

Башкирский Государственный Университет

Абдуллин Ринат Рашатович
студент IV курса экономического факультета
группы 4.2 "национальная экономика"

**МОДЕЛИРОВАНИЕ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ МАКРОЭКОНОМИЧЕСКИХ
ПРОЦЕССОВ: ПРОБЛЕМАТИКА ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ
РЕШЕНИЙ**

Содержание

Введение	3
1. Прогнозирование национальной экономики	5
2. Классическая эконометрика в моделировании и прогнозировании	7
2.1. Традиционная методология: описание и критика	9
2.2. Современный подход к эконометрическому моделированию	11
3. Проблемы макроэкономического прогнозирования	13
3.1. Постоянство механизмов	15
3.2. Недостаточный набор данных	16
3.3. Проблема ложной регрессии	17
4. Нейросетевые решения	18
4.1. Структура и математическая модель	18
4.1.1. Искусственный нейрон	18
4.1.2. Нейронные сети обратного распространения	19
4.1.3. Повышение эффективности обучения НС обратного распространения	21
4.2. Применение в моделировании и прогнозировании	21
5. Нейросетевое моделирование макроэкономических процессов	23
5.1. Проблемы и их решение	23
5.1.1. Сложность программной реализации.	23
5.1.2. Ресурсоемкость применяемых алгоритмов	23
5.1.3. Сложность анализа логики нейросетевых моделей	24
5.2. Принципиальные особенности	24
5.2.1. Использование группы взаимосвязанных показателей	25
5.2.2. Комбинированный алгоритм выявления определяющих факторов	26
5.2.3. Автоматический контроль настройки нейросетевых моделей	27
5.3. Процесс построения комплексной нейросетевой модели	27
5.3.1. Подготовка данных	27
5.3.2. Выявление определяющих факторов	28
5.3.3. Построение нейронных субмоделей	30
5.3.4. Объединение субмоделей и прогнозирование	31
6. Преимущества использования нейронных сетей при прогнозировании национальной экономики	32
6.1. Системный подход к моделированию	32
6.2. Широкие возможности работы с данными	32
6.3. Ориентированность в будущее	32
6.3. Более точные прогнозы динамических процессов	33
Заключение	35
Список использованной литературы	36
Приложения	38
Рисунки	38
Таблицы	39

Введение

*Кто - еще до сражения - побеждает
предварительным расчетом, у того шансов
много; кто - еще до сражения - не
побеждает расчетом, у того шансов мало.
У кого шансов много - побеждает; у кого
шансов мало - не побеждает; тем более же
тот, у кого шансов нет вовсе.*

Сунь-Цзы¹

Инструментарий национальной экономики представляет собой теоретико-методологические подходы к анализу состояния, факторов, проблем, закономерностей, тенденций, параметров развития системы и разработанные на этой основе меры, приемы и средства подготовки и реализации макроэкономических решений, служащих интересам страны, ее населения. Одним из ключевых этапов данного процесса является моделирование макроэкономических процессов и дальнейшее использование эконометрических моделей в прогнозировании (здесь и далее используется терминология учебника «Национальная экономика» Российской экономической академии имени Г.В. Плеханова) [3].

Современный этап развития теории и практики мирохозяйствования характеризуется масштабными и качественными преобразованиями, происходящими в различных областях жизнедеятельности общества и государства, многоаспектностью социально-экономических перемен и усложнением экономики страны. В связи с этим встает, на мой взгляд, проблема смены традиционного инструментария, применяемого при моделировании подобных процессов и выявлении пропорций, определяющих состояние экономики страны. Альтернативой может стать применение моделей на основе нейронных сетей. Возможности, проблематике и необходимости их использования в процессе моделирования и прогнозирования сложных макроэкономических посвящена данная работа.

В первой главе подчеркивается чрезвычайно важная роль, которую играет моделирование и прогнозирование в развитии экономики России. Здесь поднимается проблема того, что на данном этапе развития национальной экономики применяемый инструментарий прогнозирования не способен давать результаты требуемой точности.

Во второй главе приводится систематизированное описание эконометрического инструментария моделирования макроэкономических процессов в национальной экономике, применяемого на современном этапе.

В ходе использования эконометрических моделей для прогнозирования и моделирования сложных экономических систем возникает ряд проблем. В третьей главе дается описание следующих проблем:

- 1) проблема постоянства механизмов;
- 2) проблема недостаточного набора данных;

¹ Данная цитата взята из трактата великого полководца и философа "Искусство войны", глава 1 "Предварительные расчеты", который можно найти в Библиотеке Мошкова [1].

3) проблема ложной регрессии.

В четвертой главе описываются основы аппарата нейронных сетей, поднимается вопрос о возможности его применения для моделирования макроэкономических процессов и прогнозирования национальной экономики.

В пятой главе приводится описание нейросетевого моделирования макроэкономических процессов, а также решения следующих проблем

- 1) сложность программной реализации;
- 2) требовательность к машинным ресурсам;
- 4) сложность анализа логики полученной модели.

В шестой главе систематизируются следующие причины, по которым предпочтительнее использовать в качестве инструментария прогнозирования национальной экономики нейросетевые модели, а не эконометрические:

- 1) возможность системного подхода;
- 2) более широкие возможности использования данных;
- 3) широкие перспективы в будущем;
- 4) способность давать более точные прогнозы динамических процессов(производится сравнительное построение ретро прогнозов).

1. Прогнозирование национальной экономики

Экономическая наука принадлежит к числу самых сложных и в то же время важнейших сфер человеческого знания. Ошибки в этой сфере или нарушение ее законов могут обернуться не только частичными ухудшениями, но и деформацией структуры всей национальной экономики, вплоть до ее деградации и разрушения.

Избежать подобных ситуаций, к сожалению, невозможно, поскольку в национальной экономике, как и в любой динамичной и эволюционно развивающейся системе, любое событие или действие всегда влечет за собой не только благоприятные последствия, но и негативные. Однако возможно (и необходимо) свести подобный отрицательный эффект к минимуму, если своевременно внести соответствующие коррективы в хозяйственные решения по стабилизации, восстановлению, развитию и совершенствованию экономики страны, в содержание и характер социальной, демографической, экономической, структурной, технико-технологической, инвестиционно-инновационной, денежно-кредитной, валютной, таможенной и другой политики государства.

В силу всего вышесказанного особенно важными становятся прогнозы, как средство научного предвидения, вариантного анализа, получения дополнительной информации при выработке решений, особенно на предварительных стадиях разработки планов.²

При решении любых проблем, связанных с национальной экономикой, задействуется ее инструментарий, который представляет собой теоретико-методологические подходы к анализу состояния, факторов, проблем, закономерностей, тенденций, параметров развития. Иными словами, при анализе и прогнозировании народнохозяйственных процессов используются макроэкономические модели, методология составления которых черпается из эконометрического моделирования. К сожалению, при подобном "заимствовании" зачастую опускается из круга возникающих проблем тот факт, что национальная экономика - "сложная хозяйственная, социальная, организационная, научно-технологическая система", которая "обладает совокупным экономическим потенциалом, состоящим из отдельных потенциалов, накопленных в процессе ее функционирования". Чаще всего это происходит из-за того, что пристальное изучение, анализ и включение в общую модель национальной экономики всех обнаруженных причинно-следственных связей занимает, при использовании традиционных способов эконометрического моделирования, неоправданно много времени и ресурсов. Более того, при рассмотрении относительно стабильно развивающихся экономических систем, которые не отличаются высокой степенью сложности, подобные «классические» способы имеют перед всеми другими много преимуществ. В первую очередь они заключаются в относительной простоте применения, наличии тщательно проработанной методологии, более высокой степени "прозрачности" для последующего анализа [3, с.10, 434].

Однако не следует забывать, что национальная экономика России представляет собой чрезвычайно сложную и многогранную систему. Более того, на данный момент она находится в т.н. «переходном» состоянии, которое отличается высокой степенью динамизма

в области структурных преобразований всей системы народного хозяйствования [4]³. В подобных условиях происходит значительное уменьшение доверительных интервалов (Confidence Limits) любых построенных моделей, однако классические, основными принципами которых являются *Ceteris Paribus*⁴ и инерционность, страдают значительно больше всех других. В то же время наблюдается сравнительное повышение надежности решений, найденных с помощью новых технологий анализа данных, хотя и в данном случае приходится решать ряд специфических проблем [5; 8; 9; 10].

В следующей главе приводится краткая характеристика применяемых на современном этапе в национальной экономике методов макроэкономического моделирования и прогнозирования.

² Прогноз (от греч. *prognosis* - предвидение, предсказание) - это "научно обоснованная гипотеза о вероятном будущем состоянии экономической системы и экономических объектов и характеризующие это состояние показатели" [2]

³ Термин «*переходная экономика*» был взят в кавычки, поскольку по целому ряду признаков, текущее состояние национальной экономики никак нельзя назвать переходным в общепринятом понимании этого слова [5, 6, 7].

⁴ От лат. «при прочих равных условиях»

2. Классическая эконометрика в моделировании и прогнозировании

Если для целей прогнозирования выбирать между Бобом Солоу и эконометрической моделью, то я выбрал бы Боба Солоу; но все же лучше Боб Солоу с эконометрической моделью, чем Боб Солоу без нее.

Поль Самуэльсон⁵

При использовании эконометрических методов в моделировании и прогнозировании процессов национальной экономики исследователь сталкивается с огромным количеством сложных проблем, что делает полученные им результаты ненадежными и спорными. Поэтому должны быть веские причины, побуждающие использовать эти методы. Изложим кратко вышеуказанные проблемы, а затем некоторые из причин, в связи с которыми исследователь вынужден пользоваться данными методами.

По мнению Дэвида Хендри: “Проблемы в эконометрии многочисленны и разнообразны. Экономика - это сложный, динамический, многомерный и эволюционирующий объект, поэтому изучать ее трудно. Как общество, так и общественная система изменяются со временем, законы меняются, происходят технологические инновации, поэтому найти в этой системе инварианты непросто. Временные ряды коротки, сильно агрегированы, разнородны, нестационарны, зависят от времени и друг от друга, поэтому мы имеем мало эмпирической информации для изучения. Экономические величины измеряются неточно, подвержены значительным позднейшим исправлениям, а важные переменные часто не измеряются или ненаблюдаемы, поэтому все наши выводы неточны и ненадежны. Экономические теории со временем меняются, соперничающие объяснения сосуществуют друг с другом, и поэтому надежная теоретическая основа для моделей отсутствует. И среди самих эконометристов, по-видимому, нет согласия по поводу того, как следует заниматься их предметом” [12, с.5].

