

На правах рукописи

Бирюков Александр Николаевич

**НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ В БЮДЖЕТНО-
НАЛОГОВОЙ СИСТЕМЕ РЕГИОНАЛЬНОГО И
МУНИЦИПАЛЬНОГО УРОВНЕЙ**

Специальность 08.00.13

«Математические и инструментальные методы экономики»

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени

доктора экономических наук

Пермь – 2011

Работа выполнена на кафедре «Национальная экономика» ФГБОУ ВПО Башкирского государственного университета

Научный консультант: Заслуженный деятель науки РФ, доктор экономических наук, профессор
Юсупов Касим Назифович

Официальные оппоненты: Заслуженный изобретатель РФ, доктор экономических наук, доктор технических наук, профессор
Лялин Вадим Евгеньевич

Доктор экономических наук, профессор
Долгова Елена Владимировна

Заслуженный деятель науки РФ, доктор экономических наук, доктор технических наук, профессор
Зайнашев Надим Карамович

Ведущая организация: ФГБОУ ВПО «Оренбургский государственный университет»

Защита состоится «30» марта 2012 года в 10.00 часов на заседании диссертационного совета ДМ 212.189.07 при Пермском государственном национальном исследовательском университете по адресу: г. Пермь, ул. Букирева, 15, зал заседаний Ученого совета.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Пермского государственного национального исследовательского университета, с авторефератом диссертации на официальном сайте www.vak.ed.gov.ru.

Автореферат разослан «___» февраля 2012 года.

Ученый секретарь диссертационного совета,
доктор экономических наук, доцент

Миролюбова Т.В.

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования. Бюджетная и налоговая система на всех ее трех уровнях – федеральном, региональном, муниципальном – это две стороны единого бюджетно-налогового федерализма.

Бюджетно-налоговая система России в настоящее время находится в состоянии реформирования. В соответствии с Концепцией долгосрочного социально-экономического развития Российской Федерации (РФ) на период до 2020 года принят курс на изменение принципа бюджетирования регионов и муниципальных образований (МО): вместо смежного принципа (планирование от достигнутого уровня), требуется обеспечение равномерного социально-экономического развития территорий регионов в аспекте предоставления населению бюджетных услуг определенного вида (общеобразовательных, здравоохранения, жилищно-коммунальных и др.). На уровне муниципальных учреждений (МУ), которые непосредственно реализуют оказание бюджетных услуг населению, планирование финансовой поддержки со стороны бюджетов различных уровней, например, распределение фонда материального развития (ФМР) должно быть прозрачным и эффективным в плане бюджетного ориентира на конечный результат (БОР).

Что касается второй подсистемы бюджетно-налогового федерализма – налоговой, то для повышения эффективности функционирования налоговых органов необходимо создание современного механизма налогового администрирования, обеспечивающего высокое качество контроля за соблюдением налогового законодательства.

Сложившийся к настоящему времени механизм налогового администрирования не обеспечивает требуемого сегодня повышения эффективности деятельности налоговой подсистемы.

Построение такого механизма невозможно без применения современных информационных технологий, разработки интеллектуальных экспертных систем на базе нейросетевого моделирования.

Степень научной разработанности темы. Разработка теоретических аспектов создания, обучения и функционирования нейросетей, нейрокомпьютеров представлена в фундаментальных работах таких авторов, как Р. Вильяме, П. Вербос, Р. Земел, Йох-Хан Пао, Т. Кохонен, Э. Минай, Ф. Розенблатт, Е. Хинт.

Существенное влияние на развитие общей теории нейрокомпьютеров, нейроинформатики оказали работы российских ученых Э.Д. Аведьяна, С.И. Барцева, А.И. Галушкина, А.Н. Горбаня, В.Л. Дунина-Барковского, Г.Г. Малинецкого, Е.М. Миркеса, В.А. Охонина, Я.З. Цыпкина, и др. Следует отметить также вклад ученых ближнего и дальнего зарубежья, таких как Э. Баррон, В.А. Головкин, А.Г. Ивахненко, Э.М. Куссуль, В. Мак-Калок, М. Минский, Н. Нильсон, В. Питс, С. Пайперт, Д.Е. Румельхарт, Ф. Таккенс, Дж. Такер, К. Фунахаши, С. Хайкин, Р. Хент-Нильсен, Д. Хопфилд, К. Хорник, Г. Цыбенко и др.

Проблема нейросетевого математического моделирования экономических объектов и систем, в том числе объектов налогового контроля и налогообложения, привлекает внимание многих отечественных и зарубежных ученых. Методам и результатам решения практических задач финансового рынка с использованием нейронных сетей, в частности решения задачи ранжирования корпоративных заемщиков при предоставлении им кредитов, посвящена работа Д.-Э.Бэстенса, В.-М. ван ден Берга и Д. Вуда. Приложениями нейрокомпьютинга в экономике и бизнесе, прогнозированием финансового рынка и оценкой платежеспособности предприятий занимались А.А. Ежов и С.А. Шумский. Существенный вклад в область интеллектуального управления производственными системами на основе нейро-нечетких моделей внесен Р.Г. Валеевой, Б.Г. Ильясовым, В.И. Васильевым. Анализу процессов управления и поддержке принятия решений в условиях неопределенности на основе использования методов искусственного интеллекта, в частности классификации критических ситуаций с помощью нейронных сетей, посвящены работы Л.Р. Черняховской. В работах Л.А. Исмагиловой осуществляется оценка налогового потенциала и прогнозирование налоговых поступлений с использованием методов искусственного интеллекта. Применением нейросетевых технологий в сложных инженерных и экономических системах, в частности нейросетевыми непараметрическими методами анализа экспериментальных данных, занимался С.А. Терехов. Использованию нейронных сетей в финансовом инжиниринге посвящены работы И.С. Абу-Мустафы и др.

Вопросам управления налогообложением в аспекте моделирования процессов сбора налогов и оценки добросовестности отдельных налогоплательщиков посвящены работы А.Б. Паскачева (в соавторстве), А.Б. Соколова.

Г.И. Букаевым, Н.Д. Бубликом, С.А. Горбатковым, И.И. Голичевым предложена и обоснована новая технология оценки финансовых показателей налогоплательщиков на основе получения с помощью нейросетевых моделей (НСМ) «эталонного» значения производственной функции класса налогоплательщиков.

Тематике имитационного моделирования экономических систем и бизнес-процессов посвящены работы Н.П. Бусленко, А.А. Емельянова, У. Кельтона (W. Kelton), В.Н. Томашевского, Дж. Форрестера (*J. Forrester*), Дж. Шрайбера (T.J. Schriber) и др.

Интеллектуальные алгоритмы поддержки принятия решений по управлению FuzzyCalc, CubiCalc, BrainMaker, IDIS, BERT, ISIS и экспертных систем EXSYS, GURU, KL, KRYPTON описаны в работах Р.А. Алиева, А.Э. Церковного, В.А. Кабанова, А.В. Лапко, С.В. Ченцова, СИ. Крохова, Л.А. Фельдмана, Ю.А. Любарского, Д.А. Поспелова, А.Н. Романова, Б.Е. Одинцова и др.

Значительные результаты в области теоретических и практических вопросов налогообложения получены в Институте экономики РАН, Институте экономики переходного периода, Институте развития налоговой системы. Ряд технологических решений по автоматизации задач налогообложения выполнен

в ГНИВЦ ФНС России, Нижегородском филиале НИИ развития налоговой системы.

В то же время значительное число проблем продолжает оставаться недостаточно или вообще не исследованным. В теоретическом плане не исследовано применение нейросетевых и нейро-нечетких информационных технологий для бюджетно-налоговой системы регионального и муниципального уровней. Степень разработанности темы диссертационной работы, с одной стороны, и запросами практики, с другой стороны, не соответствуют современным требованиям.

Проблема, решаемая в диссертации, формулируется так: создание теоретических и методологических основ комплексного нейро-моделирования бюджетно-налоговой системы регионального и муниципального уровней.

Целью диссертационной работы является решение алгоритмически сложных задач (а в некоторых случаях и просто недоступных задач для других подходов), а также научно обоснованная аккумуляция знаний об объекте, т.е. поддержание уже имеющейся системы экономических моделей объекта исследования и пополнение ее недостающими моделями и задачами. В прикладном экономическом аспекте поставленная цель работы ориентирована на повышение эффективности государственного управления в области бюджетно-налоговых систем регионального и муниципального уровней.

Для достижения поставленной цели в процессе диссертационного исследования необходимо решить следующие **задачи**:

1. Разработка общей методологии исследования, основанной на системном подходе.

2. Разработка мультиагентной когнитивной модели бюджетно-налоговой системы регионального и муниципального уровней, описывающей причинно-следственные связи всех исследуемых подсистем.

3. Разработка на базе общесистемных законов концептуального базиса нейросетевого моделирования в сложных условиях сильного зашумления данных как методологической основы разработки новых методов, алгоритмов и нейросетевых моделей.

4. Разработка новых нейросетевых методов для задач: предобработки (предрегуляризации) данных; байесовской регуляризации обучения нейросетей; синтеза оптимальных планов выездных налоговых проверок; оценки адекватности нейросетевых моделей; многофакторного и многокритериального ранжирования налогоплательщиков, а также муниципальных учреждений; кластеризации предприятий-налогоплательщиков; прогноза наполнения бюджета; прогноза для целей налогового регулирования.

5. Апробации предложенных методов и алгоритмов в вычислительных и натуральных экспериментах, сравнение расчетов по нейросетевым моделям с альтернативными моделями.

6. Разработка прикладных нейросетевых моделей для подсистем мультиагентной когнитивной карты.

7. Апробация и анализ доступных инструментариев (пакетов программ). Разработка примера инструмента представления и накопления знаний для

интеллектуальной экспертной системы поддержки принятия решений по налоговому администрированию.

Объектом исследования в диссертации является бюджетно-налоговая система регионального и муниципального уровней.

Предметом исследования являются технологии налогового планирования, регулирования, контроля; технологии бюджетирования, ориентированные на конечный результат.

Методология и методы исследования. Основой представленной диссертации послужили труды отечественных и зарубежных ученых, внесших вклад в области системного анализа, теории управления и общесистемные законы, методы математического моделирования, методы нейросетевого моделирования, теории вероятностей и математической статистики, фрактальной теории, методы теории принятия решений, методы нечетких множеств.

Информационной базой исследования послужили научные работы отечественных и зарубежных авторов, монографии, статьи, материалы научных конференций по проблемам нейросетевого моделирования экономических систем.

В процессе исследования использовались материалы Федеральной службы государственной статистики РФ, территориального органа Росстата по Республике Башкортостан – Башкортостанстата, основные положения Федеральной Программы модернизации налоговой системы РФ (раздел: научные исследования и практические разработки совершенствования организации налогового контроля на основе современных информационных технологий и математического моделирования, автоматизации операций налогового контроля, сопряжения новых технологий налогового контроля с действующей системой электронной обработки данных (ЭОД)). А также отчетные данные управления Федеральной налоговой службы РФ по Республике Башкортостан, статистическая информация из территориального финансового управления Министерства финансов Республики Башкортостан на территории г. Стерлитамак, статистические ежегодники, периодическая печать и Интернет.

