество прогнозирования при подаче на вход 4,0-5,0 % наборов из обучающей выборки. Эксперимент является успешным, если относительная достоверность не менее 80,0 %.

4. На четвертом этапе осуществляется пробное прогнозирование. На входе нейронной сети – наборы, которые не были внесены в обучающую выборку, но результат по которым (прогноз) известен.

Полученные результаты приведены ниже (рисунок 6.1, таблица 6.3).



Рисунок 5.1 – Результат прогнозирования

Таблица 5.3 – Результаты поиска оптимальных нейросетевых структур при проведении исследования

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| № | Архитектура | Производительность обучения | Ошибка обучения | Контрольная ошибка | Корреляция |
| 1 | МП 5-4-1 | 0,401670 | 0,084714 | 0,085163 | 0,90129 |
| 2 | МП 6-4-1 | 0,409401 | 0,085963 | 0,082306 | 0,89730 |
| 3 | РБФ 13-29-1 | 0,399905 | 0,042725 | 0,046866 | 0,87924 |
| 4 | РБФ 12-44-1 | 0,372236 | 0,039769 | 0,044508 | 0,89125 |
| 5 | РБФ 12-67-1 | 0,370119 | 0,039542 | 0,039268 | 0,89041 |

Таблица 5.4 – Результаты прогноза пяти наилучших сетей

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| № наблюде-ния | выход | МП 5-4-1 | МП 6-4-1 | РБФ 13-29-1 | РБФ 12-44-1 | РБФ 12-67-1 |
| 1 | 19.30000 | 16.46174 | 17.52021 | 18.15556 | 18.69394 | 20.23986 |
| 2 | 22.00000 | 19.18554 | 21.64104 | 20.24270 | 24.02081 | 22.60867 |
| 3 | 20.30000 | 20.37075 | 22.07099 | 20.99243 | 23.81311 | 22.53081 |
| 4 | 20.50000 | 20.07585 | 20.98084 | 19.75282 | 21.61238 | 20.09558 |
| 5 | 17.30000 | 20.59252 | 20.83783 | 17.01615 | 18.12504 | 16.49583 |
| 6 | 18.80000 | 19.35636 | 20.82702 | 20.12393 | 21.78268 | 20.12268 |
| 7 | 21.40000 | 20.18651 | 21.81011 | 21.23228 | 23.69920 | 22.15571 |
| 8 | 15.70000 | 19.24575 | 20.63956 | 15.99494 | 16.97535 | 15.58635 |
| 9 | 16.20000 | 16.47351 | 15.98440 | 16.54179 | 15.09492 | 15.63252 |
| 10 | 18.00000 | 20.13308 | 18.21978 | 19.95714 | 18.36202 | 19.22542 |
| 11 | 14.30000 | 16.09037 | 15.45824 | 15.49104 | 14.27741 | 14.79159 |
| 12 | 19.20000 | 23.05850 | 20.23653 | 21.77788 | 20.33284 | 21.45920 |
| …. | ….. | ….. | ….. | ….. | …… | ….. |
| 496 | 23.10000 | 15.28950 | 16.22822 | 18.22000 | 21.10664 | 22.01762 |

В результате получили 5 обученных сетей с определенной архитектурой (таблица 5.3) которые могут прогнозировать оценку рыночной стоимости недвижимости (рисунок 5.1) при 13-ти входах исключительно по историческим данным изменения стоимости. Как видим, коэффициент корреляции примерно одинаков для всех пяти сетей, что говорит о малой точности прогноза. По результатам опыта можно сказать, что все сети справились с поставленной задачей одинаково. Однако на некоторых значениях выхода радиально-базисная сеть имеет значительные отклонения от ожидаемого значения.

Таблица 5.5 - Ошибки регрессии исходного ряда и ряда, построенного выбранной сетью

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | МП 5-4-1 | МП 6-4-1 | РБФ 13-29-1 | РБФ 12-44-1 | РБФ 12-67-1 |
| Среднее данных  | 22,59536 | 22,59536 | 22,59536 | 22,59536 | 22,59536 |
| Ст. откл. данных | 9,25768 | 9,25768 | 9,25768 | 9,25768 | 9,25768 |
| Среднее ошибки | -0,28934 | -0,04780 | -0,11828 | -0,01311 | -0,04417 |
| Ст. откл. ошибки | 4,01236 | 4,08657 | 4,41488 | 4,19897 | 4,21786 |
| Среднее абсолютной ошибки | 2,86810 | 2,75566 | 2,91148 | 2,81306 | 2,56776 |
| Отношение ст. откл. | 0,43341 | 0,44143 | 0,47689 | 0,45357 | 0,45561 |
| Корреляция | 0,90129 | 0,89730 | 0,87924 | 0,89125 | 0,89041 |

**ВЫВОДЫ**

Искусственные нейронные сети получили наибольшее распространение в области прогнозирования динамических показателей, они успешно применяются для решения целых классов экономических задач. Вместе с тем, для многих областей изучение возможностей применения ИНС находится в экспериментальной стадии. Нейросетевые технологии не должны рассматриваться как универсальное средство решения всех интеллектуальных задач. Их применение оправдано в тех областях, в которых существует значительное число однотипных примеров, отражающих скрытые взаимосвязи.