При анализе временного ряда все основное внимание уделяется поиску зависимостей в самом временном ряде, хотя логика подсказывает, что гораздо более вероятно наличие причинно-следственных связей с иными событиями, показателями и данными, нежели то, что зависимая переменная развивается по закону синусоидальной восходящей. Если, может быть, использование подобного подхода и допустимо в других областях человеческого знания, то в национальной экономике «стоимость вопроса» слишком высока. Здесь гораздо

⁵ Здесь и далее эпитафии взяты из Интернет источника «Jokes about economists and economics» [11]

важнее вовремя выявить и определить только что наметившееся изменение тренда, чем вычислить его точные параметры *Ceteris Paribus* [8, с.130].

Главная проблема существующей на данный момент методологии математического анализа экономических процессов состоит в том, что она опирается на четкую систему математических же правил, позволяющих определить (иногда даже абстрагируясь от экономического смысла используемых данных), какой вариант развития **из предложенных** лучше всего подходит в данном случае. Например, если при анализе, моделировании и прогнозировании ситуации в национальной экономике некой страны необходимо было бы определить в каком состоянии (равновесном или неравновесном) она находится, то возможная ситуация динамического равновесия (при условии, что колебания больше допуска изменений для равновесного состояния) была бы неверно классифицирована.

Кроме того, на данный момент не существуют (или только разрабатываются) методики точного анализа и моделирования экономических систем, описываемых большим числом показателей (как количественных, так и качественных), характеризующих различные взаимосвязанные процессы [13; 14].

Однако, несмотря на вышеуказанные проблемы, существуют веские причины, побуждающие использовать эконометрические методы при анализе макроэкономических систем.

Во-первых, как считает Цыплаков А.А., не существует альтернативы статистическим методам в поиске общих закономерностей, связывающих наблюдаемые эмпирические факты.⁶ Поскольку любое измерение связано со случайными ошибками, то применение статистики неизбежно, кроме тех случаев, когда ошибки пренебрежимо малы. Экономические измерения нельзя отнести к разряду точных. Кроме того, многие экономические факторы являются ненаблюдаемыми и неизмеримыми, либо данные о них отсутствуют, и эти ненаблюдаемые величины приходится считать случайными. Таким образом, хочет этого исследователь или нет, он всегда получает оценки, имеющие некоторое случайное распределение. Если не использовать статистические методы, то вероятностные свойства получаемых оценок остаются неизвестными [15].

Предположим, что исследователь получил оценку определенной величины, которая оказалась положительным числом. Может ли он быть уверенным, что полученный результат значим, а не является случайным совпадением? Эконометрические методы позволяют формально проверить гипотезу о знаке полученной оценки.

Не будет преувеличением утверждать, что любой вывод о наличии наблюдаемой закономерности делается, осознано или неосознано, исходя из того, насколько вероятно было бы такое сочетание данных при отсутствии связи. Если такое случайное совпадение представляется маловероятным, тогда с уверенностью делается вывод о наличии связи. Но описанная процедура есть ни что иное, как неформальное описание проверки статистической гипотезы определенного вида. И, по-видимому, предпочтительнее применять менее субъективные формальные процедуры, что переводит получаемые результаты на универсальный язык статистики и стандартизирует их.

⁶ Не следует забывать, что на данный момент рассматривается только **традиционная** точка зрения на проблему.

Чрезвычайную важность применения унифицированных процедур демонстрирует нам история физики. В экспериментальной физике этот процесс выразился в использовании стандартизированного лабораторного оборудования, в использовании стандартных методов проведения экспериментов и измерений. По сути дела речь шла о возникновении широко принятой культуры проведения экспериментов и измерений. Экономика точно также нуждается в унификации процедур, применяемых при обработке данных и моделировании.⁷

Однако не следует забывать о существенном отличии экономики от наук естественных – она опирается на человеческие отношения. И если поведение отдельного индивида просчитать практически невозможно, то поведение более крупной общности более предсказуемо. Поскольку национальная экономика оперирует показателями в региональных и страновых масштабах, то становится возможным пользоваться принципами рационального поведения хозяйствующих субъектов и инерционности больших масс [17; 18].

Во-вторых, применение эконометрики не исключает применения других прикладных методов. Эконометрические методы следует рассматривать скорее как инструмент, чем как самостоятельное прикладное моделирование.

Эконометрические методы позволяют не только получить оценки, но и проверить гипотезы, лежащие в основе используемой модели экономического явления, выявить, какие гипотезы нарушаются, и, возможно, указать, в каком направлении следует модифицировать модель. Но не более.

Большинство серьезных проблем, с которыми приходится сталкиваться при эконометрическом моделировании, на самом деле носят общий характер для экономической науки, поскольку они связаны с характером самого предмета исследований - экономических процессов [12].

Невозможность использования эконометрических методов и применение вследствие этого каких-то других методов является с этой точки зрения проблемой, а не достоинством.

Другой вопрос заключается в том, следует ли вообще моделировать экономические процессы. Можно предложить следующий аргумент: люди всегда, рассуждая об экономике, держат в голове некоторую неформализованную “модель” или “теорию”. Отличие ученого-экономиста заключается в том, что он в явном виде выписывает ту модель, с которой работает и поэтому может выявить, на каких именно предположениях он основывается, может увидеть слабые места своей концепции. Однако не следует забывать, что модель, построенная в сознании, опирается помимо всех остальных также на качественные оценки, на вероятностную и нечеткую логику. Всё это зачастую невозможно перевести в эконометрические модели на языке строгой математики логики.

2.1. Традиционная методология: описание и критика

*Четыре золотых правила
эконометрики:
1. Думайте блестяще,
2. Будьте бесконечно креативным,
3. Будьте неправдоподобно удачливым,*

⁷ Более подробно об этом написано в работах таких исследователей, как Fair и Shiller, Swanson и White [13; 16].

4. Если не выходит, станьте теоретиком Дэвид Хендри

В последние годы подверглась критике доминировавшая в течение многих лет эконометрическая методология. Приведем ее краткое и в большой мере стилизованное описание.

Согласно этой методологии, полученные результаты считаются тем лучше, чем более сильно коррелированы те величины, которые должны быть связаны между собой согласно теории, чем точнее предсказания соответствуют наблюдаемым данным (где точность предсказаний, как правило, измеряется с помощью коэффициента детерминации), чем более значимыми являются полученные оценки с точки зрения t - или F -статистик, когда эти оценки имеют правильный знак. Некоторые учебники, написанные в то время, когда этот подход преобладал, отводят значительное место тому, как наиболее эффективным образом организовать перебор потенциальных объясняющих переменных, чтобы наилучшим образом предсказать объясняемую переменную, чтобы коэффициент детерминации был как можно большим, а F -статистика как можно более значимой. В некоторые статистические пакеты встроена такая автоматическая процедура перебора. Есть также программы, позволяющие быстро и удобно перебрать набор стандартных функциональных форм зависимостей между парой переменных (корни, логарифмы, обратные величины и т. д.).

Если получены настораживающие диагностики в критериях спецификации, таких как критерий Дарбина-Уотсона, то исследователь, следующий этой традиционной методологии вместо того, чтобы пересмотреть модель, данные и т. п., воспринимает это как сигнал к применению более продвинутых методов оценивания, которые бы позволили справиться с обнаруженными проблемами.

Для описываемого подхода характерно стремление во что бы то ни стало получить “наилучший” результат, вместо стремления получить результат осмысленный и надежный, когда в результате стремления минимизировать ошибку происходит аппроксимация по белому шуму, вследствие этого, естественно, теряется всякая научная ценность построенной модели. К такой эконометрической практике можно отнести резкие слова Э. Лимера: “Существует две вещи, процесс изготовления которых лучше не видеть: сосиски и эконометрические оценки” [15].

Эвристическая ценность методов перебора с целью поиска наилучшей модели может быть высока. Однако очень важно понимать, что исследователя на этом пути подстерегает большая опасность. Поскольку исследователь стремится максимально улучшить точность подбора, согласие предсказаний модели и реальных данных, то в проводимой после получения оценок проверке значимости переменных должны применяться модифицированные критические границы. Если этого не делать, то номинальная значимость переменных, оказывается преувеличенной. Другой важный момент состоит в том, что если используемые при оценивании гипотезы неверны, то полученные оценки должны рассматриваться как бессмысленные, и высокий уровень коэффициента детерминации не может придать им больше достоверности. Кроме того, следует помнить, что выбор модели, имеющей максимальный коэффициент детерминации не имеет под собой достаточно прочного теоретического обоснования. Например, если зависимая переменная в двух регрессионных моделях имеет разную функциональную форму, то их нельзя сравнивать при

помощи коэффициента детерминации. Если же речь идет о целой взаимосвязанной совокупности процессов, динамика развития которых во времени существенно различается (сюда следует, особо выделив, отнести и систему национальной экономики), то можно утверждать, что в таком случае традиционный эконометрический анализ не в состоянии предложить не только научно проработанную методологию моделирования, но даже не имеет инструментов для точной системной оценки полученной модели (например, оценка любой модели с нестационарными, но коинтегрированными переменными на данном этапе развития эконометрики представляет собой сложную проблему).

2.2. Современный подход к эконометрическому моделированию

В современном подходе к эконометрическому моделированию предпочтение отдается тем моделям, которые проходят диагностические критерии, хотя, может быть, и имеют низкий коэффициент детерминации, перед теми моделями, которые имеют высокий коэффициент детерминации, однако диагностические критерии говорят о нарушении основополагающих гипотез, необходимых для того, чтобы обосновать применяемые методы оценивания.

Данное положение говорит в пользу современного подхода. Однако, на мой взгляд, простого применения подобных диагностических критериев **после** того, как уже была построена модель, не достаточно для получения надежных результатов при прогнозировании любых высокодинамичных систем. Более предпочтительно использовать системный принцип, лежащий в основе диагностических критериев, еще во время процесса формирования модели. Особенно, если моделируется национальная экономика, отличающаяся высокой структурной сложностью и многообразием различных причинно-следственных связей.

Важное правило современного эконометрического моделирования заключается во всесторонней проверке оцениваемой модели на предмет нарушения тех или иных предположений. Перечислим основные критерии, которые применяются в настоящее время для того, чтобы проверить, насколько правильно специфицирована оцененная регрессионная модель [15].

1. Критерий пропущенных переменных. Этот критерий является критерием добавления той переменной, которая, как подозревается, могла быть пропущена. Многие другие диагностические критерии также используют критерии добавления переменных.
2. Критерии функциональной формы. Критерий RESET.
3. Критерии структурных изменений (критерий Чоу, CUSUM и CUSUMSQ) и критерии выбросов.
4. Критерии автокорреляции остатков (критерий Дарбина-Уотсона, критерий Годфрея (альтернативный критерий Дарбина), точечно-оптимальные критерии Кинга).
5. Критерии экзогенности регрессоров (критерий Дарбина-Бу-Хаусмана).
6. Критерий первых разностей и другие критерии преобразования данных.
7. Невложенные критерии (nonnested tests).
8. Критерии стационарности переменных.

9. Критерии гетероскедастичности ошибки.
10. Критерии нормальности (критерий Жарка-Беры).

Опишем процедуру использования диагностических критериев.