Соответствие содержания диссертационной работы избранной специальности. Тема и содержание диссертации относятся к области исследования научной специальности ВАК 08.00.13 – «математические и инструментальные методы экономики», раздел 1. Математические методы: п. 1.4. Разработка и исследование моделей, математических методов анализа микроэкономических процессов и систем.... Раздел 2. Инструментальные средства: п. 2.3. Разработка систем поддержки принятия решений для рационализации организационных структур и оптимизации управления экономикой на всех уровнях; п. 2.5. Разработка концептуальных положений использования новых информационных и коммуникационных технологий с целью повышения эффективности управления в экономических системах; п. 2.6. Развитие теоретических основ и инструментария проектирования, разработки и сопровождения информационных систем субъектов

экономической деятельности: методы формализованного представления предметной области, программные средства, базы данных, базы знаний; п. 2.8. Развитие методов и средств аккумуляции знаний о развитии экономической системы и использование искусственного интеллекта при выработке управленческих решений.

Научная новизна диссертационной работы заключается в разработке теоретических положений и методологических основ нейросетевого моделирования процессов в бюджетно-налоговой системе регионального и муниципального уровней.

Конкретно научная новизна состоит из 6 концепций, образующих концептуальный базис, создающий методологическую основу исследований, а также 10 положений, выносимых на защиту (см. ниже).

Концепция 1, состоящая в формировании «ядра» нейросетевого моделирования – «обобщенной производственной функции» в виде нелинейной многофакторной зависимости выходного показателя («обобщенного продукта») Y от вектора \bar{X} «обобщенных производственных факторов». Построение этой зависимости $\hat{Y}(\bar{X})$, которая скрыта в данных соответствующих подсистем бюджетно-налоговой системы, создает методологическую основу объективного сравнения (ранжирования) объектов, обслуживания тем самым соответствующие задачи подсистем: прогнозирования, ранжирования, налогового регулирования, налогового контроля. Концепция 1 для рассматриваемых БНС, предложена автором впервые (п. 2.6. Паспорта специальности 08.00.13 ВАК).

Концепция 2 байесовской регуляризации обучения нейросетевых моделей, основанная на общесистемном законе энтропийного равновесия открытой системы и законе о подавлении дисфункций структурируемой системы, отличается от известных подходов к построению нейросетевой модели тем, что оценку условного математического ожидания $\hat{Y}(\bar{X}, W)$ при восстановлении многомерной нелинейной зависимости, скрытой в исходных данных $D = \{ \langle \bar{x}_i, y_i \rangle, i = \overline{1, N} \}$, с помощью нейросетевой модели целесообразно выполнять, используя не одну нейросетевую модель, а байесовский ансамбль из нескольких нейросетей – гипотез $\{h_q(\bar{X}, W)\}$, где h_q – q -я априорная гипотеза о порождении эмпирических данных. При этом все априорные гипотезы $\{h_q(\bar{X}, W)\}$ принадлежат к одной метаяпотезе (классу H , MLP – сетей с алгоритмом обучения типа обратного распространения ошибки).

После построения нейросетей – гипотез производится их апостериорная фильтрация по предложенному вероятностному критерию P_q^* , равному отношению числа «хорошо» объясненных точек N_q^* (с допустимой относительной ошибкой расчета $\delta_i \leq \xi, \%$, где ξ – экспертно задаваемый уровень ошибки объяснения данных) к общему числу точек N в кластере. В итоге априорный ансамбль гипотез $\{h_q(\bar{X}, W)\}$ сужается, что соответствует увеличению наших знаний о моделируемом объекте. Финишная оценка всех расчетных характеристик производится путем осреднения на отфильтрованном

апостериорном байесовском ансамбле нейросетей. Данная концепция оригинальна. Известен байесовский подход к регуляризации обучения нейросетей, развитый в работах С.А. Шумского и А.С. Нужного, в котором апостериорная оценка качества обучения гипотез – нейросетей $\{h_q\}$ производится с привлечением функций правдоподобия (Likelihood) $P(D|h_q)$, т.е. вероятности появления данных D при зафиксированной гипотезе h_q о порождении данных. Для расчета $P(D|h_q)$ требуется введение довольно жесткого, стесняющего модель ограничения об априорном знании закона распределения плотности вероятности шумовой составляющей наблюдений $\langle \bar{x}_i, y_i \rangle, i = \overline{1, N}$. Как указано в главе 1 диссертации, в задачах налогового контроля указанное ограничение не выполняется. В концепции 2 фильтрация гипотез – нейросетей производится по предложенному вероятностному критерию $P_q^* = N_q^*/N$, который не требует выполнения упомянутого обременительного для практики ограничения, что позволяет приблизить разработанные нейросетевые модели к практическим сложным условиям моделирования и, соответственно, повысить их достоверность (п. 2.3. Паспорта специальности 08.00.13 ВАК).

Концепция 3, основанная на общесистемном законе подавления дисфункций структурируемой системы, состоит в том, что управление информативностью данных путем их предобработки (сглаживания и структурирования) по разработанным числовым мерам (критериям) ε должно производиться взаимосвязано с управлением качеством аппроксимации восстанавливаемой функции $Y(\bar{X})$ и, соответственно, с прогностическими свойствами сети и ее устойчивостью по разработанной числовой мере ρ_0 , где $\rho_0 = \varphi(\varepsilon)$. В алгоритмы предобработки (предрегуляризации) данных целесообразно вводить байесовскую процедуру, т.е. проводить байесовское обучение вспомогательных нейросетевых субмоделей (НССМ). Концепция оригинальна. В трудах А.Н. Тихонова, В.Я. Арсенина и других представителей школы академика А.Н. Тихонова по методам решения некорректных обратных задач интерпретации данных лишь упоминается о возможной несостоятельности алгоритмов регуляризации, опирающихся на разнородные данные. Применительно к нейросетям с разработкой конкретных способов обеспечения указанной состоятельности вопрос не исследовался. Предложенная концепция 3 позволяет наделить предложенные алгоритмы предобработки данных свойством «предрегуляризации» и в итоге повысить эффективность байесовской регуляризации обучения нейросети (п. 2.5. Паспорта специальности 08.00.13 ВАК).

Концепция 4, основанная на общесистемном законе обеспечения гомеостата системы, подверженной дестабилизирующему влиянию внешней среды, отличается предложением трехуровневой иерархической системы государственного управления социально-экономическим развитием региональных и муниципальных территорий, где на каждом иерархическом уровне реализуется свой принцип распределения финансовой поддержки и

строится соответствующая математико-информационная модель поддержки принятия решений по бюджетированию: на верхнем I-ом уровне субъектов РФ реализуется принцип равномерной нормативной подушевой обеспеченности населения в бюджетных услугах определенного вида, например, общеобразовательных; на среднем II-ом уровне муниципального образования реализуется принцип обеспечения равномерности темпов развития муниципального образования; на нижнем III-ем уровне предлагается использовать соревновательный принцип. Большую федеральную поддержку получает муниципальное учреждение, у которого прогнозный обобщенный показатель эффективности работы Φ , оцениваемый в нейросетевой модели, выше при прочих равных условиях. Новизна концепции заключается во введении III-го уровня государственного управления распределением федеральных субвенций и трансфертов – уровня МУ, что замыкает снизу общую систему распределения, и количественно оценивает эффективность работы сравниваемых муниципальных учреждений на основе общей нейросетевой модели (п. 2.3. Паспорта специальности 08.00.13 ВАК).

Концепция 5, основанная на общесистемных законах гомеостата и подавления дисфункций структурируемой системы, состоит в том, что прогнозирование наполнения бюджета должно осуществляться на основе комбинированного системно – синергетического – информационного подхода не изолированно, а в составе общей методики бюджетирования, основанного на принципе равномерного обеспечения населения бюджетными услугами определенного вида. При этом, как расходная, так и доходная части бюджета должны планироваться с учетом риска выхода за границы доверительных интервалов прогнозных оценок с заданной доверительной вероятностью, чтобы пересечение этих границ не было пустым множеством. Новизна этой концепции состоит в оценке риска выхода за границы доверительного интервала прогноза наполнения муниципального бюджета, получаемого на основе байесовского ансамбля многофакторных динамических нейросетевых моделей, что позволяет учесть неопределенность в процедурах планирования муниципального бюджета, т.е. сделать его более достоверным (п. 2.6. Паспорта специальности 08.00.13 ВАК).

Концепция 6, основанная на общесистемном законе декомпозиции систем, состоит в том, что общая модель поддержки принятия решений по налоговому регулированию, декомпозируется на две подмодели: 1) групповой экспертной оценки для образованных кластеров мелких и средних юридических лиц – налогоплательщиков (с использованием методов кластеризации); 2) модели количественной углубленной оценки финансового состояния крупных и проблемных налогоплательщиков (с использованием разработанного гибридного нейросетевого метода с нечетким правилом вывода в базе представления знаний). Концепция оригинальна, ее использование позволяет:

- повысить оперативность принимаемых решений по налоговому регулированию за счет групповой экспертной оценки;
- сочетать преимущества нейросетевой и нечеткой моделей представления базы знаний в экспертной системе налогового регулирования, т.е. способность

Помимо изложенного выше концептуального базиса научную новизну диссертационной работы составляют следующие 10 положений, выносимых на защиту:

Положение 1. Мультиагентная когнитивная модель для бюджетно-налоговой системы регионального и муниципального уровней разработана автором впервые. Модель представляет причинно-следственные связи (потоки финансов и информации) для всех подсистем БНС и позволяет декомпонировать общую цель моделирования на подцели для отдельных подсистем (бюджетной и налоговой) и тем самым более четко очертить рамки постановки задач, уменьшить их размерность и определить требования к уровню обобщения в разрабатываемых методах.

Положение 2. Метод вложенных математических моделей реализует концепции 1, 2, 3 и содержит 6 оригинальных итерационных оптимальных алгоритмов предобработки данных и 5 процедур байесовской регуляризации обучения нейросетей, причем алгоритмы предобработки данных и регуляризации нейросети взаимосвязаны итерационно для обеспечения состоятельности процедуры регуляризации в соответствии с концепцией 3. Метод вложенных математических моделей является новым и позволяет найти оптимальный компромисс между прогностическими свойствами нейросетевой модели и ее устойчивостью в очень сложных условиях моделирования.

Положение 3. Приближенный метод байесовской регуляризации, основанный на концепции 2, является новым и отличается от известного метода С.А. Шумского регуляризации обучения нейросети критерием апостериорной фильтрации гипотез – нейросетей, измеряющим вероятность приемлемого качества объяснения данных нейросетями ансамбля, что позволяет отказаться от требования априорного знания закона распределения плотности вероятности шумовой составляющей наблюдений и, соответственно, учесть реальные условия моделирования.

Положение 4. Метод регуляризации MLP-сетей с использованием стабилизатора А.Н. Тихонова $\Omega(z)$ для решения обратной задачи является частично новым и отличается алгоритмом нахождения параметра регуляризации λ на основе байесовского подхода, что позволяет с большей достоверностью оценивать этот параметр, а значит увеличить эффективность стабилизации решения.

Положение 5. Гибридный метод синтеза оптимального плана (ГМСОП) выездных налоговых проверок, состоящий из двух основных методов – метода вложенных математических моделей для оценки отклонения декларируемого выходного показателя от эталонного и метода оценки статистической устойчивости появления больших отклонений.

Положение 6. Двухступенчатый метод оценки адекватности нейросетевой модели отбора налогоплательщиков для выездных проверок, полученный с помощью ГМСОП, является новым, и ранее не рассматривался. Метод позволяет получить надежную оценку адекватности нейросетевой модели отбора в сложных условиях моделирования, когда нарушаются практически все предпосылки классических методов регрессионного анализа.

Положение 7. Иерархическая (3^x -уровневая) модель поддержки принятия решений по распределению субвенций и федеральных финансовых трансфертов, содержащая на нижнем (третьем) уровне нейросетевую модель оценки эффективности работы муниципальных учреждений.