Нейросетевые технологии в отличие от экспертных систем предназначены для решения плохо формализованных задач. Такого рода технологии используются для распознавания каких-либо событий или предметов. С их помощью можно воспроизвести многочисленные связи между множеством объектов. Принципиальное отличие искусственных нейросетей от обычных программных систем, например экспертных, состоит в том, что они не требуют программирования. Они сами настраиваются, т.е. обучаются тому, что требуется пользователю.

В данной работе также были рассмотрены подходы к выбору метода прогнозирования стоимости жилой недвижимости. С учётом большого количества ценообразующих факторов, их сложной структуры, а также нелинейной зависимости между ценами и влияющими факторами, в качестве метода моделирования были выбраны нейронные сети. Настройка моделей на основе базы данных по сделкам с недвижимостью показала, что наилучшее качество показывает обобщённо-регрессионная нейронная сеть (GRNN). Этот результат согласуется с выводами работы, в которой проводится сравнение различных моделей для прогнозирования обменных курсов валют.

Среднеквадратическая относительная ошибка прогноза по модели составляет 20% - это типичная точность для моделей массовой оценки. Построенная модель позволяет повысить эффективность управления комплексами недвижимости в масштабах города или крупной корпорации и сделать этот механизм более прозрачным.

В то же время, существует ряд направлений совершенствования модели, прикладную ценность которых предстоит изучить в дальнейшем. Среди них можно выделить:

• включение в модель временного фактора для учёта и прогнозирования трендов на рынке недвижимости;

• точную географическую привязку объекта оценки путём включения в модель географических координат объекта в некоторой (например, полярной) системе;

• разработку механизма интерпретации результатов и определения основных аналогов, повлиявших на результат оценки, при использовании сети МП;

• поиск оптимального комбинирования сетей МП и РБФ в целях снижения общей погрешности;

• обобщение результатов на другие города Украины с учётом их особенностей и создание единой системы массовой оценки недвижимости в масштабах страны. При одновременном внедрении обязательного публичного раскрытия информации о сделках по аренде и продаже, это позволит перейти к налогу на недвижимость с его рыночной стоимости.

**ПЕРЕЧЕНЬ ССЫЛОК**

1. Державний стандарт України ДСТУ 3008-95. Документація. Звіти у сфері науки і техніки. Структура і правила оформлення. – К.: Держстандарт України, 1995.
2. Руденко О.Г., Бодянский Е.В. Искусственные нейронные сети: Учебное пособие. – Харьков: ООО «Компания СМИТ», 2005. – 408 с.
3. Бирман Э.Г. Сравнительный анализ методов прогнозирования //НТИ. Сер.2 – 1986. – №1. – С. 11–16.
4. Владимирова Л.П. Прогнозирование и планирование в условиях рынка: Учебное пособие. – М.: Издательский дом «Дашкови К», 2000. – 308 с.
5. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей. Кн. 1: Учеб. Пособие для вузов. – М.: ИПРЖР, 2001. – 385 с.
6. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей. – М.:СП“ПараГраф”,1990. – 159 с.
7. Заенцев И.В. Нейронные сети: основные модели/Учебное пособие к курсу «Нейронные сети» – Воронеж: ВГУ, 1999. – 76 с.
8. Оценка недвижимости: Учебник / под ред. А.Г. Грязновой, М.А. Федотовой. – М., “Финансы и статистика”, 2002.

Оценка рыночной стоимости недвижимости, под общей редакцией Зарубина В.Н и Рутгайзера В.М., М.: Дело, 1998.

«Экономика недвижимости» под редакцией Ресина В.И. М., 1999 г.

1. «Экономика и управление недвижимостью» под общ. ред. П.Г. Грабового, М.: «АСВ» 1999.
2. Айвазян С.А., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Прикладная статистика. Основы моделирования и первичная обработка данных. – М.: Финансы и статистика, 1983. – 471 с.
3. <http://ru.wikipedia.org>
4. Крамер Г. Математические методы статистики. – М.: Мир, 1975.
5. Бодянский Е.В., Кучеренко Е.И. Диагностика и прогнозирование временных рядов многослойной радиально-базисной нейронной сети //Труды VIII Всероссийской конференции «Нейрокомпьютеры и их применение»: Сб. докл., 2002. – С. 69–72.
6. Болн Б., Хуань К.Дж. Многомерные статистические методы для экономики. М.: Наука, 1979. – 348 с.
7. Голованова Н.Б., Кривов Ю.Г. Методические вопросы использования межотраслевого баланса в прогнозных расчетах//Взаимосвязи НТП и экономического развития: Сб. науч. тр./АН СССР. СО, ИЭиОПП. – Новосибирск, 1987. –С. 62–77.
8. Головко В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн.4: Учеб. пособие для вузов/Общая ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2001. – 256 с.
9. Мриль Н.В. Решение задачи финансового прогнозирования на основе нейронных сетей. // 14-й международный молодежный форум "Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке". Сб. материалов форума. – Харьков. ХНУРЕ. – c.108.