Каждому из критериев соответствует статистика, которая является функцией данных.

В предположении, что использованная вероятностная модель верна, можно теоретически вывести распределение данной статистики (зачастую распределение выводится из асимптотической теории и известно только приближенно). Процедура проверки нулевой гипотезы о том, что модель верна, состоит в том, что если полученная на основе имеющегося набора данных статистика выходит за некоторую установленный заранее доверительный интервал, то нулевая гипотеза отклоняется. В случае отклонения нулевой гипотезы делается вывод, что принятые допущения неверны, т.е. модель специфицирована неверно. Доверительный интервал задается, как правило, указанием критической границы. Вероятность того, что статистика выйдет за пределы доверительного интервала, заданного данной критической границей, и, тем самым, будет отклонена верная нулевая гипотеза, называют уровнем значимости. Понятно, что полученной на основе имеющегося набора данных статистике соответствует некоторый уровень значимости. Этот уровень значимости сам по себе можно рассматривать как статистику и использовать для проверки нулевой гипотезы. Чаще всего на практике используют 5%-ю границу. Если получен уровень значимости менее 5%, то нулевая гипотеза отклоняется и делается вывод, что модель специфицирована неверно [15].

3. Проблемы макроэкономического прогнозирования

Проблема точности макроэкономических моделей и прогнозов всегда привлекала и привлекает к себе большое внимание. При этом возникает целый ряд вопросов, на которые совсем непросто ответить. После получения данных о том, что же в действительности произошло на периоде действия прогноза, заявленного ранее, естественно возникает желание измерить ошибки прогнозов, объяснить их и научиться уменьшать эти ошибки в будущем.

Макроэкономическое прогнозирование является важным инструментом для проведения и мониторинга экономической политики. Достаточно точная оценка экономического роста, инфляции, безработицы, доходов бюджета и других макроэкономических показателей в будущие периоды позволяет своевременно принимать те или иные меры, осуществлять более эффективное регулирование экономики. Построение относительно точных прогнозов может быть периодическим или случайным, при этом прогресс в прогнозировании предполагает наличие существенных и инерционных регулярностей в экономическом процессе и взаимосвязей, которые можно надлежащим образом идентифицировать и использовать [4; 19].

Наблюдения экономических прогнозов обычно покрывают короткие периоды времени. Длинные последовательности точных прогнозов можно встретить чрезвычайно редко. Лишь некоторые множества прогнозов полностью идентифицированы по совокупности существенных аспектов и размерностей (источник, цель, предположения, данные, модели и используемые методы), так что зачастую трудно определить, что составляет подходящую “выборку” прогнозов данного типа. Более того, мало кто из прогнозистов оставляет свои модели и методы неизменными в течение долгого периода времени, поскольку они ищут улучшения и пытаются адаптировать прогнозы к новым тенденциям в экономике. Поэтому данные о предшествующих результатах конкретного прогнозиста часто являются весьма ненадежной базой для выводов о том, как он будет действовать в будущем.

Еще более рискованно пытаться ранжировать прогнозистов по тому, сколь хорошо они предсказали изменение в частном коротком периоде, скажем, за год или за несколько лет. В каждом таком случае некоторые прогнозисты окажутся лучше других просто в силу случая или некоторых идиосинкразических причин. Говорить о таком превосходстве можно только при устойчивой разнице в результатах прогнозов во времени.

Сравнение многопериодных прогнозов с точки зрения статистических выводов осложняется коррелированностью таких прогнозов, а значит и их ошибок, по крайней мере, в двух отношениях: внутри каждой последовательности прогнозов с заданным базовым периодом, между следующими друг за другом последовательностями многопериодных прогнозов, которые частично относятся к одному и тому же периоду прогнозирования. Каждый многопериодный прогноз зависит от предыдущих прогнозов, являясь до некоторой степени их ревизией. Получающаяся в итоге сложная корреляционная структура препятствует сравнительному оцениванию качества прогнозов, затрудняя интерпретацию полученных мер точности прогнозов (среднее, смещение и т.п.).

Успешность прогнозирования в весьма высокой степени зависит от стабильности общей экономической ситуации (и, в какой-то мере, наоборот). В этой связи можно отметить очень большие ошибки документированных прогнозов ВВП в США, сделанных в переходный период непосредственно после второй мировой войны. Так, одна весьма уважаемая группа частных прогнозистов прогнозировала на 1947 год 6-процентное убывание ВВП, в то время как в действительности имел место рост ВВП примерно на 11%. Та же группа затем предсказала на 1948 год незначительное уменьшение ВВП, хотя в действительности он опять показал столь же бурный рост. И такое положение было общим в эти годы: прогнозы опирались на данные и соотношения, имевшиеся в тридцатые годы, и ложные аналогии с периодом, непосредственно следовавшим за первой мировой войной. Напротив, начиная с 1953 года, прогнозы ВВП становятся более точными. Следует также отметить то обстоятельство, что в большинстве случаев завышенные прогнозы соответствовали годам, отмеченным экономическим спадом, а заниженные прогнозы - годам, отмеченным существенным возрастанием ВВП. К сожалению, “обучение на прошлых ошибках” дает здесь не очень много, т.к. ошибки прогнозов на короткий период либо имеют малую автокоррелированность, либо вовсе не коррелированы (при прогнозах на один шаг вперед) [20].

Средняя точность прогнозов убывает с увеличением горизонта прогнозирования. Так, ВВП прогнозируется на один квартал вперед лучше, чем на два квартала, лучше на два квартала вперед, чем на три квартала, и т.д., но эта разница постепенно сглаживается с удалением в будущее. В определенном смысле можно говорить о правиле “длиннее прогнозы - больше ошибки”. Каждая из потенциальных составляющих прогноза - экстраполяция временных рядов и связей между ними, внешняя информация, а также мнения экспертов - подвержена ухудшению при удлинении горизонта прогнозирования [19].

Весьма большие ошибки прогнозов характерны для поворотных точек экономических циклов. Можно сказать, что наличие небольшого количества ошибок этого типа является необходимой платой за то, чтобы избежать большого числа существенных ошибок в промежутках между поворотными точками путем применения процедур оптимального оценивания, таких, как метод наименьших квадратов. Разумеется, было бы желательным каким-то образом предугадывать поворотные точки, чтобы уменьшить ошибки прогнозов. Следует отметить, что в 80% случаев прогнозное значение можно вычислить, основываясь на принципе инерционности, и только в 20% случаев (и меньше) следует говорить об существенных изменениях тренда.

Качество прогнозов зависит и от того, рассматриваются ли прогнозы для номинальных величин или прогнозы для реальных величин. Так, в том же исследовании указывалось на существенно лучшее качество прогнозов для номинального, а не реального ВВП, что объяснялось значительно большей вариабельностью темпов роста ВВП в постоянных долларах [20].

Методы автопрогноза, основанные на анализе временных рядов, как уже указывалось ранее, экстраполируют имеющийся в наличии ряд только на основании информации, содержащейся в нем самом. Такого рода прогноз может оказаться эффективным лишь в кратко- и, максимум, в среднесрочной перспективе. Серьезное решение задач долгосрочного прогнозирования требует использования комплексных подходов, и в первую очередь привлечения различных (в том числе, статистических) технологий сбора и анализа

экспертных оценок.⁸ Как бы то ни было, среди прочих субъектов науки экономика отличается высоким отношением “шум/сигнал”, и это ее внутреннее свойство, так что “следует учиться жить в такой ситуации, делая по возможности все, чтобы улучшать точечные прогнозы и указывать границы возможных ошибок” [19; 20].

Точность прогнозов зависит как от объективных условий, таких как природа прогнозируемой переменной и длина горизонта прогнозирования, так и от атрибутов самого прогнозиста, таких как теория (идеология), которой он следует (кейнсианский или монетаристский подход и т.п.), и методика, посредством которой эта теория используется для построения количественного прогноза.⁹

Приведем фундаментальные причины, обуславливающие неточность макроэкономических прогнозов.

3.1. Постоянство механизмов

Одно из условий, на которое опирается эконометрическое моделирование, состоит в том, что функциональное соотношение не меняется в течение рассматриваемого периода (это упомянутый ранее принцип инерционности). Однако это условие часто нереалистично, особенно в случае, когда приходится иметь дело с переходной экономикой. Это обычная проблема, с которой экономист сталкивается при исследовании экономических процессов с изменчивой структурой. Как бы то ни было, приходится делать предположение о неизменности формы модели, иначе моделирование с использованием инструментария классической макроэкономики не было бы возможно (сюда следует отнести и вышеупомянутый пример динамического равновесия экономической системы).

Один из возможных способов учета структурных сдвигов состоит в использовании различного рода *сконструированных* переменных, таких как, фиктивные переменные и тренды. Включение в эконометрическую модель трендов позволяет учитывать изменения во всех коэффициентах регрессионного уравнения: свободном члене и коэффициентах при “экономических” переменных. Фиктивные переменные (принимающие только два значения - 0 и 1) позволяют учесть резкие структурные скачки.

Кроме того, использование фиктивных переменных и гармонических трендов (синусов и косинусов) позволяет учесть в модели сезонные колебания. Если предположить, что сезонность имеет детерминированный характер, то ее можно смоделировать, добавив в уравнение регрессии многочлен с сезонными месячными переменными.

Все же эти методы не позволяют адекватно учесть изменения, если неизвестен их характер или момент изменения (в случае скачка). Особенно большие проблемы создают структурные сдвиги для прогнозирования. Если резкое изменение в параметрах экономического процесса произошло в течение исследуемого периода, то это изменение можно заметить и учесть в модели. Если же неожиданное изменение произойдет после исследуемого периода, то сделанные прогнозы окажутся неверными. Предсказать будущие резкие изменения, которые на данный момент еще статистически неотличимы от случайных колебаний, можно только используя различные косвенные индикаторы (например:

⁸ Решению подобных вопросов посвящена сравнительно недавно возникшая наука Data Mining.

поведение наиболее динамичных слоев населения и предприятий, изменения в поведении различных экономических агентов, которые предположительно обладают инсайдерской информацией).

3.2. Недостаточный набор данных

Имеющихся данных может быть недостаточно для того, чтобы определить функциональную связь между переменными, либо они недостаточно варьируются, чтобы можно было отличить влияние одного фактора от влияния другого. Последняя проблема получила в эконометрическом моделировании название “мультиколлинеарности”. В отличие от экспериментальных наук, у отдельного исследователя, изучающего экономические процессы, как правило, нет возможности сколько-нибудь заметно на них повлиять. Обычно за него это делает правительство. “...От правительственного манипулирования экономикой могла бы выиграть только эконометрика” [12, с.399].

Чтобы восполнить недостаток данных, исследователю приходится делать некоторые априорные допущения, зачастую недостаточно обоснованные.