Положение 8. Прогнозная многофакторная нейросетевая модель наполнения муниципального бюджета, построена впервые, что позволяет исследовать и оптимизировать в будущем (в планируемом периоде) управляющие воздействия, в частности, нормативы налогов, устанавливаемые местным законодательством.

Положение 9. Итерационный нейросетевой метод кластеризации предприятий-налогоплательщиков, является оригинальным и отличается от известных методов кластеризации на основе сетей Кохонена двумя процедурами – селекции признаков и байесовской регуляризации по критерию качества фильтрации, который позволяет повысить оперативность принятия решений в подсистеме налогового регулирования.

Положение 10. Прикладные нейросетевые модели для поддержки принятия решений в подсистемах – бюджетные системы муниципальных образований (БСМО), муниципальные учреждения, подсистема налогового планирования (ПНП), подсистема налогового контроля (ПНК), подсистема налогового регулирования (ПНР) – получены впервые. Эти модели создают научную основу повышения эффективности функционирования аналитических блоков информационных систем в указанных подсистемах бюджетно-налоговой системы регионального и муниципального уровней.

Достоверность положений, выносимых на защиту. Поскольку положения, выносимые на защиту, являются, по – мнению автора, новыми, то априори было неясно, как они будут работать в сложных условиях моделирования, оговоренных в пункте 1.2.3 и параграфе 1.3 диссертации. Данному вопросу достоверности положений, методов, алгоритмов и адекватности полученных нейросетевых моделей в диссертации уделено особое внимание.

Достоверность концептуального базиса и предложенных методов (положения 2, 3, 5, 6, 7, 8, 10) обосновывается, прежде всего, корректным применением методов системного анализа, математических методов функционального анализа, теории нейросетевого моделирования, теории некорректных обратных задач, теории нечетких множеств, теории принятия решений.

Достоверность всех 10 положений, выносимых на защиту, кроме положения 4, которое носит характер научной гипотезы, проверена также в широких сериях вычислительных экспериментов на реальных данных

налоговых деклараций и бюджетных показателей муниципальных образований и их муниципальных учреждений. Результаты вычислительных экспериментов на нейросетевых моделях также сравнивались с альтернативной непараметрической моделью И.И. Голичева* и натурными экспериментами по итогам выездных налоговых проверок.

Теоретическая и практическая ценность и внедрение результатов.

Теоретическая база диссертации посвящена проблемным вопросам совершенствования системы налогового администрирования (планирования, регулирования, контроля) и основам моделирования процессов наполнения и расходования муниципального бюджета на базе нейросетевых информационно-аналитических моделей, теоретической основой которых служат общесистемные законы. Методологическая часть может быть использована в системных областях экономики для моделирования нелинейных динамических процессов.

Практическая ценность диссертационного исследования в целом заключается в том, что создана научная база для совершенствования интеллектуальных компьютерных технологий поддержки принятия решений по планированию бюджета муниципальных образований, распределению субвенций и трансфертов, налоговому планированию, контролю и регулированию в бюджетно-налоговой системе регионального и муниципального уровней.

Исследования в данном направлении выполнялись в период с 2005 г. по 2011 г.г. на кафедре «Национальная экономика» Башкирского государственного университета и в рамках научной школы по нейросетевому моделированию экономических систем, возглавляемой профессором, д.т.н., Заслуженным деятелем науки Республики Башкортостан, действительным членом Академии инженерных наук РФ Горбатовым С.А. Прикладные аспекты исследований были связаны с договорами творческого содружества с территориальным финансовым управлением Министерства финансов Республики Башкортостан на территории г. Стерлитамак: «Апробация концептуального базиса и алгоритма построения гибридных моделей доходной и расходной частей бюджета муниципального образования на основе интеллектуальных (нейросетевых) моделей»; муниципальным бюджетным учреждением здравоохранения «Клиническая больница № 1» г. Стерлитамак: «Агрегирование множеств разрозненных показателей в один обобщенный критерий ранжирования учреждений здравоохранения по эффективности их работы в медицинском и экономическом аспектах на основе интеллектуальных (нейросетевых) математических моделей»; муниципальным бюджетным учреждением здравоохранения «Санитарный автотранспорт» г. Стерлитамак: «Алгоритм оценки показателей качества работы муниципального бюджетного учреждения здравоохранения «Санитарный автотранспорт» на основе нейросетевой математической модели». Внедрение подтверждено

* Модернизация налогового контроля (модели и методы): Монография/Под. Ред. А.Н. Романова. – М.: Вузовский учебник, 2010. – 320 с.

соответствующими документами и протоколом намерений Департамента организации налогового контроля ФНС РФ.

Материалы диссертационного исследования внедрены в учебном процессе подготовки специалистов с высшим профессиональным образованием экономического профиля по дисциплинам «Эконометрика», «Компьютерные технологии в экономической науке и производстве», «Теория социально-экономического моделирования», «Методы прогнозирования финансовых показателей» в Башкирском государственном университете.

Апробация работы и публикации. Теоретические и практические положения, содержащиеся в диссертационной работе, послужили материалом к разработке учебных пособий «Эконометрика», «Экономика труда», так и лекционных курсов по соответствующим дисциплинам, читаемых автором в Башкирском государственном университете.

Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на конференциях, наиболее значимые из которых: IX Всероссийская научная конференция «Нейрокомпьютеры и их применение» (Москва, 2011 г.); X Международная конференция «Новые тенденции в экономике и управлении организацией» (г. Екатеринбург, 2011 г.); III ежегодная Международная научно-практическая конференция «Перспективы развития информационных технологий» (г. Новосибирск, 2011 г.); I Всероссийская (с международным участием) научно-практическая конференция «INEM – 2011» в сфере инноваций, экономики и менеджмента. При поддержке Fachhochschule Ludwigshafen am Rhein (Central Eastern Europe Institute) (г. Томск, 2011 г.); Международная научно-практическая конференция «Современные малые города: проблемы и перспективы развития» (Ивантеевка, Московская область, 2010 г.); Всероссийская научно-практическая конференция «Актуальные проблемы экономической политики» (г. Нефтекамск, Республика Башкортостан, 2010 г.); IV Международная научно-практическая конференция «Воспроизводственный потенциал региона» (г. Уфа, 2010 г.); Всероссийская научно-практическая конференция Института социально-экономических исследований УНЦ РАН (г. Уфа, 2010 г.); IV Всероссийская научно-практическая Internet-конференция Института социально-экономических исследований УНЦ РАН (г. Уфа, 2010 г.); II Международная научно-практическая конференция «Анализ, моделирование и прогнозирование экономических процессов» (г. Воронеж, 2010 г.); II Всероссийская научно-практическая Internet-конференция (Института социально-экономических исследований УНЦ РАН) «Проблемы функционирования и развития территориальных социально-экономических систем» (г. Уфа, 2009 г.); семинарах в Государственном автономном научном учреждении «Институт прикладных исследований» Академии наук Республики Башкортостан, Башкирского Государственного университета и в Пермском государственном национальном исследовательском университете (международная лаборатория конструктивных методов исследования динамических моделей экономики на кафедре информационных систем и

математических методов в экономике – руководитель д.ф.-м. н., проф. Максимов В.П.).

Публикации. Основные результаты диссертационной отражены в 83 работах, все по теме диссертации, в том числе 29 в рецензируемых журналах, входящих в список ВАК, 9 монографиях, 18 научных журналов и сборников трудов, 5 препринтов, 20 международных и всероссийских научных конференций и 1 свидетельство о регистрации алгоритма в отраслевом фонде (общий объем 88,97 авт. листов).

Структура и объем работы. Диссертационная работа состоит из введения, 9 глав, заключения, библиографического списка литературы из 220 источников. Основное содержание работы изложено на 432 страницах машинописного текста. В работе содержатся 44 рисунка, 33 таблицы и 8 разделов приложений. В Приложениях кратко описаны принципы работы нейросетей типа многослойного персептрона (MLP), сетей с базисными радиальными функциями (RBF) и нейросетей Кохонена (SOM-карт), а также приведены фрагменты таблиц исходных данных (полные таблицы содержатся в монографиях автора [1, 2]).

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

В главе 1 приведен обзор и анализ возможностей интеллектуального моделирования в бюджетно-налоговой системе регионального и муниципального уровней.

Глава посвящена обзору и анализу возможностей интеллектуального моделирования в бюджетно-налоговой системе регионального и местного уровней.

При разработке нейросетевых (интеллектуальных) экспертных систем для процессов налогового администрирования необходимо системное видение этих процессов в аспекте их взаимосвязи с бюджетными процессами на всех уровнях – федеральном, региональном, муниципальном. Для представления указанных причинно-следственных взаимосвязей разработана когнитивная мультиагентная модель (карта) финансовых и информационных потоков в бюджетно-налоговой системе регионального и муниципального уровней (рис. 1). При разработке когнитивной модели БНС в качестве концептов выделены 9 экономических агентов (подсистем) 1; 2; 3; 2.1; 2.2; 3.1; 3.2; 3.3 и 3.4.

Когнитивная карта позволила декомпонировать общую проблему, сформулированную во Введении, на подпроблемы при постановке задач нейросетевого моделирования для каждого агента. При этом дается подробный анализ функций каждого агента с системных позиций единого бюджетно-налогового федерализма как инструмента государственного управления экономики в России.

В последние годы в бюджетно-налоговой сфере за рубежом стали активно применяться экспертные системы (ЭС), поддержки принятия решений, в том числе и с использованием искусственного интеллекта. Для представления знаний в экспертных системах используются как традиционные подходы, без явного применения методов искусственного интеллекта (регрессионные

модели, модели бинарного отклика, модели группового учета аргументов), так и интеллектуальные модели (нейросетевые, нечеткие, нейро-нечеткие и др.). Показано, что в тяжелых условиях моделирования, характерных для бюджетно-налоговой системы, рассматриваемой в диссертации (общность постановки задач аппроксимации, прогноза, кластеризации, в частности отказ от стесняющих ограничений априорного знания закона распределения шумов в данных, закона распределения кластеризуемых векторов, сильное зашумление и даже сознательное искажение данных, и их дефицит), традиционные методы не перспективны в силу нарушения практически всех предпосылок метода наименьших квадратов. Предпочтение отдается интеллектуальным методам, в частности нейросетевым и нейро-нечетким.