Как правило, функциональная форма модели заранее неизвестна. В этом случае хорошим выходом из положения было бы использование непараметрических методов оценивания. Однако для применения таких методов необходим довольно значительный набор данных. Поэтому на практике, как правило, предполагают, что зависимость между двумя переменными линейна. Часто линейная зависимость дает хорошую аппроксимацию гладкой зависимости в некоторой небольшой окрестности, но, вообще говоря, нет никакой гарантии, что “истинная” зависимость не окажется сильно нелинейной как раз в том интервале, к которому относятся данные. Более того, как некогда указал Густав Лебон: «...действующая в продолжение известного времени в одном направлении какая-нибудь причина быстро производит очень большие результаты. Математики нам доказали, что когда эта причина продолжает производить одно и то же следствие, тор причины растут в арифметической прогрессии (1, 2, 3, 4, 5...), а следствия – в геометрической прогрессии (2, 4, 8, 16, 32...). Причины суть логарифмы следствий... Этими соображениями объясняется тот факт, что большинство социальных явлений может быть выражено быстро возрастающими геометрическими кривыми». Подобная динамика развития характерна не только для явлений социального плана¹⁰, но и для любой системы, элементы которой оказывают значительное воздействие друг на друга. Например, если два показателя связаны между собой через эффект мультипликатора, то эта связь может быть линейно описана только при условии весьма малых изменений в пределах ограниченного промежутка времени. В национальной же экономике связи подобного рода составляют большинство [3; 17; 21; 22].

⁹ Исследование совместного влияния последних факторов вел Zarnowitz Victor [20]

¹⁰ Как уже указывалось ранее, экономика, на ее элементарном уровне, из таких явлений социального плана и составлена.

3.3. Проблема ложной регрессии

Любая регрессия с временными рядами, содержащая больше четырех независимых переменных, дает в результате чепуху.

Цви Грилихес

Для того чтобы получить высокий коэффициент детерминации, достаточно, чтобы в зависимой переменной и в регрессоре имелся тренд и динамика трендов до некоторой степени совпала. Коэффициент детерминации, как правило, бывает высок в регрессии одного растущего показателя по другому растущему показателю.

С другой стороны, коэффициент детерминации, как правило, бывает низким в регрессии одного процесса типа “белый шум” по другому такому же процессу.

Двумя основными причинами наличия “тренда” во временных рядах являются детерминированная составляющая, нестационарность (тогда говорят о стохастическом тренде).

Наличие детерминированного тренда может приводить к появлению ложной регрессии. Пусть, например Y_t и X_t порождаются процессами $Y_t = a + b_t + e_t$, $X_t = c + d_t + E_t$, где e_t , E_t - независимые, одинаково распределенные ошибки. Регрессия Y_t по константе и X_t может иметь высокий коэффициент детерминации и этот эффект только усиливается с ростом размера выборки. К счастью, с “детерминированным” вариантом ложной регрессии достаточно легко бороться. В рассматриваемом случае достаточно добавить в уравнение тренд в качестве регрессора, и эффект ложной регрессии исчезает [15].

Если существует стационарная линейная комбинация нестационарных случайных процессов, то эти процессы называют коинтегрированными. Коинтегрированность гарантирует (по крайней мере, асимптотически, то есть для больших выборок), что не возникнет ложная регрессия. Теория коинтеграции - быстро развивающийся раздел современной эконометрики.¹¹

¹¹ Для оценивания моделей с нестационарными, но коинтегрированными переменными, вообще говоря, следует использовать специальные методы. К сожалению, методы оценивания коинтеграционных регрессий сложны с точки зрения реализации, и способы проверки их спецификации плохо разработаны. Поэтому, несмотря на указанные недостатки, обычный метод наименьших квадратов остается наиболее мощным инструментом эконометрики.

4. Нейросетевые решения

На современном этапе возрастает необходимость в системах, которые способны не только выполнять однажды запрограммированную последовательность действий над заранее определенными данными, но и способны сами анализировать вновь поступающую информацию, находить в ней закономерности, производить прогнозирование и т.д. В этой области приложений самым лучшим образом зарекомендовали себя так называемые нейронные сети – самообучающиеся системы, имитирующие деятельность человеческого мозга. Рассмотрим подробнее структуру и математическую модель искусственных нейронных сетей (НС), а также их применение в моделировании и прогнозировании.

4.1. Структура и математическая модель

4.1.1. Искусственный нейрон

Несмотря на большое разнообразие вариантов нейронных сетей, все они имеют общие черты. Так, все они, так же, как и мозг человека, состоят из большого числа связанных между собой однотипных элементов – *нейронов*, которые имитируют нейроны головного мозга.

Искусственный нейрон, так же, как и живой, состоит из синапсов, связывающих входы нейрона с ядром; ядра нейрона, которое осуществляет обработку входных сигналов и аксона, который связывает нейрон с нейронами следующего слоя (см. Рис. 1). Каждый синапс имеет вес, который определяет, насколько соответствующий вход нейрона влияет на его состояние. Состояние нейрона определяется по формуле

$$S = \sum_{i=1}^n x_i w_i \quad (1)$$

где

n – число входов нейрона

x_i – значение i -го входа нейрона

w_i – вес i -го синапса

Затем определяется значение аксона нейрона по формуле

$$Y = f(S) \quad (2)$$

Где f – некоторая функция, которая называется активационной. Наиболее часто в качестве активационной функции используется так называемый *сигмоид* (см. Рис. 2), который имеет следующий вид:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \quad (3)$$

При уменьшении параметра a сигмоид становится более пологим, вырождаясь в горизонтальную линию на уровне 0,5 при $a=0$. При увеличении a сигмоид все больше приближается к функции единичного скачка.

Основное достоинство этой функции в том, что она дифференцируема на всей оси абсцисс и имеет очень простую производную:

$$f'(x) = af(x)(1-f(x)) \quad (4)$$

Кроме того, как следует из теоремы Колмогорова-Арнольда - Хехт-Нильсена¹², для представления многомерных функций многих переменных может быть использована однородная двухслойная нейронная сеть с сигмоидальными передаточными функциями. Иными словами, нейронные сети являются универсальными структурами, позволяющими реализовать любой вычислительный алгоритм. Данное положение свидетельствует о том, что, в значительной мере фундаментальная проблема традиционных методов макроэкономического моделирования (постоянство механизмов), преодолевается при использовании нейросетевых решений. А сам сложно-структурный характер сетей позволяет моделировать комплексные взаимосвязанные процессы [23-26].

4.1.2. Нейронные сети обратного распространения

Нейронные сети обратного распространения – это мощнейший инструмент поиска закономерностей, прогнозирования, качественного анализа. Такое название – сети обратного распространения¹³ они получили из-за используемого алгоритма обучения, в котором ошибка распространяется от выходного слоя к входному, т. е. в направлении, противоположном направлению распространения сигнала при нормальном функционировании сети.

Нейронная сеть обратного распространения состоит из нескольких слоев нейронов, причем каждый нейрон слоя i связан с каждым нейроном слоя $i+1$, т. е. речь идет о полносвязной НС.

В общем случае задача обучения НС сводится к нахождению некой функциональной зависимости $Y=F(X)$ где X – входной, а Y – выходной векторы. В общем случае такая задача, при ограниченном наборе входных данных, имеет бесконечное множество решений. Для ограничения пространства поиска при обучении ставится задача минимизации целевой функции ошибки НС, которая находится по методу наименьших квадратов:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^p (y_j - d_j)^2 \quad (5)$$

где

y_j – значение j -го выхода нейросети

d_j – целевое значение j -го выхода

p – число нейронов в выходном слое

Обучение нейросети производится методом градиентного спуска, т. е. на каждой итерации изменение веса производится по формуле

¹² Отечественному читателю данное положение известно в усеченном варианте как «Теорема о полноте».

¹³ С английского «back propagation»

$$\Delta w_{ij} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (6)$$

где h – параметр, определяющий скорость обучения.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{dy_j}{dS_j} \cdot \frac{\partial S_j}{\partial w_{ij}} \quad (7)$$

где

y_j – значение выхода j -го нейрона

S_j – взвешенная сумма входных сигналов, определяемая по формуле (1).

При этом множитель

$$\frac{\partial S_j}{\partial w_{ij}} \equiv x_i \quad (8)$$

где

x_i – значение i -го входа нейрона

Далее рассмотрим определение первого множителя формулы (7)

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{dy_k}{dS_k} \cdot \frac{\partial S_k}{\partial y_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{dy_k}{dS_k} \cdot w_{jk}^{(n+1)} \quad (9)$$

где

k – число нейронов в слое $n+1$.

Введем вспомогательную переменную

$$\delta_j^{(n)} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{dy_j}{dS_j} \quad (10)$$

Тогда мы сможем определить рекурсивную формулу для определения $\delta_j^{(n)}$ n -ного слоя, если нам известно $\delta_k^{(n+1)}$ следующего $(n+1)$ -го слоя.

$$\delta_j^{(n)} = \left[\sum_k \delta_k^{(n+1)} \cdot w_{jk}^{(n+1)} \right] \cdot \frac{dy_j}{dS_j} \quad (11)$$

Нахождение же $\delta_j^{(n)}$ для последнего слоя НС не представляет трудности, так как нам известен целевой вектор, т. е. вектор тех значений, которые должна выдавать НС при данном наборе входных значений.

$$\delta_j^{(n)} = (y_j^{(n)} - d_j) \cdot \frac{dy_j}{dS_j} \quad (12)$$

И, наконец, запишем формулу (6) в раскрытом виде

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \cdot \delta_j^{(n)} \cdot x_i \quad (13)$$

Рассмотрим теперь полный алгоритм обучения нейросети:

1. Подать на вход НС один из требуемых образов и определить значения выходов нейронов нейросети
 2. Рассчитать $\delta^{(n)}$ для выходного слоя НС по формуле (12) и рассчитать изменения весов $\Delta w_{ij}^{(n)}$ выходного слоя N по формуле (13)
 3. Рассчитать по формулам (11) и (13) соответственно $\delta^{(n)}$ и $\Delta w_{ij}^{(n)}$ для остальных слоев НС, $n = N-1..1$
 4. Скорректировать все веса НС
- $$w_{ij}^{(n)}(t) = w_{ij}^{(n)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(n)}(t) \quad (14)$$
5. Если ошибка существенна, то перейти на шаг 1

На этапе 2 сети поочередно в случайном порядке предъявляются вектора из обучающей последовательности [24].

4.1.3. Повышение эффективности обучения НС обратного распространения

Простейший метод градиентного спуска, рассмотренный выше, очень неэффективен в случае, когда производные по различным весам сильно отличаются. Это соответствует ситуации, когда значение функции S для некоторых нейронов близко по модулю к 1 или когда модуль некоторых весов много больше 1. В этом случае для плавного уменьшения ошибки надо выбирать очень маленькую скорость обучения, но при этом обучение может занять неоправданно много времени.