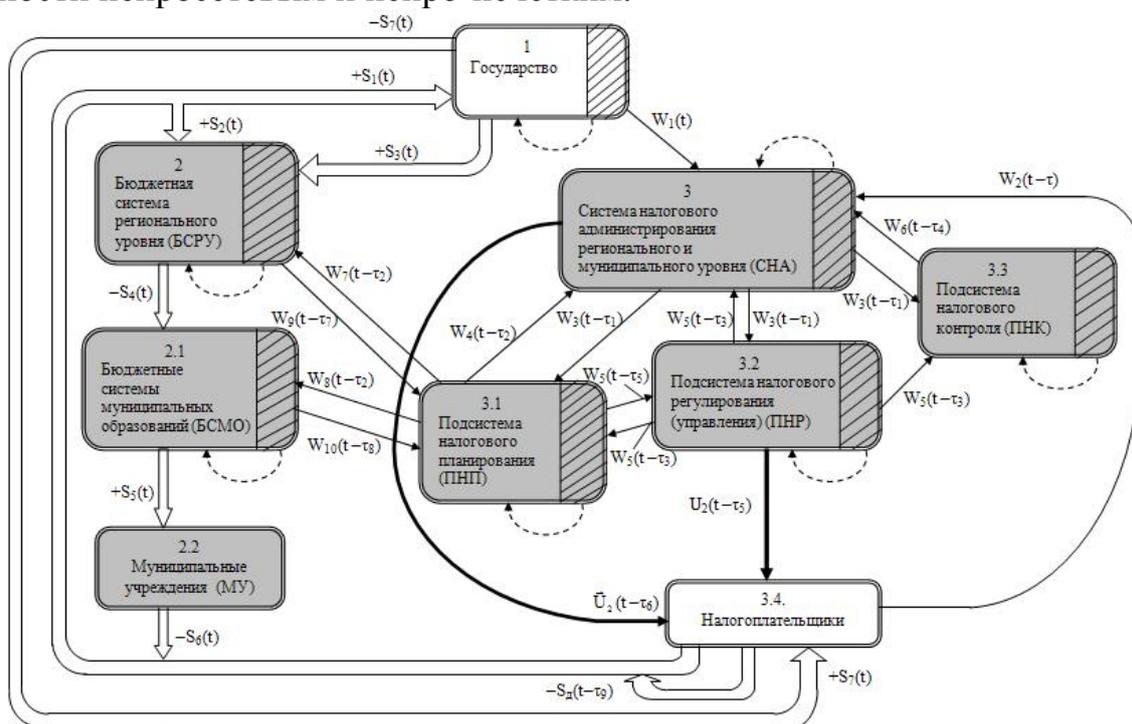


Рис. 1. Когнитивная мультиагентная модель финансовых и информационных потоков в бюджетно-налоговой системе регионального и муниципального уровней

В области бюджетно-налоговой системы регионального и муниципального уровней экспертные системы с искусственным интеллектом в России пока не разработаны, поскольку соответствующие методы нейросетевого моделирования в условиях триады «НЕ-факторов» (неопределенность, неполнота, неточность) мало исследованы: не создан концептуальный базис методов, алгоритмов и инструментариев на базе общесистемных законов; не разработаны принципы интеграции нейросетевых методов с методами других классов; не исследованы вопросы устойчивости и регуляризации нейросетей; не разработаны методы оценки адекватности нейросетевых моделей и ряд других вопросов. Поэтому сделан вывод об актуальности проблемы, указанной выше в автореферате.

В главе 2 подробно описана разработка концептуального базиса как логической основы нейросетевого моделирования бюджетно-налоговой системы регионального и муниципального уровней.

На теоретической и методологической основе общесистемных законов разработаны 6 экономико-математических концепций разработки методов и моделей поддержки принятия решений в подсистемах (агентах) когнитивной карты. В кратком изложении разработанных концепций, можно выделить обобщенно преимущества такого подхода:

1) Совокупность разработанных концепций можно рассматривать как методологическую основу соответствующих методов, алгоритмов, моделей и компьютерных методик, поскольку концепция оперирует и обосновывается глубинными механизмами процессов и явлений в объекте и создает в итоге новое обобщенное знание о предмете моделирования.

2) Системно – синергетический – информационный подход к исследуемому вопросу или явлению позволяет переносить знания из одной предметной области в другую, менее исследованную на основе общесистемных законов. Например, знание общесистемных законов энтропийного равновесия в открытой системе, а также фонового закона позволило сделать правильную и эффективную постановку задачи нейросетевого моделирования показателей, определяющих налоговую базу, на стадии камеральных проверок.

3) Правильная и эффективная постановка задач – это третий эффект общего характера, достигаемый при системно – синергетически – информационном подходе.

В главе 3 исследована устойчивость нейросетевой модели восстановления многофакторных зависимостей. Описана также разработка приближенного байесовского метода регуляризации нейросетевой модели для условий сильного зашумления данных с неизвестным законом распределения шумов.

Исследована устойчивость нейросетевой модели восстановления многофакторных зависимостей и на основе этого исследования разработан оригинальный приближенный байесовский метод регуляризации для условий, когда неизвестен априори закон распределения шумовой составляющей наблюдений. Разработан также метод регуляризации нейросети на основе стабилизатора А.Н. Тихонова $\Omega(z)$ для решения обратной задачи с оценкой параметра регуляризации λ на основе байесовского подхода.

Рассмотрена обобщенная постановка задачи восстановления многофакторных нелинейных зависимостей, скрытых в данных с помощью нейросети. Пусть \vec{X} – вектор экзогенных переменных; \vec{Z} – вектор количественных свойств внешних воздействий. Истинный (неизвестный) отклик системы описывается вектор-функцией $G: \vec{Y} = G(\vec{X}, \vec{Z})$, которая приближается (аппроксимируется) нейросетевым отображением G :

$$F: \hat{\vec{Y}} = F(\vec{X}, \vec{Z}, W), \quad (1)$$

где W – матрица синаптических весов (параметров) модели. Отношение (1), воспроизводящее функционирование системы G так, что $\hat{\vec{Y}}$ и \vec{Y} близки в

некоторой метрике, отражающей цели моделирования, называется информационной моделью системы G . Заметим, что определяемая нейросетью вектор-функция \hat{Y} может быть произвольной при легковыполнимых требованиях к структурной сложности сети и наличию нелинейности в передаточных функциях нейронов.

С позиций функционального анализа задача восстановления (интерпретации данных) (1) в режиме обучения нейросети, т.е. нахождения матрицы параметров W при предъявлении на входе обучающих примеров $\langle \bar{x}_i, \bar{y}_i \rangle, i = \overline{1, N}$ является обратной задачей, некорректно поставленной по Адамару, т.е. решение может не существовать, быть неединственным, неустойчивым к малым изменениям данных.

В исследованиях С.А. Горбаткова, Д.В. Полупанова* было показано на основе модельных вычислительных экспериментов, что существуют критические величины степени зашумленности данных и объема зашумления (по числу вектор-столбцов), при которых сеть теряет устойчивость.

В главе 3 с применением метода функционального анализа разработаны оригинальные методы регуляризации нейросетей (положения 3 и 4, выносимые на защиту). Опишем задачу интерпретации данных в терминах функционального анализа. Пусть $z \in Z$ – искомый элемент нормированного пространства Z ; u – известный (измеренный) элемент входных данных из нормированного пространства U . Задача интерпретации данных в операторном виде запишется так:

$$Az = u, \quad (2)$$

где A – некоторый оператор реконструированной нелинейной гиперповерхности $Y(\bar{x})$, скрытой во входных данных. Для НСМ оператор A можно представить в виде композиции операторов:

$$A = \begin{cases} F_2 \circ F_1 - \text{в режиме прямого распространения входных сигналов (расчета)} \\ F_4 \circ F_3 - \text{в режиме обучения,} \end{cases} \quad (3)$$

где $F_2(\bullet), F_1(\bullet)$ – это операторы $f(s)$ нелинейного отображения и $S_l(w_{lm}, x_{lm}, \Theta_l)$ проецирования сигналов в (3); операторы $F_4(\bullet), F_3(\bullet)$ – это операторы градиентного поиска в алгоритме модификации синаптических весов W .

Если наблюдаемые элементы \tilde{u} возмущены ($\tilde{u} \in \tilde{U}$), то получим задачу $Az = \tilde{u}$. При этом искомое решение z будет определяться свойствами оператора A и свойствами возмущенного пространства \tilde{U} . И.К. Иванов ввел понятие «квазирешения», в связи с изучением задач интерпретации гравиметрических данных:

$$Az = \tilde{u}; z_0 = \arg \inf \rho_{\tilde{U}}(Az, \tilde{u}), z \in Z^*, \quad (4)$$

* Горбатков С.А., Полупанов Д.В. Методы нейроматематики в экономике. – Уфа: Башгосуниверситет, 2008. – 136 с.

где Z^* – компакт; $\rho_{\tilde{U}}(Az, \tilde{u})$ – мера (норма) расстояние между элементами u и \tilde{u} в пространстве \tilde{U} ; $\inf(\bullet)$ – точная нижняя грань. На практике естественной является следующая постановка задачи поиска квазирешения на компакте Z^* :

$$Z_\delta \equiv \arg[\rho_{\tilde{U}}(Az, \tilde{u})] \leq \delta, z \in Z^*, z_\delta \in Z^*, \quad (5)$$

где z_δ – множество практической эквивалентности искомым решениям; δ – некоторая числовая мера возмущения исходных данных.

Важно отметить одну принципиальную особенность постановки задачи квазимиимизации в комплексе с поиском квазирешения. В такую постановку входит следующая разнородная информация об изучаемом явлении: а) его математическая модель (оператор) A нейросетевого отображения (1), (2); б) некоторые общие свойства искомого решения $z \in Z^*$; мера погрешности данных наблюдений δ . Если эти сведения задаются независимо, то возможна ситуация, когда мера качества аппроксимации данных $\rho_0 = \inf_{Z^*} \rho_{\tilde{U}}(Az, \tilde{u})$ будут больше меры δ . Это произойдет, например, в случае, если при заданной точности наблюдений (\tilde{u}, δ) выбрана слишком грубая модель для описания явления. В этом случае поставленная задача о поиске квазирешения оказывается несостоятельной, т.е. нарушается (5).

В диссертации предложена концепция 3 и метод вложенных математических моделей (положение 2, выносимое на защиту), в которых взаимосвязанным управлением мерами ρ_0 и δ обеспечивается состоятельность алгоритма регуляризации.

В диссертации используется два подхода к регуляризации нейросетевой модели:

1) На основе стабилизаторов А.Н. Тихонова $\Omega(z)$ для решения обратных задач (положение 4, выносимое на защиту).

2) На основе байесовского подхода (концепция 2 и положение 3, выносимое на защиту).

Рассмотрим кратко идеи этих подходов. Пусть $\lambda > 0$ числовой параметр. Выражение:

$$J_\lambda(z) \equiv \rho_{\tilde{U}}^2(Az, \tilde{u}) + \lambda\Omega(z), z \in Z^*, \quad (6)$$

называется сглаживающим функционалом для задачи интерпретации. Рассмотрим задачу:

$$z^{(\lambda)} = \arg \inf J_\lambda(z), \rho_{\tilde{U}}^2(Az^\lambda, \tilde{u}) = \delta^2, \quad (7)$$

где второе условие служит для алгоритмического выбора λ .

Любой алгоритм минимизации сглаживающего функционала, построенного для обратной задачи, при заданном значении меры погрешности (или допуска) δ и каком-либо выборе зависимости $\lambda = \lambda(\delta)$, удовлетворяющей принципу регуляризации (или обеспечивающей принадлежность $z^{\lambda(\delta)}$ множеству допустимых значений), называется общим регуляризирующий оператором (РО).

На основе этого определения в диссертации предложен метод регуляризации MLP-нейросетей с байесовским подходом к определению параметра регуляризации λ :

$$W^* : J_\lambda(z) \equiv \left[\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_{l,i}(w) - d_{l,i})^2 + \lambda \|W\|_{E_n}^2 \right] \rightarrow \min_{W, \lambda} J_\lambda(z); \lambda < 1, \quad (8)$$

где $\|W\|_{E_n}$ – норма матрицы синаптических весов в n -мерном евклидовом пространстве E_n . Отличительный признак предлагаемого метода регуляризации MLP-нейросети состоит в том, что строится не одна НСМ, а байесовский ансамбль априорных нейросетей – гипотез о порождении данных $\{h_q(\bar{X}, W, \lambda)\}$, различающихся архитектурой, видом активационных функций и параметром регуляризации λ . После построения ансамбля производится фильтрация НСМ внутри ансамбля по критерию, равному отношению (N_q^*/N) числа «хорошо объясненных точек N^* » к общему числу примеров N . Затем в отфильтрованном ансамбле оценка параметра регуляризации λ проводится путем осреднения по ансамблю, т.е.:

$$\bar{\lambda} = \left(\sum_{q=1}^Q \lambda_q \right) / Q, \quad (9)$$

где Q – число нейросетей в отфильтрованном байесовском ансамбле.

После нахождения $\bar{\lambda}$ этот параметр фиксируется в (8) и минимум функционала $J_\lambda(z)$ находится по аргументу W .

Механизм регуляризации здесь состоит в том, что при $\lambda < 1$ и минимизации функционала $J_\lambda(z)$, веса W уменьшаются (по сравнению с тем, если бы $\lambda = 0$). В итоге состояние S_l нейронов скрытых слоев выводится из зоны насыщения передаточной сигмоидной функции в линейную зону. Тем самым мы усиливаем чувствительность передаточной функции нейронов $f_l(S_l)$ и, соответственно уменьшаем ее интегральные (сглаживающие) свойства вполне непрерывного (компактного) оператора, которые и являются причиной некорректности задачи восстановления многофакторной зависимости, скрытой в данных. Действительно, в режиме прямого распространения сигнала (расчета) $A(\bullet) = (F_2 \circ F_1)$ на участке насыщения сигмоидной функции большим изменениям ΔS соответствуют малые изменения выхода Δf (рис. 2). Однако в режиме обратного распространения ошибки (модификации весов, $A(\bullet) = F_4 \circ F_3$) для того же участка сигмоидной функции (a, b) малым вариациям входа $\Delta f(S)$, например за счет возмущения данных $\{d_i\}$, будут соответствовать большие приращения функции состояния ΔS и весов ΔW .

Сдвиг рабочей точки сигмоидной функции из a в c ослабляет интегральные (сглаживающие) свойства оператора алгоритма обучения и тем самым регуляризирует нейросетевое отображение вида (1) MLP-сети с алгоритмом обучения типа «обратное распространение ошибки».

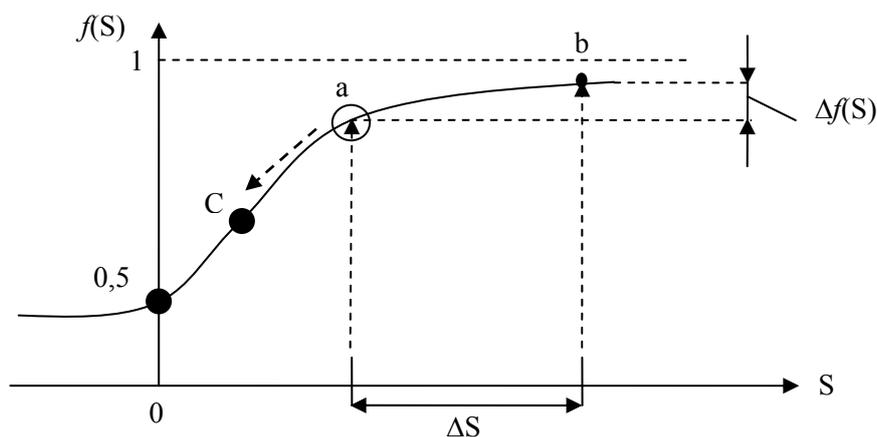


Рис. 2. Иллюстрация сглаживающих свойств передаточной функции нейрона в скрытом слое при прямом распространении сигналов

Рассмотрим теперь идею второго, байесовского подхода к регуляризации. В отличие от С.А. Шумского*, суть регуляризации, являющейся более продвинутой и теоретически обоснованной альтернативой методу кросс-валидации (перекрестного подтверждения) нейросетевой модели, механизм регуляризации заключается в двух процедурах: 1) сужении класса искомых решений за счет увеличения наших априорных знаний при обучении байесовского ансамбля гипотез – нейросетей $\{h_q(\vec{X}, W | H)\}$, где H – выбранная мета-гипотеза; 2) за счет осреднения всех выходных характеристик нейросетей, отфильтрованных по критерию качества объяснения данных. Указанный критерий – это апостериорная вероятность $P(h_q | D)$ гипотезы – нейросети h_q о порождении данных D в соответствии с этой гипотезой. Довольно жесткие ограничения данной теории связано с ее вычислительными аспектами. Для вычисления критерия фильтрации $P(h_q | D)$ используется оценка функции правдоподобия (Likelihood). Последнее требует априорного аналитического задания закона распределения шумовой составляющей наблюдений. Как отмечалось выше в автореферате, для исследуемой бюджетно-налоговой системы это ограничение не выполняется. Необходимо было в рамках байесовского подхода найти другой критерий апостериорной фильтрации.

В диссертации предложен оригинальный приближенный байесовский метод регуляризации обучения нейросети (концепция 3 и положение 3, выносимые на защиту), в котором в качестве оценки апостериорной вероятности гипотез $P(h_q | D, H)$ о порождении данных используется критерий $P_q^* = (N_q^* / N)$. где N_q^* количество точек в данном кластере и для данной гипотезы – нейросети с приемлемым качеством объяснения данных, т.е. с относительной ошибкой аппроксимации $\delta \leq \xi$, где ξ – экспертно задаваемое число; N – общее число точек кластера, одинаковое для всех гипотез –

*Шумский А.С. Байесова регуляризация обучения//Лекции для школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики» (г. Москва, 23 – 25 января 2002 г.). – М.: МИФИ, 2002.

нейросетей $\{h_q\}$. При фильтрации отбраковываются те нейросети – гипотезы h_q , для которых $P_q^* < \omega$, где ω – заданная вероятность приемлемого качества аппроксимации. Приближенным данный метод назван потому, что в нем используется косвенная оценка апостериорной вероятности $P(h_q | D)$. Достоинство предложенного метода состоит в том, что в его алгоритме не требуется априорное знание закона распределения плотности вероятности шумовой составляющей наблюдений в аналитическом виде, что приближает метод к практическим условиям моделирования бюджетно-налоговой системы.

В главе 4 описан анализ зарубежного опыта налогового контроля и основы разработанного метода вложенных математических моделей (МВММ) для идентификации нарушений налогового законодательства на стадии камеральных проверок в подсистеме налогового контроля.

Показано, что особенностью системы налогового контроля за рубежом в странах с развитой экономикой является: 1) воспитание законопослушности налогоплательщиков; 2) законодательно закрепленное право налоговых органов проводить косвенную оценку налогооблагаемой базы. В России в настоящее время также предпринимаются попытки использования зарубежного опыта по воспитанию законопослушности налогоплательщиков. Федеральной налоговой службой РФ в 2010 г. разработана методика оценки «зоны риска», в которой по 12 контрольным интервальным соотношениям сами налогоплательщики могут оценить риск проведения у них выездной налоговой проверки. Вторая особенность не может быть использована в России, поскольку она не закреплена законодательно.

Метод вложенных математических моделей разработан для создания нейросетевой модели поддержки принятия решений на стадии камеральных налоговых проверок.

Основная идея метода вложенных математических моделей заключается во взаимосвязанном итерационном управлении мерой δ погрешности и, соответственно, информативности данных D и выбранной мерой качества объяснения данных, в роли которого выступает вероятность приемлемого качества объяснения аппроксимации данных байесовским ансамблем нейросети $P^* = (N^* / N) \geq \omega$. Метод вложенных математических моделей реализует концепции 1, 2, 3, подробно описанные в положениях выносимых на защиту. Название «метод вложенных математических моделей» имеет следующий смысл. Общая математическая модель, выстраиваемая по этому методу, является комплексной (гибридной) и образуется вложением двух основных подмоделей: I (предпроцессорной обработки данных) и II (аппроксимации данных, т.е. восстановления многомерной нелинейной «обобщенной производственной функции» $Y(\vec{X})$). В свою очередь, по принципу «матрешки» в подмоделях I и II «вкладываются» несколько подмоделей более низкого иерархического уровня, которые детализируют алгоритмы. Подмодели I и II взаимосвязаны через байесовский ансамбль нейросетей – гипотез (рис. 3). Алгоритмы построения подмодели II достаточно подробно были описаны в

автореферате при изложении приближенного метода байесовской регуляризации из главы 3. Остается дать краткие комментарии к алгоритмам I.1,...,I.7 предобработки (предрегуляризации) данных при построении подмодели I. Основная идея этих алгоритмов состоит в том, что предобработка данных производится не изолированно от будущего обучения нейросети, как в традиционных методах многомерного статистического анализа, а подчинена качеству обучения вспомогательных нейросетевых субмоделей (НССМ).

Общий эффект от взаимосвязанного управления предобработкой данных и регуляризацией обучения нейросетей на байесовском ансамбле в МВММ заключается в способности обобщенной (усредненной на байесовском ансамбле) нейросети обеспечивать оптимальный компромисс между ошибкой обобщения E и устойчивостью в очень сложных условиях моделирования.

В диссертации особое внимание уделялось апробации работоспособности и эффективности всех предложенных алгоритмов I.1,...,I.7 и II.1,...,II.6 в составе метода вложенных математических моделей. Для этого проведены широкие серии вычислительных экспериментов на реальных закодированных данных налоговых деклараций для различных налоговых инспекций Республики Башкортостан и различных сфер деятельности предприятий-налогоплательщиков (торговых и сельскохозяйственных предприятий), всего 7 серий.

На рис. 4 и в таблице 1 показаны фрагменты результатов вычислительных экспериментов в серии 4. Завершающая (финишная) оценка адекватности байесовского ансамбля нейросетевых моделей, приведена в главе 5. В таблице 1 и на рис. 4 введены обозначения: $S = \max_{\alpha, \beta} [(\hat{y}_\alpha - \hat{y}_\beta) / \|\bar{x}_\alpha - \bar{x}_\beta\|]$, где $\bar{x}_\alpha, \bar{x}_\beta$ близкие друг к другу два вектора объясняющих переменных в данных, а $\hat{y}_\alpha, \hat{y}_\beta$ – соответствующие этим векторам рассчитанные в нейросети значения выхода; норма $\|\bar{x}_\alpha - \bar{x}_\beta\|$ – евклидова; $\delta = [|y_i - \hat{y}_i| / y_i] \cdot 100\%$; k – номер итерации в оптимальном процессе удаления аномальных точек в данных D . В серии 4 компьютерный эксперимент специально был организован так, чтобы оценить взаимное влияние двух источников неоднородности данных:

- явного искажения данных, т.е. противоречивых вектор-строк $\langle \bar{x}_\alpha, y_\alpha \rangle$ и $\langle \bar{x}_\beta, y_\beta \rangle$, выявляемых по условию, использующему критерий Липшица L , в алгоритме I.4;
- аномальных точек данных, дающих неприемлемо большую погрешность аппроксимации по критерию ошибки обобщения E . Другими словами, эффект очистки кластера от аномальных точек оценивался в ухудшенных условиях моделирования, когда в данных преднамеренно оставлены противоречивые вектор-строки.