Простейшим методом усовершенствования градиентного спуска является введение *момента* m , когда влияние градиента на изменение весов изменяется со временем. Тогда формула (13) примет вид

$$\Delta w_{ij}^{(n)}(t) = -\eta \cdot \delta_j^{(n)} \cdot x_i^n + \mu \Delta w_{ij}^{(n)}(t-1) \quad (13.1)$$

Дополнительным преимуществом от введения момента является способность алгоритма преодолевать мелкие локальные минимумы.¹⁴

4.2. Применение в моделировании и прогнозировании

Техника нейронных вычислений в последние годы начинает все активнее использоваться для анализа, моделирования и прогнозирования в задачах связанных с финансовыми потоками и экономикой на всех уровнях ее хозяйствования. В основном это вызвано появлением более мощных процессоров, доступных для рядового пользователя, а также различными теоретическими и практическими достижениями в данной области [25-28].

Немаловажную роль в успехе нейронных сетей сыграло и то, что они обладают многими весьма интересными свойствами, присущими человеческому мозгу: они могут

¹⁴ Другой способ заключается в добавлении к весам небольшого случайного приращения, как только обучение остановилось [24] Это т.н. «шоковый метод».

обучаться на основании некоторого опыта, могут обобщать и извлекать полезную информацию из набора предоставляемых данных, который может содержать ненужные данные или информацию с помехами. В то же время при использовании обычных «точных» алгоритмов нахождения ответов на вопросы, отклонения во входной информации вызывают отклонения выходной. Следует отметить, что такая способность нейронных сетей реализуется только благодаря структуре сети, а не с помощью какого-либо дополнительного инструментария [26].

Важно то, что, в отличие от человека, который одновременно может принимать во внимание 5-6 факторов, нейронная сеть может оперировать сотнями, и, как это ни странно, может дать прогноз лучше, чем человек[29].¹⁵

Данная область имеет вместе с уникальными возможностями также и множество ограничений и неразрешенных вопросов. Поэтому развитие нейронной технологии должно сопровождаться решением принципиальных вопросов и проблем, возникающих при этом.

Недостатками нейронных сетей можно считать их «склонность» к ошибкам, а также то, что нейронная сеть не способна «объяснить», почему она принимает то или иное решение, что иногда бывает очень важно. Строение нейронной сети в некоторых случаях бывает настолько сложным, что любые попытки к анализу не дадут существенных результатов. И даже в этом случае можно наблюдать аналогию с человеческим мышлением, ведь мы узнаем, что написанное от руки предложение принадлежит нашему знакомому, хотя объяснить, почему мы так решили не можем, мы лишь наблюдаем определенные закономерности начертания букв и выдаем результат — точно так же происходит и в нейронных сетях.

Как показывает практика последних лет, нейронные сети оказались весьма перспективным инструментом для анализа информации экономического характера, что позволило использовать эту технологию при проведении стандартных банковских операций, таких как: оценка кредитных рисков, решения задач банковского маркетинга, контроль операций с кредитными карточками и др. Следует отметить, что подобные области всегда отличались весьма высокой ценой ошибки, и применение нейросетевых технологий в данном случае говорит о достаточном уровне доверия к ним [30].

Все эти задачи, так или иначе, связаны с анализом большого количества информации, среди которой необходимо обнаружить зависимости, влияющие на изменение состояния рынка, или благоприятные обстоятельства для инвестиционной деятельности. Именно в ситуациях, когда прямую зависимость достаточно сложно записать в виде формулы или определенных правил, нейронные сети дают очень эффективные результаты.

Однако при рассмотрении вопроса применения нейросетевых технологий в моделировании и прогнозировании общеэкономических процессов (на уровне регионов и выше) исследователь сталкивается с информационным вакуумом в области российских работ по данному вопросу, который лишь частично заполняется публикациями зарубежными. Вероятно, это вызвано тем, что в научной среде, в отличие от банковской сферы, отсутствует такая острая потребность в получении практических результатов, подкрепленная каждодневной необходимостью поддерживать конкурентоспособность на достаточном для выживания уровне.

¹⁵ Человеческое сознание способно удерживать одновременно пять плюс-минус две сущности

5. Нейросетевое моделирование макроэкономических процессов

Программная реализация нейросетевой макроэкономической модели была написана при помощи IDE Delphi версий 5.0 и 7.0. Из проблем, которые возникли во время создания программы, необходимо выделить следующие:

1. Сложность программной реализации.
2. Значительные затраты машинного времени на выполнение алгоритмов эволюционного поиска и настройки нейронных сетей.
3. Сложность анализа логики нейросетевых моделей.

Охарактеризуем каждую из перечисленных проблем и опишем способы их решения.

5.1. Проблемы и их решение

5.1.1. Сложность программной реализации.

В программировании известна такая теорема: «Чем больше размер программы, тем сложнее написать и чаще приходится переписывать». В последней редакции программной реализации нейросетевой макроэкономической модели размер кода основных модулей превысил 5000 строк, не считая подключаемые компоненты и используемые сторонние модули. Для того чтобы избежать трудно уловимых коллизий между модулями и внутренних ошибок, было сделано следующее:

1. Разделение основной программы на отдельные взаимодействующие модули, которые проще отлаживать и поддерживать:
 - a) DataPump – модуль работы с данными;
 - b) NeuroEvolution – модуль определения зависимостей между переменными;
 - c) Neural Network – модуль настройки нейронных сетей;
 - d) ExcelLink – надстройка для связи с MS Excel по COM-технологии.
2. Использование простой и, одновременно, эффективной системы классов и иерархичных отношений между ними.
3. Контроль версий частей кода.
4. Использование отлаженных свободно распространяемых компонентов:
 - a) NeuralBase и GeneBase компании BaseGroup [32; 38];
 - b) FFNN компании Dataland Software [31].

5.1.2. Ресурсоемкость применяемых алгоритмов

В программировании известна также следующая теорема: «На 20% машинного кода приходится 80% затрат машинного времени». Данное соотношение оказалось более чем верным в отношении алгоритмов эволюционного поиска и настройки нейронных сетей. Так,

например, процесс выявления определяющих факторов до его оптимизации требовал более суток непрерывной работы системы на процессоре Celeron с тактовой частотой 1000 МГц¹⁶. После оптимизации и добавления алгоритма, составляющего первоначальный набор факторов на основе коэффициентов линейной корреляции, стало возможным получать аналогичные результаты за 4-8 часов вычислений. Итак, значительные затраты процессорного времени, требуемого алгоритмами, которые применяются при построении комплексных нейромоделей макроэкономических процессов, можно снизить, если:

- a) оптимизировать код, на который приходится основная нагрузка (переписать на Ассемблере, минимизировать операции с большими объемами данных, использовать пред- и пост- обработку);
- b) использовать ранее полученные результаты вычислений по близким проблемам¹⁷;
- c) запускать длительные процессы в фоновом режиме с низким приоритетом (Idle или Low) для использования времени простоя процессора.

В перспективе возможно также использование системы распределенных вычислений, позволяющее использовать свободное процессорное время компьютеров, объединенных в единую сеть.

5.1.3. Сложность анализа логики нейросетевых моделей

Одним из наиболее часто упоминающихся недостатков нейросетевых моделей является сложность их представления в удобной для восприятия и анализа форме. Так, например, синаптические связи простейшей нейронной сети вида «2-2-2» полностью описываются системой из 8 уравнений, содержащих трудно воспринимаемые весовые коэффициенты. Если же речь идет о модели вида «20*5-40-20*2», одновременно прогнозирующей состояние 20 показателей на 2 периода вперед на основе этих же 20 показателей с величиной лагов до 5, то размер файла с ее характеристиками превысит 100 Кб. Ни о каком восприятии и анализе логики нейронной сети здесь речь идти не может.

Одним из способов решения данной проблемы является разделение такой большой нейромодели на ряд субмоделей (по одной на каждый показатель) с ограниченным количеством входных (1-3) и выходных (5-10) переменных. В таком случае становится значительно проще работать с определяющими факторами и зависимостями в модели. Более подробно об этом см. далее в «Использование группы взаимосвязанных показателей»

5.2. Принципиальные особенности

При применении эконометрических методов моделирования чрезвычайно трудно выявить и учесть все причинно-следственные зависимости в моделируемой системе.

¹⁶ **FactorCount** = 7, **DataFieldCount** = 20, **AbsolutePeriodCount** = 52, **Window** = 5, **Forecast** = 2, **GAEpochCount** = 40, **GACromosomeCount** = 20, **NetStructure** = "FactorCount-7-Forecast", **UseAdaptiveAging** = Да, **NETEpochCount** = 1000. Описание переменных см. в «Процесс построения комплексной макроэкономической модели».

¹⁷ Например, при расчете 10-факторной модели высокого уровня можно 25-50% первой популяции эволюционного поиска заполнить результатами расчетов 7-факторных моделей низкого уровня. Недостающие 3 фактора, в таком случае, заполняются элементами с самыми высокими коэффициентами корреляции.

Поэтому на практике исследователи выдвигают гипотезу о том, что имеющиеся данные описываются каким-либо определенным законом, а потом проверяют, является эта гипотеза ложной или истинной. Естественно, что реально возможно проверить лишь ограниченное число предположений из бесконечного количества вариантов.

Преимущество нейронных сетей заключается в том, что изначально не задается жесткая структура взаимовлияния параметров. Считается, что они характеризуют состояния элементов, которые являются частями единой системы, поэтому допускается, что каждый из них может оказывать влияние на любой другой, причем эта зависимость может быть линейной, нелинейной или любой другой. В ходе обучения выявляются связи, которые «признаются» нейронной сетью значимыми, а все остальные считаются незначительными.

Таким образом, использование нейросетевых моделей позволяет рассматривать национальную экономику как динамичную систему, элементы влияют друг на друга, а не ограничивать исследования рамками принципа инерционности, на который опирается эконометрическое моделирование.

Использование системного подхода породило ряд принципиальных отличий данной программной наработки от других работ подобного рода [10; 23; 25; 33; 34]. Среди особенностей данного метода построения моделей необходимо выделить:

1. Использование группы взаимосвязанных показателей, описывающих состояние системы в будущем.
2. Комбинированный алгоритм выявления определяющих факторов для каждого показателя.
3. Специальный алгоритм автоматического контроля настройки нейросетевых моделей.

Рассмотрим подробнее каждый из пунктов.