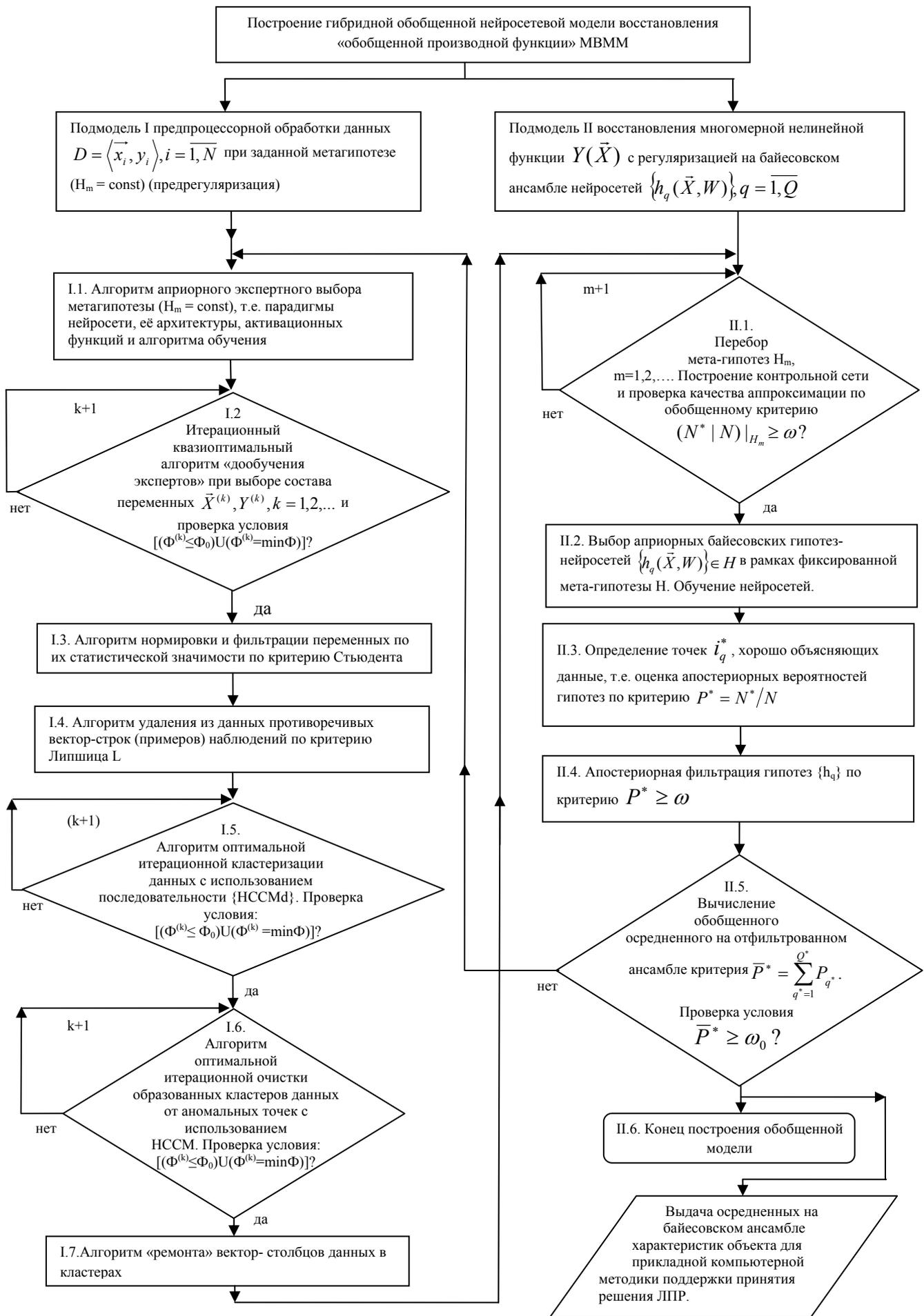


Рис 3. Логическая схема модифицированного метода вложения математических моделей

Таблица 1

Сводная характеристика каждой итерации

Номер итерации	k	0	1	2	3	4
Ошибка обобщения на тестовом множестве	E	0.5895	0.5735	0.1317	0.0905	0.3181
Критерий устойчивости	S	0.5126	1.2113	0.1324	0.3704	0.0889
Коэффициент корреляции между \hat{y} и y	$r_{Y,\hat{Y}}$	0.9279	0.6177	0.9695	0.9974	0.9352
Обобщенный критерий качества НСМ ($J = E \cdot S$)	J	0.3020	0.700	0.0174	0.0333	0.0282
Число нейронов в первом скрытом слое	n_1	3	2	4	3	2
Число нейронов во втором скрытом слое	n_2	4	5	3	3	4
Среднее значение остатков для отображения $\hat{Y} = G(\bar{x}, W)$	δ	149%	39%	29%	29%	50%
Число удаленных аномальных наблюдений	A	47	12	5	2	17
Оставшееся в кластере число наблюдений	N	201	154	142	137	135
Порог остатков при отбраковке, при котором аномальные точки удаляются из обучающего множества Ω^{learn}	ξ	100%	100%	100%	100%	100%
Процент удаленных точек	ΔN	0	23.38	7.79	3.52	1.46

Подчеркнем, что алгоритм I.6 очистки кластеров оперирует с расчетными величинами $\{\hat{y}_i\}, i = \overline{1, N}$. В этих операциях не проводится прямого сопоставления противоречивых вектор-строк данных, как в алгоритме I.4. Поэтому данный фактор «противоречивости» сказывается на критериях E, S и J косвенно, что и прослеживается на рис. 4.

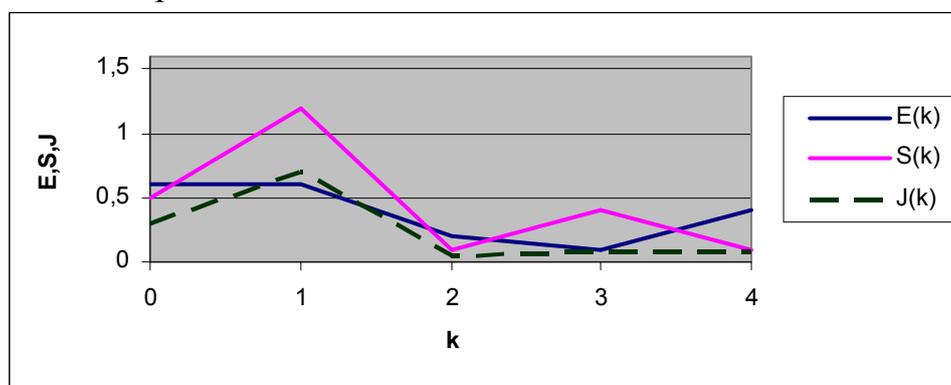


Рис. 4. Зависимость частных критериев E, S, и обобщенного критерия J от номера итерации k

Итерация $k = 0$ соответствует исходным «сырым» данным с неудаленными противоречивыми вектор-строками. Поэтому на первой итерации ($k = 1$), где удалено 47 аномальных точек, т.е. 23, 38%, по критерию относительной ошибки расчета удельный вес противоречивых вектор-строк (если таковые есть) в общих данных возрастает, что приводит к ухудшению (росту) критериев S и J на первой итерации. Рост критерия S более чем в 2 раза на первой итерации и является индикатором наличия в данных противоречивых вектор-строк. На второй итерации осталось 70,6% от исходного числа наблюдений, и данные стали достаточно однородными. Противоречивые вектор-строки тоже удалились. В итоге все три критерия резко улучшились по сравнению с первой итерацией: ошибка обобщения E снизилась с 0,5735 до

0,1317, т.е. в 4,35 раз; критерий устойчивости S снизился с 1,211 до 0,1324 (в 9,146 раз);

Таким образом, компьютерный эксперимент в серии 4, проведенный на реальных данных, показал эффективность процедуры очистки кластеров от аномальных точек даже в тяжелых условиях моделирования, когда противоречивые вектор-строки не были удалены предварительно из данных. Эффект оказался весьма ощутимым: уже на второй итерации обобщенный критерий качества нейросетевой модели улучшился более, чем на порядок. Во всех 7 сериях вычислительных экспериментов подтвердилась эффективность метода вложенных математических моделей.

В главе 5 рассмотрен гибридный метод синтеза оптимального плана выездных налоговых проверок путем надстройки модели идентификации нарушений налогового законодательства из главы 4 вероятностной моделью, учитывающей статистическую устойчивость больших относительных отклонений δ_g моделируемого индикатора $Y(\vec{X})$ от «эталонного фона» $\hat{Y} = (\vec{X}, W)$, получаемого с помощью байесовского ансамбля нейросетей. Оптимальный план отбора синтезируется путем ранжирования налогоплательщиков по агрегированному критерию $\Psi \Big|_{t=t_0} = \delta_{g,t_0} \cdot P(\delta_g > \tilde{\delta}) \cdot M_g$, где

δ_{g,t_0} – относительное отклонение моделируемого показателя Y для g -го налогоплательщика вычисленное в момент времени t_0 ; $P(\delta_g > \tilde{\delta})$ – вероятность того, что относительное отклонение расчета δ_g для g -го налогоплательщика будет больше, чем среднее отклонение в кластере; M_g – коэффициент масштаба g -го предприятия налогоплательщика (положение б, выносимое на защиту). Например, если в качестве моделируемого индикатора Y нарушения налогового законодательства выбрана величина платежей по какому-либо из налогов (налог на имущество, НДС, налог на прибыль и др.), то величину ожидаемых доначислений в соответствии с оптимальным планом выездных проверок можно оценить через величину ΔC :

$$\Delta C_i = \sum_{g=1}^{G^*} y_{ig} \psi_{g,i}, \quad g = \overline{1, G}, \quad (10)$$

где y_{ig} – значение моделируемого индикатора Y в i -том наблюдении для g -го налогоплательщика; G^* – число выездных контролирующих бригад (сумма вычисляется по первым членам вариационного ряда $\{\psi_g\}$, упорядоченного в порядке убывания).

Разработан также двухступенчатый метод оценки адекватности двух совокупных моделей – идентификации нарушения налогового законодательства из главы 4 и модели синтеза оптимального плана выездных проверок, описанный выше. Данный метод назван «методом обобщенного перекрестного подтверждения» (ОПП). Смысл термина «обобщенного» состоит в том, что он агрегирует (обобщает) оценку адекватности двух указанных выше моделей: 1) модели А нейросетевого байесовского ансамбля для оценки отклонений $\{\delta_g\}$ на

основе МВММ; 2) модели Б синтеза оптимального плана выездных проверок по критерию ранжирования $\{\psi_g\}$. При этом первая ступень оценки адекватности совокупной модели (А, Б) связывается с механизмом байесовской регуляризации модели А, т.е. с апостериорной фильтрацией нейросетей – гипотез $\{h_q(\vec{X}, W | H)\}$ и последующим осреднением всех расчетных характеристик на отфильтрованном ансамбле. Идея второй ступени оценки адекватности совокупной модели (А, Б) состоит в приемлемой вероятности совпадения планов $\{\Theta_q\}$, где каждый план Θ_q создается для «своей» гипотезы – нейросети h_q .

Правило оценки адекватности гибридной нейросетевой модели согласно методу обобщённого перекрестного подтверждения: если для двух оптимальных планов Θ_{q_α} и Θ_{q_β} , $\alpha \neq \beta$, полученных по независимым ГНСМ типов q_α и q_β , номера объектов налогового контроля, отобранных в оптимальные планы Θ_{q_α} и Θ_{q_β} из G^* возможных точек совпадают G^{**} номеров, независимо от порядка их чередования в отрезке $v \in [1, G^*]$, то считается, что процедура ОПП подтверждена с доверительной вероятностью:

$$P^{GCV} = \frac{G^{**}}{G^*}, G^{**} \leq G^*; P^{GCV} \geq \eta, \quad (11)$$

где η – задаваемый экспертно уровень подтверждения.

Здесь верхняя аббревиатура «GCV» соответствует английскому термину «Generalized Cross Validation» (генеральное перекрестное подтверждение). Термин «перекрестное» означает сопоставление различных планов отбора на байесовском ансамбле нейросетей. Таким образом, метод «обобщённого перекрестного подтверждения» дает финишную интегральную оценку адекватности совокупной модели, «вбирающую в себя» все достоинства и недостатки алгоритмов построения модели (А, Б).

Достоверность метода «обобщённого перекрестного подтверждения» проверялась на широких сериях вычислительных экспериментов с реальными данными, сравнением с данными натуральных экспериментов, сравнением с альтернативной моделью по методу аналогово-усредненной величины (Estimation Tax), разработанному д.ф.-м.н. И.И. Голичевым (см. выше цитированную монографию под редакцией А.Н. Романова). Фрагменты валидации метода обобщённого перекрестного подтверждения показаны в таблицах 2 и 3.

Таблица 2

Сравнение ГНСМ по критерию ОПП

очередность	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
ГНСМ1	11	15	10	16	18	6	13	1	23	22	2	8	9	20	4	19	3	14	24	12	5	7
ГНСМ2	11	1	15	16	18	13	6	23	10	4	22	24	9	19	2	8	5	3	20	12	14	7
ГНСМ3	11	1	15	16	18	13	10	6	23	22	4	9	2	8	19	24	20	5	3	12	14	7
ГНСМ4	11	15	10	1	13	16	6	22	18	23	4	9	2	8	5	24	20	19	12	3	14	7
ГНСМ5	11	1	15	16	13	18	10	6	23	4	22	24	19	5	2	8	9	20	3	12	14	7
ГНСМ6	1	11	13	16	15	18	4	23	10	6	22	24	19	5	2	3	8	9	12	20	14	7

В таблице 2 ГНСМ1,...,ГНСМ6 – это нейросетевые модели $\{h_q\}$ байесовского ансамбля, различающиеся между собой архитектурой (числом промежуточных слоев), видом активационных функций и оптимальным числом нейронов в слоях. Общая парадигма сетей – многослойный персептрон с алгоритмом обучения типа «обратное распространение ошибки». Первая буква «Г» в аббревиатуре означает, что сети построены на основе объединения (гибридизации) метода вложенных математических моделей по методу обобщённого перекрестного подтверждения. Темным цветом в таблице показаны оптимальные планы выездных проверок, подтвердившие друг друга в смысле попадания в первую «десятку» очередности проверок по критериям (10), (11) при $\eta = 0,9$.

В таблице 3 показаны итоги оценки адекватности сравнением с альтернативной моделью И.И. Голичева.

Таблица 3

Сравнение ГНСМ с альтернативной моделью отбора

ГНСМ	41	35	26	43	66	68	11	27	40	73	18	25	71	52	46	57	16
Estimation Tax	41	60	21	35	11	26	43	18	40	73	68	27	71	46	25	66	78

Из таблицы 3 следует, что по каждой модели совпадает 14 налогоплательщиков из 17, т.е. модели подтверждают друг друга на 82, 3%. Это может служить внешним подтверждением адекватности разработанной гибридной нейросетевой модели.

Таким образом, всесторонняя (в рамках доступных автору инструментальных средств и данных) валидация совокупной модели по методу вложенных математических моделей и методу обобщённого перекрестного подтверждения дала положительные результаты.

В главе 6 описана разработка двух нейросетевых методов: 1) итерационной кластеризации с селекцией признаков (ИКСП) и байесовской регуляризацией; 2) гибридного метода оценки финансового состояния налогоплательщиков с нечеткими правилами вывода. Оба метода служат для создания моделей поддержки принятия решений в подсистеме налогового регулирования.

Идея подхода к поддержке принятия решения состоит в том, что лицу, принимающему решения (ЛПР), по налоговому регулированию для оперативного принятия решений по большому числу налогоплательщиков необходимы достаточно достоверные знания истинного финансового состояния однородной группы налогоплательщиков. Для этого в диссертации разработан упомянутый выше итерационный нейросетевой метод кластеризации. Его основу составляет метод самоорганизующихся карт Кохонена, а отличительными новыми признаками являются:

1) введение 2^x -уровневой итерационной процедуры скалярной селекции признаков, т.е. компонент кластеризуемых векторов $\vec{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, которая приводит к большим междукластерным расстояниям и более плотной группировке элементов внутри кластера.

2) Регуляризация модели кластеризации на байесовском ансамбле нейросетей Кохонена.

В качестве критерия регуляризации выбран критерий Θ , характеризующий близость группировки элементов в кластерах вокруг их центров $\bar{x}_{m,q}$:

$$\Theta_q = \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^{N_m} d^2(\bar{x}_{im}; \bar{x}_{u_m}), q = 1, 2, \dots, Q, \quad (12)$$

где N – число элементов, попавших в m -ый кластер; \bar{x}_{u_m} – точка центра данного кластера в n -мерном пространстве признаков; $d(\bar{x}_{im}; \bar{x}_{u_m})$ – евклидово расстояние от исследуемого объекта \bar{x}_{im} до центра своего m -го кластера; q, Q – соответственно номер гипотезы – нейросети в ансамбле и их количество; M – количество кластеров. Критерий Θ_q использовался в качестве косвенной оценки апостериорной вероятности гипотез – нейросетей $\{h_q(\bar{X}, W | H)\}$ о порождении данных в кластерах. Фильтрация гипотез h_q производилась по правилу: $\Theta_q \leq \Theta_0$? При осреднении расчетных величин на отфильтрованном ансамбле предварительно по критерию Кочрена проверялась однородность дисперсий S_q^2 , выражаемых через критерий Θ_q соотношениями:

$$S_{mq}^2 = \left[\frac{1}{N_m - 1} \sum_{i=1}^{N_m} d^2(\bar{x}_{im}, x_{u_m}) \right]_q; S_q^2 = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M S_{mq}^2 \cdot w_m; \sum_{m=1}^M w_m = 1; w_m = \frac{N_m}{N}, m = \overline{1, M}; q = \overline{1, Q}, \quad (13)$$

где $S_{m,q}^2$ – дисперсия, характеризующая разброс точек (векторов) $\{\bar{x}_{im}\}$ в m -ом кластере относительно его центра \bar{x}_{u_m} для фиксированной q -ой гипотезы-нейросети; S_q^2 – средневзвешенная по всем M кластерам дисперсия с учетом их весов $\{w_m\}$; N – общее количество элементов.

Логическая схема метода показана на рис. 5. Алгоритм метода итерационной кластеризации с селекцией признаков содержит два уровня итерации: первый уровень соответствует последовательному увеличению числа образуемых кластеров $S = 1, 2, \dots, M$, пока не выполнится критерий качества группировки $\bar{\Theta}^{(S)} \leq \Theta_0$, где черточка сверху означает усреднение на отфильтрованном байесовском ансамбле; на втором уровне итераций внутри каждой внешней итерации ($S = const$) производится итерационный процесс селекции признаков $\{X_j\}, j = 1, 2, \dots, n$.

Для оценки работоспособности предложенного метода итерационной кластеризации с селекцией признаков проводились вычислительные эксперименты на реальных сильнозашумленных данных налоговых деклараций, а также сравнение с классическим методом k -средних (k -means). В байесовском ансамбле сетей Кохоннена выбирались нейросети, различающихся параметрами регуляризации обучения τ_1 в формуле ширины $\sigma(t)$ функции топологической окрестности возбуждаемых нейронов вокруг k^* -го нейрона победителя; τ_2 в формуле скорости обучения $\eta(t)$.

Данные кластеризации по методу итерационной кластеризации с селекцией признаков совпадают на 90 % с данными по методу k -средних, но дают более качественное разбиение.

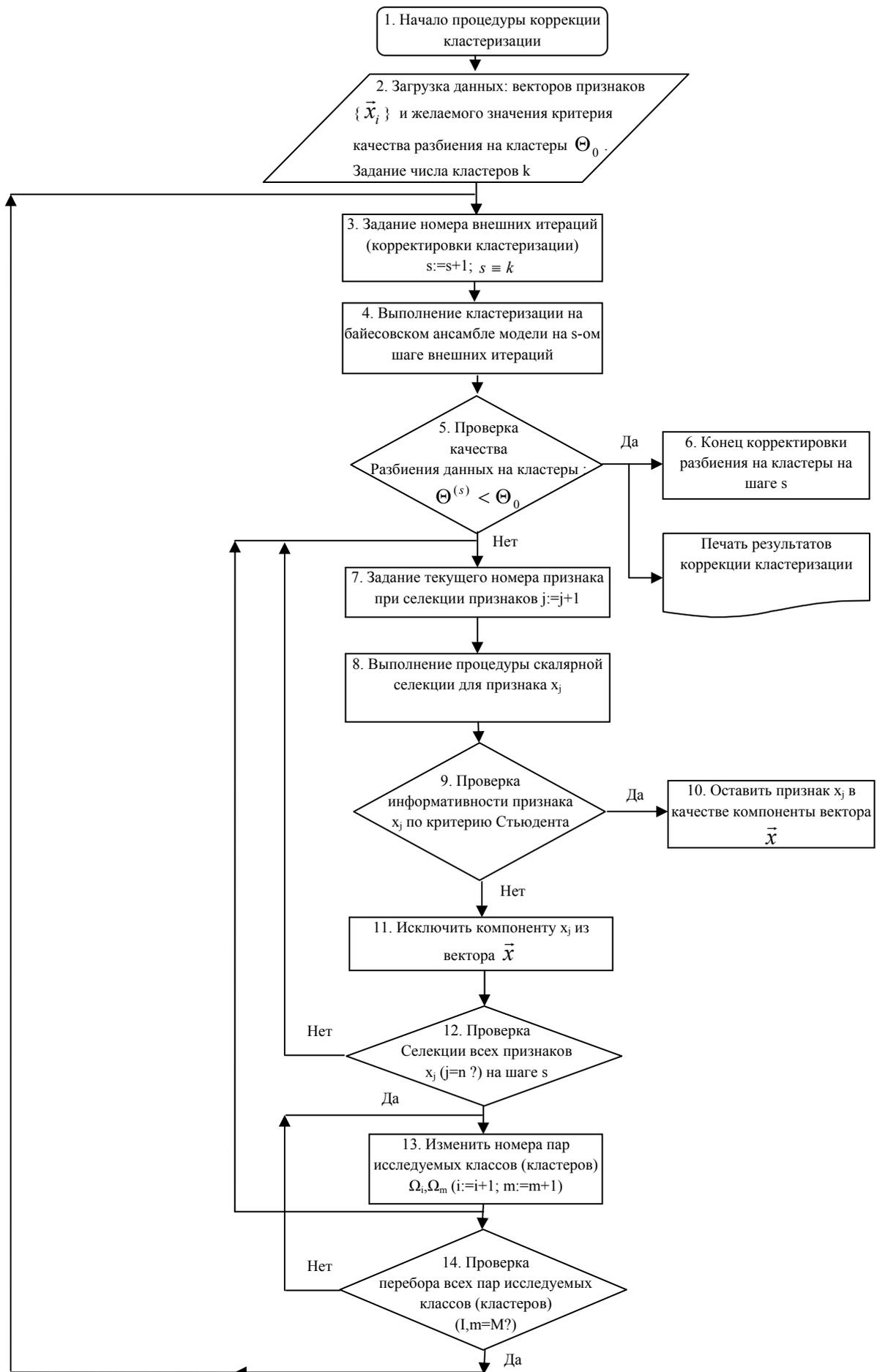


Рис. 5. Логическая схема алгоритма метода коррекции разбиения данных на кластеры на основе селекции признаков

В диссертации разработан также гибридный метод оценки кредитоспособности для построения модели поддержки принятия решений по налоговому регулированию с использованием нечетких правил вывода.