5.2.1. Использование группы взаимосвязанных показателей

Традиционно в нейросетевых решениях присутствует некоторое число входов, на основе значений которых НС вычисляет один параметр, некоторым образом характеризующий входной вектор. Если использовать данный подход для прогнозирования, то настроенная сеть будет способна предсказывать состояние единственного показателя лишь на один шаг вперед. Одним из вариантов решения является использование метода «плавающего временного окна», когда входные данные для периода времени t формируются на основе наборов показателей за n предшествующих периодов, а выходной вектор значений представляет собой аналогичный набор за период времени $t + 1$. Таким образом, вводя во входной вектор значения X_{t-2}, X_{t-1}, X_t (при $n=3$), мы получали на выходе прогнозное значение X_{t+1} , которое затем можно было опять же подать на входы в комбинации X_{t-1}, X_t, X'_{t+1} для получения выходного вектора значений X''_{t+2} . Естественно, что точность прогноза периода $t+k$ тем меньше, чем больше число k , но это присуще любому способу моделирования ситуации. Данный способ моделирования обладает рядом недостатков:

- 1) невозможно задать или выделить факторы, которые оказывают влияние на конкретный показатель;

- 2) нейронная сеть должна обладать весьма сложной структурой, поскольку она одновременно (параллельно) вычисляет прогноз не по одному показателю, а по вектору выходных значений;
- 3) использование традиционного критерия предотвращения состояния "переобученности" ограничено из-за сложности модели;
- 4) настройка и дообучение подобной НС требуют значительных затрат машинного времени.

С другой же стороны только такая нейросетевая модель способна в наиболее полной мере реализовать принцип непрерывного взаимовлияния моделируемых процессов¹⁸. Однако ввиду перечисленных недостатков предпочтительнее разделение нейронной сети на несколько более простых подсетей или субмоделей, каждая из которых будет моделировать отдельный процесс. В таком случае взаимовлияние моделируемых процессов ограничивается лишь входными и выходными слоями нейронной сети, становится дискретным. Можно выделить следующие преимущества данного подхода, обусловившие его использование в программной реализации:

- 1) нивелируются все недостатки предыдущего способа моделирования сложных экономических процессов;
- 2) подобное разделение НС не только значительно снижает затраты машинного времени на обучение, но и позволяет настраивать и оценивать НС, моделирующие различные показатели, по отдельности;
- 3) появляется возможность без значительного усложнения модели повысить ее стабильность путем одновременного прогнозирования значений показателя за p последующих периодов и использования в качестве входных значений взвешенного среднего по p элементам.

5.2.2. Комбинированный алгоритм выявления определяющих факторов

Одной из главных задач, которые возникают при прогнозировании любого показателя, является выявление тех независимых переменных, на основе которых можно с определенной долей вероятности вычислить его состояние в последующие периоды времени. При наличии множества возможных комбинаций геометрически увеличиваются затраты времени на проверку гипотез о возможности использования конкретного набора факторов и выбор самого оптимального. Для ускорения и автоматизации большей части подобного процесса был использован алгоритм, состоящий из следующих элементов:

1. Составление первоначального набора независимых переменных.
2. Эволюционная оптимизация полученного набора.
3. Пост процессная обработка списка и его ручная «доводка».

Шаги 1 и 2, занимающие большую часть времени, выполнялись в автоматическом режиме, высвобождая время оператора для анализа выявленных закономерностей и творческого поиска новых.

Более подробно данный алгоритм будет описан ниже.

¹⁸ В данном случае имеется в виду взаимное влияние различных процессов, представленных в нейронной сети импульсами, при прохождении через скрытые слои НС.

5.2.3. Автоматический контроль настройки нейросетевых моделей

Традиционно оценка качества сети производится на основе максимальной и средней ошибок на обучающей выборке¹⁹. Иногда используются также значения максимальной и средней ошибок на тестовой выборке²⁰.

Следует заметить, что, если рассматривать процесс формирования сетевой модели в динамике, то можно выявить весьма интересные тенденции: сначала все 4 показателя ошибок убывают, но затем в некоторой точке ошибки на тестовой выборке начинают возрастать, а сеть входит в состояние «переобученности», аппроксимируя «белый шум». Представляется (к сожалению, в литературе пока данный вопрос подробно не освещался), что одним из способов выбора момента остановки обучения является продолжение настройки сети, пока скользящие средние по значениям ошибок продолжают уменьшаться или рост ошибок на тестовой выборке незначителен по сравнению с уменьшением ошибок на обучающем множестве.

Зачастую, настройка нейросетевой модели заканчивается ее «попаданием» в локальный экстремум, из которого механизм шоковых встрясок ее вывести не в состоянии. Но перед началом обучения весовые коэффициенты НС инициализируются случайными значениями, вследствие этого процесс настройки каждый раз протекает по-разному. Поэтому необходимо повторить процесс нахождения весовых коэффициентов несколько раз, выбрав наиболее оптимальное решение.

Как мы видим, контроль настройки нейросетевых моделей можно автоматизировать использованием нескольких простых правил, что и было сделано в программной реализации нейросетевого моделирования макроэкономических процессов.

5.3. Процесс построения комплексной нейросетевой модели

Весь процесс создания модели можно разделить на следующие этапы:

1. Подготовка данных.
2. Выявления определяющих факторов для каждого показателя.
3. Построение нейронных субмоделей.
4. Объединение субмоделей и прогнозирование.

Рассмотрим подробнее каждый из перечисленных этапов.

5.3.1. Подготовка данных

Процесс подготовки временных рядов для прогнозирования достаточно подробно описан в соответствующей литературе. Остановимся лишь на некоторых особенностях, возникающих вследствие применения математического аппарата нейронных сетей.

¹⁹ Указанные параметры характеризуют степень аппроксимации, в том числе и к «шуму».

²⁰ Показатели того, насколько правильно в модели определены основные зависимости.

1. Сглаживание исходных временных рядов не является обязательным, т.к. НС обладают «способностью» к абстрагированию. Кроме того, любое сглаживание искажает данные, что не может не отразиться на качестве модели.
2. Предпочтительнее представление данных не в абсолютных показателях, а в относительных темпах прироста. Это вызвано необходимостью *нормализации* данных перед их использованием в обучении НС.²¹

Подготовленные данные загружаются в модуль DataPump, который позволяет гибко формировать различные временные ряды, а также обучающие выборки на их основе. Перед загрузкой необходимо определить значения следующих показателей:

- 1) **Window**²² – максимальный лаг для независимых переменных;
- 2) **Forecast** – глубина прогноза;
- 3) **iBegin** – количество наблюдений с начала периода, которые исключаются из обработки;
- 4) **iEnd** – количество наблюдений с конца периода, которые исключаются из обработки (если предполагается провести ретроспективный анализ, то показатель должен быть больше нуля).

После загрузки данных определяются следующие значения:

- 1) **DataFieldCount** – число используемых временных рядов;
- 2) **OriginalCount** – размерность временных рядов;
- 3) **AbsolutePeriodCount** – максимальный размер множества, который можно сформировать из имеющихся данных (определяется как **OriginalCount - iBegin - iEnd - Window - Forecast**);
- 4) **NormalizationType** – тип нормализации (линейная, экспоненциальная, автоматическая, без нормализации) для каждого временного ряда.

5.3.2. Выявление определяющих факторов

Для каждой из целевых переменных необходимо определить те независимые факторы, на основе которых можно построить модель, наилучшим образом прогнозирующую динамику изменений целевой переменной. Как уже отмечалось, в программной разработке (модуль NeuroEvolution) был использован алгоритм, состоящий из следующих элементов:

1. Составление первоначального набора независимых переменных.
2. Эволюционная оптимизация полученного набора.
3. Пост процессная обработка списка и его «доводка».

Рассмотрим подробнее каждый из пунктов.

²¹ Кроме того, использование относительного прироста показателя «через период» позволяет повысить точность среднесрочных и долгосрочных прогнозов, основанных на использовании НС.

²² Здесь и далее в тексте жирным шрифтом выделяются переменные, которые оказывают определяющее влияние на процесс моделирования. Если существует оптимальное значение (или их интервал), определенное опытным путем и не зависящее от конкретной модели, то оно указывается в скобках после первого объявления имени переменной.

5.3.2.1. Составление первоначального набора независимых переменных

Сначала необходимо выбрать значение показателя **FactorCount** (5-10), который определяет число независимых переменных в наборе. При увеличении данного показателя:

- 1) точность модели возрастает;
- 2) растёт «требуемость» к вычислительным ресурсам;
- 3) затрудняется анализ модели;
- 4) возрастает вероятность «переобучения» нейронной сетей, т.к. число нейронов во входном слое равняется числу независимых переменных.

Первичный набор независимых переменных наиболее простым образом можно сформировать используя коэффициенты линейной корреляции. Строится прямоугольная матрица с числом строк равным **DataFieldCount * Forecast** (все комбинации переменных и количества прогнозных шагов) и числом столбцов **DataFieldCount * Window** (все комбинации переменных и значений лагов). Затем каждая ячейка заполняется коэффициентом, отражающим степень линейной зависимости между переменными в строках и в столбцах. После этого для каждой из независимых переменных формируется список, содержащий **FactorCount** зависимых переменных, степень корреляции с которыми наиболее высока.

5.3.2.2. Эволюционная оптимизация набора независимых переменных

Как уже упоминалось, одно из преимуществ нейронных сетей заключается в их приспособленности к «улавливанию» нелинейных зависимостей. Однако на предыдущем этапе набор переменных строится на основе коэффициентов линейной зависимости и поэтому, возможно, не содержит переменные нелинейным образом воздействующие на прогнозируемый показатель или содержит «лишние» переменные. Данный набор необходимо оптимизировать.

Оптимизацию набора будем проводить с использованием эволюционного поиска или Генетического Алгоритма (ГА)²³. Оптимизация заключается в минимизации ошибки нейронной сети²⁴, обученной на основе определенного набора независимых переменных. Ход процесса определяют следующие параметры:

- 1) **GAEpochCount** (100) – максимальное число шагов ГА для каждой зависимой переменной;
- 2) **GAChromosomeCount** (30) – размерность популяции или количество особей (нейронных сетей, обучаемых на каждом шаге ГА);
- 3) **UseElita** (Да) – использование стратегии элитизма генетического отбора;
- 4) **Crossover_P** (0,7-0,9) - определяет вероятность применения операции кроссовера (кроссинговера, скрещивания) для выбранных из популяции особей;
- 5) **Inversion_P** (0,1) – вероятность применения операции инверсии для выбранных из популяции особей;
- 6) **Mutation_P** (0,4) - вероятность применения операции мутации для выбранных из популяции особей;

²³ Теория эволюционных алгоритмов достаточно широко освещена в соответствующей литературе [36-38].

²⁴ Вычисляется как сумма ошибок на тестовом и обучающем множествах.

- 7) **NETEpochCount** (1000) – максимальное количество итераций (эпох) обучения НС на этапе отбора;
- 8) **TestSetPatternCount** (5%) – количество элементов тестовой выборки, которые не участвуют в обучении, но используются для определения качества полученной НС;
- 9) **NetStructure (FactorCount → 5 → 2 → Forecast)** – сложность структуры НС, используемой для оценки набора переменных;
- 10) **UseAdaptiveAging** (Да) – использование возможности изменения количества шагов обучения НС для каждого набора переменных. Если «Да», то максимальное значение шагов настройки НС приравнивается **NETEpochCount**, в противном случае количество итераций настройки весов НС всегда равняется **NETEpochCount**.

Затраты машинного времени на оптимизацию конкретного набора переменных равны или меньше²⁵, чем $GAEpochCount * GAChromosomeCount * NETEpochCount * T$, где T – затраты на один цикл обучения НС, зависящие от значений **FactorCount**, **Forecast**, числа связей в структуре НС.

5.3.2.3. Пост процессная обработка списка и его «доводка»

Особенностью генетических алгоритмов является то, что они способны давать хорошее решение в случае, когда затраты времени на перебор всех возможных вариантов неоправданно велики. Однако «хорошее» решение не всегда означает «наилучшее», поэтому зачастую приходится вручную добавлять некоторые факторы, которые, как известно, оказывают немаловажное воздействие на развитие моделируемого процесса, но отсутствуют в сформированном списке. Вследствие этого возникла необходимость вмешательства в процесс автоматического выявления определяющих факторов. Подавляющее число изменений заключалось в добавлении неучтенных факторов в конечный набор. В редких случаях требуется модификация наборов сразу после их первоначального автоматического составления, когда заранее известны некоторые нелинейные зависимости в модели, что позволяет значительно ускорить процесс эволюционного поиска.

5.3.3. Построение нейронных субмоделей

После окончательного определения наборов входных переменных, они передаются в программу Neural Network, где для каждого моделируемого показателя создается структура нейронных сетей. Наборы входных и выходных переменных преобразовываются в запросы к модулю DataPump, на основе которых во время обучения формируются множества обучающих и тестовых векторов значений.

Настройка весовых коэффициентов производится методом *Back Propagation* с использованием инерционной составляющей. Ключевыми являются следующие параметры обучения:

²⁵ Использование эволюционного изменения количества эпох обучения НС уменьшает среднюю продолжительность обучения и, соответственно, снижает затраты машинного времени.

- 1) **TeachRate** (0,1) – параметр нейронной сети, определяющий скорость обучения (насколько сильно веса корректируются после каждой итерации);
- 2) **Momentum** (0,9) – доля инерционной составляющей в величине коррекции весовых коэффициентов;
- 3) **Alpha** (1) – крутизна сигмоиды (активационной функции)

Процесс обучения НС проще всего контролировать визуально с помощью графика, на который в режиме реального времени отображаются значения следующих показателей:

- 1) **MidTeachError** – средняя ошибка на обучающем множестве;
- 2) **MidTestError** – средняя ошибка на тестовом множестве;
- 3) **MaxTeachError** – максимальная ошибка на обучающем множестве;
- 4) **MaxTestError** – максимальная ошибка на тестовом множестве.

В автоматическом режиме процесс обучения контролируется правилами, которые были описаны в пункте «Автоматический контроль настройки нейросетевых моделей».

5.3.4. Объединение субмоделей и прогнозирование

Полученные нейронные сети объединяются в единую модель, привязанную к одному источнику данных **DataPump**. На основе последних доступных данных (за период **AbsolutePeriodCount**) для каждой из нейросетевых моделей формируются входные векторы и отображаются в векторы прогнозных значений. В случае если каждая из моделей за один раз вычисляет прогноз больше, чем на один шаг вперед (**Forecast** > 1), значения пересчитываются по формуле взвешенной средней с учетом заданных весовых коэффициентов. Полученные значения каждого из показателей добавляются к исходным, тем самым увеличивая **AbsolutePeriodCount** на единицу и позволяя сделать прогноз на еще один шаг вперед. Процесс повторяется до тех пор, пока глубина прогноза не достигнет желаемой величины **ForecastDepth**.

6. Преимущества использования нейронных сетей при прогнозировании национальной экономики

Систематизируем причины, по которым предпочтительнее использовать в качестве инструментария прогнозирования национальной экономики нейросетевые модели, а не эконометрические.

6.1. Системный подход к моделированию

Как уже неоднократно подчеркивалось, использование нейросетевых моделей позволяет рассматривать экономику как динамичную систему, элементы влияют друг на друга, а не ограничивать исследования рамками принципа инерционности, на который опирается эконометрическое моделирование. Зависимости в нейросетевой системе не задаются априорно, а выделяются на основе существующих данных. Использование закономерностей (в виде дополнения исходного набора факторов), определяемых экономической (mainstream) теорией, возможно, но не обязательно.

6.2. Широкие возможности работы с данными

Применение эконометрических моделей зачастую ограничивается необходимостью использования только числовых показателей, к которым, вдобавок, предъявляются достаточно жесткие требования по точности, сопоставимости и отсутствию ошибок. В реальной жизни такие «хорошие» данные встречаются весьма редко. Показатели, характеризующие состояние национальной экономики, зачастую бывают искажены, выражены не в числовой форме (например, взгляды правящей элиты, результаты опросов экспертов). Показатели подобного рода практически невозможно использовать в эконометрических моделях, как бы ни велика была роль в национальной экономике процессов, которые они описывают. В нейронном моделировании такие данные, наравне с показателями, выраженными в числовой форме, используются для настройки нейросетевых моделей. Возможно также использование наборов данных, которые содержат избыточную, неполную или зашумленную информацию, что представляется чрезвычайно полезным в свете сложившейся в настоящее время ситуации с доступностью и качеством экономических показателей.

6.3. Ориентированность в будущее

Происходящие процессы мировой интеграции и глобализации влекут за собой скачкообразные усложнения социально-экономических систем, с которыми связана

жизнедеятельность человечества. Кроме того, внедрение систем автоматизированного сбора, обработки и хранения различной информации ведет к лавинообразному увеличению количества данных, которые необходимо анализировать для разработки мер, приемов и средств подготовки и реализации хозяйственных макроэкономических решений, служащих интересам страны, ее населения.

В подобных условиях инструментарий моделирования и прогнозирования национальной экономики, основанный на эконометрических методах, способных эффективно оперировать лишь весьма ограниченным количеством факторов, очень сильно проигрывает по эффективности и результативности инструментарию, основанному на использовании нейронных сетей, превращаясь в препятствие на пути дальнейшего развития национальной экономики как науки и области хозяйственной практики людей.²⁶ Переход от использования эконометрической методологии моделирования и прогнозирования национальной экономики к нейросетевой позволит не только преодолеть данное препятствие, но и может стать значительным стимулом для последующего ее развития.

6.3. Более точные прогнозы динамических процессов

В качестве примера приведем один сравнительный ретро прогноз, характерно показывающий «способности» эконометрических и нейросетевых моделей. Горизонт прогнозирования составлял 6 периодов. В качестве исходных данных использовался массив из 20 макроэкономических показателей. Исходная длина временных рядов составляла 64 наблюдений, из которых 6 было зарезервировано для оценки полученных результатов прогноза.

Исходные данные были преобразованы в величины относительных приростов.

Эконометрическая модель строилась в пакете STATISTICA 6.0 – Multiple Regression.

Прогноз делался для трех показателей, причем для каждого из трех показателей были построены по две эконометрические модели, прогнозирующие значение показателя в периодах +1 и +2, и одна нейросетевая, которая одновременно рассчитывала два прогнозных значения. В обоих случаях **FactorCount = 10**.

Отклонения фактических значений от расчетных величин, а также некоторые статистические характеристики отклонений приведены в таблице 1.

Следует отметить:

1. Определяющие факторы для модели Multiple Regression были определены с помощью коэффициентов линейной регрессии.
2. Набор определяющих факторов, поученный в предыдущем пункте, использовался также и в нейромодели после эволюционной оптимизации в течение 20 периодов (**GACHromosomeCount = 20, NETEpochCount = 750, UseElita, NetStructure = 10-5-2-2**).
3. При настройке нейронных моделей их структура определялась опытным путем.

²⁶ Следует отметить также, что структура нейронных сетей позволяет весьма эффективно использовать метод параллельных вычислений, что, в свою очередь, означает возможность выделения практически неограниченного количества ресурсов для решения конкретной задачи.

4. Поле отклонений прогнозных значений для нейромодели начинается на 1 период раньше. Это вызвано тем, что показатели 18 периода были включены в тестовую выборку и непосредственно в процессе настройки не участвовали.
5. Изменения агрегированного показателя ВРП, отличающегося достаточно высокой стабильностью, лучше моделируются эконометрической моделью. Колебания более динамичных инвестиций и импорта товаров лучше всего улавливаются нелинейной нейронной сетью.
6. При увеличении длительности эволюционной оптимизации качество прогнозов нейромодели незначительно повышалось, равно как и при увеличении числа факторов.

Таким образом, мы видим, что модель на основе нейронной сети показывает несколько более качественные результаты при моделировании высокодинамичных показателей. Данные результаты возможно еще более улучшить, если это позволяют ресурсы машинного времени.

Заключение

На основе проделанного в данной работе исследования можно сделать следующие выводы.

Прогнозирование национальной экономики, как научно обоснованное предвидение динамики экономических и социальных процессов, носящее альтернативно-вероятностный характер, является залогом ее успешного функционирования.

Традиционно используемый для прогнозирования национальной экономики инструментарий эконометрического моделирования обладает рядом недостатков:

1. проблема постоянства механизмов;
2. проблема недостаточного набора данных;
3. проблема ложной регрессии.

В качестве альтернативы эконометрическим методам можно рассматривать использование нейронных сетей, которое практически позволяет добиться лучших, по сравнению с традиционной методологией, результатов при моделировании сложных систем, характеризующихся нелинейностью протекающих в них процессов.

Использование нейросетевого моделирования в национальной экономике вместо эконометрического обладает рядом преимуществ:

- 1) возможность системного подхода;
- 2) более широкие возможности использования данных;
- 3) широкие перспективы в будущем;
- 4) более точные прогнозы динамических процессов.

Практическая значимость данной работы заключается в выявлении на современном этапе проблем в инструментарии национальной экономики как науки и области хозяйственной деятельности людей и определении возможного способа их решения.

Список использованной литературы

1. Библиотека Мошкова // Библиотека Мошкова: URL: <http://www.lib.ru>
2. Райзберг Б.А., Лозовский Л.Ш., Стародубцева Е.Б. Современный экономический словарь. - 2-е изд., исп. М.: ИНФРА-М, 1999. - 479с.
3. Национальная экономика: Учебник / Под общей ред. акад. РАЕН В.А.Шульги. - М.: Изд-во Рос. экон. акад., 2002. - 592 с.
4. Гайдар Е. Российская экономика // Институт Экономики Переходного Периода: URL: <http://www.iet.ru/> (2003. 8 ноября).
5. Абдуллин Р.Р. Эконометрическое моделирование и специфика России // Работы по экономике: URL: <http://home.earthlink.net/~landor20/econ/Docs/econom.htm> (2003. 7 мая).
6. Абдуллин Р.Р. Национальное воспроизводство // Работы по экономике: URL: <http://home.earthlink.net/~landor20/econ/Docs/nation.htm> (2003. 13 мая).
7. Абдуллин Р.Р. Специфика национальной экономики России, предпосылки // Работы по экономике: URL: <http://home.earthlink.net/~landor20/econ/Docs/specs.htm> (2003. 17 мая)
8. Мишкин Ф. Экономическая теория денег, банковского дела и финансовых рынков. - М.: Аспект Пресс, 1999. - 820с.
9. Курочкин С. Нейронные сети: просто о сложном // Банковские технологии - 1997. - №9. - С.25-27.
10. Сметанников А. Нейронные сети - выживает сильнейший // Лаборатория BaseGroup: URL: <http://www.basegroup.ru/art/survives.htm> (2003. 21 окт.)
11. Jokes about economists and economics // JokEc: URL: <http://netec.wustl.edu/JokEc.html> (2003. 11 ноября)
12. Hendry D. F. Dynamic Econometrics. - Oxford University Press, 1995.
13. Swanson N.R., White H. A Model Selection Approach to Real-Time Macroeconomic Forecasting Using Linear Models and Artificial Neural Networks. - PA: Working Paper Series in Economics and Finance, 1995. - 39с.
14. Rech G. Forecasting with artificial neural network models. - Louvain-la-Neuve: Working Paper Series in Economics and Finance, 2002. - 38с.
15. Цыплаков А.А. Эконометрический анализ процессов высокой инфляции (на примере России) // Эконометрическая страничка: URL: <http://www.nsu.ru/ef/tsy/ecmr/disser/chap3.htm> (2003. 10 ноября)
16. Fair, R.C. and Shiller, R.J. Comparing Information in Forecasts from Econometric Models // American Economic Review - 1990. - №80. - С.375-389.
17. Густав Лебон. Психология народов и масс. - С.-П.: Макет, 1995. - 316с.
18. Миры Айзека Азимова кн. 7 / Пер. с англ. - Рига: Полярис, 1994. - 719с.
19. Проблемы прогнозирования некоторых макроэкономических показателей: Монография / Под ред. Энтова Р.М. - М.: ИЭПП, 2002. - 252с.

20. Zarnowitz V. On the Accuracy and Properties of Recent Macroeconomic Forecasts. NBER Working Paper N0229, 1978.
21. Богданов А.А. Тектология. Всеобщая организационная наука. - Берлин, 1922.
22. Пырх С. В. Краткий обзор лекций к.э.н. М.А.Абрамовой по макроэкономике. - М.: ИМПЭ им. А.Г. Грибоедова, 2000. - 29с.
23. Шахиди А. NeuralBase - нейросеть за 5 минут // Лаборатория BaseGroup: URL: <http://www.basegroup.ru/neural/fastneuralnet.htm> (2003. 10 окт.)
24. Стариков А. Нейронные сети - математический аппарат // Лаборатория BaseGroup: URL: <http://www.basegroup.ru/neural/math.htm> (2003. 24 апр.)
25. Зайченко Ю.П. Основы проектирования интеллектуальных систем // IASA: URL: <http://iasa.org.ua/visit.php?lang=rus> (2003. 20 окт.)
26. Костина С., Сучок С. Нейроавтоматное моделирование - новая технология валютного прогнозирования // Банковские технологии - 2002. - №11. - С.19-26.
27. Ивлиев С., Полушкина Г. Моделирование динамики сложных экономических систем: инструментальное решение // Банковские технологии - 2003. - №3. - С. 22-27.
28. Research Papers in Economics // Research Papers in Economics: URL: <http://ideas.repec.org/> (2003. 10 ноября)
29. Филлипов Д. Экономический анализ с элементами искусственного интеллекта // ЭЖ-РУСЬ. - 1999. - №31(248) - Август.
30. Сеницын Е. Нейронные сети и финансы // Банковские технологии - 1996. - №1. - С.19-23.
31. Feed Forward Neural Network // Dataland Software: URL: www.datalandsoftware.com (2003. 11 окт.)
32. Neuralbase // Лаборатория BaseGroup: URL: <http://www.basegroup.ru/download/neuralbase.htm> (2003. 20 окт.)
33. Вопросы анализа // Форум BaseGroup: URL: <http://forum.basegroup.ru> (2003. 21 окт.)
34. COMP.AI.NEURAL-NETS // Usenet: URL: news:comp.ai.neural-nets
35. Помесячная динамика основных макроэкономических показателей // Центр экономической конъюнктуры при Правительстве Российской Федерации: URL: <http://www.cea.gov.ru> (2003. 18 ноября)
36. Genetic Algorithms Abstracts // Troels' Homepage: URL: <http://www3.brinkster.com/troels/genealgo.asp> (2003. 3 окт.)
37. Исаев С. Генетические алгоритмы - эволюционные методы поиска // Генетика: URL: <http://home.od.ua/~relayer/algoneuro/ga-detail/index.htm> (2003. 16 окт.)
38. Стариков С. GeneBase // Лаборатория BaseGroup: URL: <http://www.basegroup.ru/download/genebase.htm> (2003. 11 окт.)

Приложения

Рисунки



Рис. 1. Схема нейрона



Рис. 2. Вид Сигмоиды

Таблицы

Таблица 1. Отклонения между реальными и расчетными значениями в различных моделях

Показатель	ВРП (среднегодовой)				Инвестиции в основной капитал				Импорт товаров			
	Neural		Econometrical		Neural		Econometrical		Neural		Econometrical	
	Прогноз+1	Прогноз+2	Прогноз+1	Прогноз+2	Прогноз+1	Прогноз+2	Прогноз+1	Прогноз+2	Прогноз+1	Прогноз+2	Прогноз+1	Прогноз+2
1	0,0052	0,0000	-0,0083	-0,0145	-0,2104	0,2081	-0,0083	-0,5731	0,0438	-0,0171	-0,1614	-0,4849
2	-0,0004	-0,0004	-0,0340	-0,0282	-0,2561	0,1775	-0,0340	-0,0291	-0,2578	0,0725	-0,4515	0,4310
3	-0,0003	-0,0098	-0,0053	0,0195	0,0308	0,1644	-0,0053	1,3968	-0,0150	0,0548	0,0913	0,2097
4	-0,0119	0,0070	0,0328	-0,0010	1,3980	-0,3154	0,0328	-0,6883	-0,0013	0,0341	0,0681	0,3235
5	0,0103	0,0183	0,0080	-0,0086	0,0601	0,0035	0,0080	0,8032	-0,0407	-0,0207	0,2504	-0,0730
6	0,0220	0,0137	-0,0015	0,0029	-0,0262	0,0265	-0,0015	-0,7127	0,0181	-0,2290	-0,3057	0,7186
7	0,0035	0,0023	-0,0126	-0,0391	-0,4152	0,3928	-0,0126	-0,2109	0,0268	-0,0613	0,5191	-0,4753
8	0,0476	-0,0048	-0,0378	0,0084	0,0759	-0,1121	-0,0378	-0,0532	0,1948	0,0479	0,0678	-0,5944
9	-0,0022	-0,0119	-0,0049	-0,0033	0,0008	-0,0570	-0,0049	-0,8809	-0,0063	0,0423	-0,2226	0,0721
10	0,0049	-0,0028	-0,0045	0,0120	-0,3402	0,5332	-0,0045	-0,4607	-0,0641	-0,0024	0,0929	-0,1361
11	0,0098	-0,0472	0,0000	0,0464	0,0282	-0,0364	0,0000	0,7812	0,0927	-0,0210	-0,0732	-0,2425
12	-0,0453	0,0060	0,0481	0,0006	0,0841	0,3316	0,0481	-0,8068	-0,0124	-0,0024	-0,4162	-0,5750
13	0,0126	-0,0017	-0,0220	0,0120	-0,0935	0,4372	-0,0220	-0,3974	0,0070	-0,0219	-0,6101	0,2922
14	0,0089	-0,0327	-0,0097	0,0303	-0,2493	-0,1166	-0,0097	1,5532	0,0360	0,1104	0,3652	0,8589
15	-0,0129	0,0148	0,0448	-0,0201	-0,0019	0,0355	0,0448	-0,0803	0,0003	-0,0522	0,3250	-0,2176
16	0,0236	0,0015	-0,0070	0,0013	0,0677	-3,3260	-0,0070	0,2461	-0,0061	0,0118	0,0067	0,2724
17	0,0063	-0,0143	0,0118	0,0145	-0,0229	0,7820	0,0118	0,8184	0,0472	-0,0846	-0,0865	0,7759
18	-0,0030	0,0035	0,0136	0,0014	-0,8010	0,0993	0,0136	0,0634	0,0046	0,0334	0,3151	-0,0323
Прогноз 1	0,0069	0,0003	-0,0038	0,0033	-0,1752	0,2999	-0,0979	-0,0522	0,1903	-0,3906	0,2913	-0,2321
Прогноз 2	0,0044	-0,0028	0,0036	0,0158	0,1094	-0,1150	0,8348	0,1275	0,0811	0,2199	-0,1079	-0,3391
Прогноз 3	-0,0009	-0,0002	0,0132	0,0276	0,0789	-0,0924	-0,6795	-0,5170	-0,1627	0,2374	-0,3654	-0,0409
Прогноз 4	0,0025	0,0012	0,0020	0,0124	-0,4211	0,4071	-0,4378	0,3400	-0,3750	0,2441	-0,6751	0,2283
Прогноз 5	0,0026	0,0157	-0,0031	-0,0304	0,6294	-0,7668	0,2171	0,6163	0,0942	-0,3727	0,4881	-0,3259

Показатель	ВРП (среднегодовой)				Инвестиции в основной капитал				Импорт товаров			
	Neural		Econometrical		Neural		Econometrical		Neural		Econometrical	
Период	Прогноз+1	Прогноз+2	Прогноз+1	Прогноз+2	Прогноз+1	Прогноз+2	Прогноз+1	Прогноз+2	Прогноз+1	Прогноз+2	Прогноз+1	Прогноз+2
Прогноз 6	0,0222	0,0084	-0,0444	-0,0141	0,2754	0,1056	0,6317	-0,3004	-0,2468	-0,2089	-0,0786	0,1617
Ср. Откл.	0,0044	-0,0033	0,0006	0,0019	-0,0373	-0,0429	0,0006	0,0427	0,0037	-0,0058	-0,0125	0,0624
Ср. Откл.	0,0063	0,0038	-0,0054	0,0024	0,0828	-0,0269	0,0781	0,0357	-0,0698	-0,0451	-0,0746	-0,0913
Макс. Откл.	0,0476	0,0183	0,0481	0,0464	1,3980	0,7820	0,0481	1,5532	0,1948	0,1104	0,5191	0,8589
Макс. Откл.	0,0222	0,0157	0,0132	0,0276	0,6294	0,4071	0,8348	0,6163	0,1903	0,2441	0,4881	0,2283
Мин Откл.	-0,0453	-0,0472	-0,0378	-0,0391	-0,8010	-3,3260	-0,0378	-0,8809	-0,2578	-0,2290	-0,6101	-0,5944
Мин Откл.	-0,0009	-0,0028	-0,0444	-0,0304	-0,4211	-0,7668	-0,6795	-0,5170	-0,3750	-0,3906	-0,6751	-0,3391