Идея метода базируется на системном методе структурных преобразований систем. В нашем случае – это информационно-аналитическая система поддержки принятия решений по налоговому регулированию с учетом оценки кредитоспособности предприятий-налогоплательщиков. Используется системный подход композиции – декомпозиции.

Предлагается декомпонировать задачу оценки кредитоспособности совокупности объектов предприятий-налогоплательщиков на две подзадачи:

I. групповой приближенной оценки в виде кластеризации объектов (внутри образуемых кластеров предприятия считаются приближенно однородными в аспекте их кредитоспособности);

II. индивидуального углубленного анализа «проблемных» по итогам кластеризации предприятий, либо предприятия, выбираемые из кластеров экспертно.

Методы решения подзадачи I были подробно описаны выше. Остановимся подробнее на предлагаемом методе решения подзадачи II, в котором алгоритм состоит из двух частей:

1) Оценки прогнозных значений основных экзогенных (объясняющих) переменных с помощью нейросетевой модели одномерных временных рядов.

2) Применения правила нечеткого вывода с использованием нечеткой пенташкалы*.

Возможны две модификации предлагаемого гибридного метода оценки кредитоспособности (ГМОК):

а) модели, оперирующей со всей совокупностью объясняющих переменных $\{X_j\}$, $J = \overline{1, n}$;

б) модели, оперирующей с одним агрегированным обобщенным критерием Φ и использованием правил нечеткого вывода для функции желательности Харрингтона.

Отличительными новыми признаками гибридного метода оценки кредитоспособности являются: 1) осуществление временного прогноза каждой объясняющей переменной X_j на байесовском ансамбле нейросетей (прогноз выполняется на планируемый период); 2) введение вероятностного критерия принятия решения об уровне риска потери кредитоспособности.

В модификации а) гибридный метод оценки кредитоспособности с оперированием всеми объясняющими переменными за основу взята система 16 переменных $\{x_j\}$, $j = \overline{1, n}$ из цитированной статьи И.В. Шевченко, которая, по мнению автора диссертации, достаточно полно отражает финансово-

* Шевченко И.В., Халяфин А.А., Васильева Е.Ю. Создание виртуальной клиентской базы для анализа кредитоспособности российских предприятий//Финансы и кредит. – 2010. – №1 (385). – с. 13-18.

экономическое состояние предприятий налогоплательщиков: L1, L3, P1, F2, ..., A6.

Для удобства дефаззификации в цитированной статье И.В. Шевченко построена на основе пенташкалы таблица 4, полученная комитетом ведущих специалистов в области финансов и кредита. В таблицу подставляются прогнозные значения показателей L1, L2, ..., A6 и получается ответ в привычных специалистам лингвистических переменных.

В качестве примера определен уровень риска в планируемом периоде на 3 квартала для одного крупного предприятия сельскохозяйственного сектора (кодированный номер 30 в выборке из тридцати предприятий).

Таблица 4

Дефаззификация прогнозных значений объясняющих переменных (темным цветом выделены интервалы принадлежности для квартала 13)

Группа уровня риска	L1	L3, %	P1	F1	F2	F3	F4
Очень высокий риск	0,1-0,2	40-77	0,1-0,4	2,70-2,50	0,25-0,31	-2,00...-1,66	1,60-1,51
Высокий риск	0,2-0,6	77-144	0,4-0,8	2,50-1,70	0,31-0,54	-1,66...-0,33	1,51-1,18
Средний риск	0,6-1,2	144-267	0,8-1,5	1,70-1,17	0,54-0,83	-0,33...0,92	1,18-0,83
Низкий риск	1,2-2,0	267-454	1,5-2,4	1,17-0,90	0,83-0,93	0,92-1,84	0,83-0,56
Очень низкий риск	2,0-2,2	454-580	2,4-2,8	0,90-0,50	0,93-0,95	1,84-3,50	0,56-0,20

Окончание таблицы 4

R1, %	R2, % за квартал	R3, % за квартал	R4, %	R5, % за квартал	A2, раз в квартал	A4, раз в квартал	A5, раз в квартал	A6, раз в квартал
0-1	-3,00...-2,50	-4,00...-3,33	0-1	-5,00...-4,42	0,06-0,08	0,40-0,50	0,60-0,70	1,0-1,3
01.май	-2,50...-0,50	-3,33...-0,66	1-5	-4,42...-0,58	0,08-0,15	0,50-0,90	0,70-1,10	1,3-2,3
май.16	-0,50...+1,57	-0,66...3,17	5-15	-0,58...2,58	0,15-0,24	0,90-1,54	1,10-1,74	2,3-3,5
16-27	1,57-4,34	3,17-7,84	15-27	2,58-10,27	0,24-0,29	1,54-2,07	1,74-2,27	3,5-5,5
27-30	4,34-8,00	7,84-20,00	27-46	10,27-18,00	0,29-0,58	2,07-5,80	2,27-5,80	5,5-15

Из таблицы 4 видно, что с вероятностью 0,937 риск банкротства не выше градации лингвистической переменной «низкий риск».

Таким образом, гибридный метод оценки кредитоспособности налогоплательщиков позволяет весьма оперативно оценить финансовое состояние налогоплательщика с контролируемой вероятностью. Ценным свойством этого подхода является широкий спектр показателей, участвующих в оценке. С учетом их взаимосвязи, что характерно для экономического объекта, получаем достаточно полную картину оценки.

В главе 7 описана разработка гибридных нейросетевых моделей многофакторного и многокритериального ранжирования муниципальных учреждений по принципу бюджетирования, ориентированного на конечный результат, применительно к поддержке принятия решений в подсистемах 2; 2.1 и 2.2 на когнитивной карте. Исследования посвящены проблемным вопросам совершенствования краткосрочного планирования расходной части бюджета муниципальных образований. В ней с позиции общесистемных законов разработана прогнозная нелинейная многофакторная гибридная, нейросетевая модель, которая включает в себя: 1) нейросетевую модель аппроксимации и прогноза, обобщенного показателя эффективности Φ муниципального учреждения, зависящего от ряда производственных показателей $\{X_j\}$; 2) модель

агрегирования переменных; 3) модель оптимизации распределения субвенций либо трансфертов между муниципальными учреждениями. Изложение проводится конкретно на примерах муниципальных учреждений общеобразовательного типа и лечебных учреждениях, но разработанный методологический подход справедлив практически для любых бюджетных учреждений. Указанная гибридная нейросетевая модель реализует экономико-математическую концепцию 4 (рис. 6), замыкая методику распределения фонда материального развития субвенций.



Рис. 6. Структурно-функциональная схема 3^x – уровневой системы распределения финансовых средств муниципального образования

Ядро гибридной нейросетевой модели – это нейросетевая динамическая модель восстановления зависимости $\Phi(X_j)$, скрытой в данных, которая получается с помощью метода вложенных математических моделей, подробно описанного в главе 4. При построении модели $\Phi(X_j)$ проблемным моментом прикладного характера было агрегирование эндогенных и экзогенных переменных в силу их слабой обзримости. Например, для моделей лечебных профилактических учреждений (ЛПУ) общее число показателей оценки деятельности по «Методике оценки эффективности органов исполнительной власти в области здравоохранения «Вопросы экономики и управления для руководителей здравоохранения. – 2007. – № 9 (72), С. 13-19» составляет около 50.

Был проведен анализ известных методов агрегирования показателей. На основе морфологического подхода и диаграммы Исикава предложен оригинальный метод агрегирования, в котором по осям «морфологического ящика» располагаются частные критерии эффективности деятельности, представляющие собой агрегаты – линейные весовые свертки $\{\Phi_k\}$ из

производственных показателей $\{X_j\}$, где k – номер агрегата, r – номер показателя (фактора). Обобщенный критерий оценки эффективности конструируется в виде мультипликативной свертки частных критериев:

$$\Phi = \prod_{k=1}^m \Phi_k(X_j). \quad (15)$$

Экзогенные переменные тоже подвергаются агрегированию в виде линейных весовых свертки. Весовые коэффициенты в линейных свертках определялись экспертно. Частные критерии $\{\Phi_k(X_j)\}$ должны быть однонаправленными, что позволяет образовывать из них вариационные ряды для поддержки принятия управленческих решений.

Преимуществами разработанного метода агрегирования согласно (15) является:

- Хорошая интерпретируемость результатов моделирования: улучшению эффективности работы анализируемого муниципального учреждения соответствует уменьшение (либо увеличение в зависимости от контекстного смысла частных критериев $\{\Phi_k(X_j)\}$) обобщенного критерия $\Phi(\Phi_k(X_j))$, а, следовательно, возможность оптимизации разработки управленческого решения.

- Возможность выявления направлений рационального развития муниципального учреждения путем вычисления функций чувствительности частных критериев от вариации показателей: $\varphi(X_j) = \partial \Phi_k(X_j) / \partial X_j$, определяемой численно.

Взаимосвязь («сцепление») показателей $\{X_j\}$ с обобщенным критерием Φ в (15) существенно возрастает за счет операции умножения в мультипликативной свертке, т.е. индексы корреляции $\{|r_{\Phi, \Phi_k}|\}$ существенно выше, чем $\{|r_{\Phi_k, X_j}|\}$. Это показано в диссертации на вычислительных экспериментах в примере моделирования лечебно-профилактических учреждений. При возрастании связи моделируемого обобщенного критерия Φ с аргументами Φ_k улучшается качество обучения нейросети. При построении прикладных моделей в главе 7 были продолжены серии вычислительных экспериментов по анализу эффективности процедур байесовской регуляризации обучения нейросети.

Пример 1 ранжирования лечебных учреждений. Спецификация для эндогенных переменных $\{Y_m\}$ с образованием агрегата-конфигуратора показана в таблице 5. Обобщенный критерий эффективности работы лечебных учреждений формировался в виде аддитивно-мультипликативной свертки (15) для частных критериев $\Phi_1, \Phi_2, \Phi_3, \Phi_4$ из таблицы 5.

В качестве экзогенных переменных были выбраны: Z_1 – агрегат взвешенного фактора оплаты труда; Z_2 – агрегат, характеризующий организационную структуру отделения лечебного учреждения и экономические стандарты оказания медицинской помощи; Z_3 – агрегат, характеризующий общую стоимостную оценку оказания различных видов медицинских услуг; X_7 – расходы консолидированного бюджета в данном лечебно-профилактическом

Таблица 5

Морфологический принцип агрегирования частных критериев и признаков для спецификации НСМ.

Оси морфологического ящика (частные критерии $\{\Phi_k\}$)	Признаки (показатели)					
<p>Φ_1 – критерий, характеризующий результативность ЛУ в аспекте основной цели его функционирования – профилактики заболеваний и оказания медицинских услуг населению</p>	<p>$\Phi_{1.1}$ – доля респондентов при социологическом опросе, положительно оценивших работу ЛУ, долей от числа опрошенных.</p>	<p>$\Phi_{1.2}$ – удельный вес количества детей первой и второй группы здоровья в общей численности учащихся государственных муниципальных образовательных учреждений</p>	<p>$\Phi_{1.3}$ – смертность населения младенческая в расчете на 1000 человек, родившихся живыми, долей от 100 000</p>	<p>$\Phi_{1.4}$ – средняя детская смертность в возрасте от 1 до 19 лет в расчете на 100 000 населения, обслуживаемого данным ЛУ, долей от 100 000</p>	<p>$\Phi_{1.5}$ – смертность населения в трудоспособном возрасте по трем основным причинам: сердечно-сосудистые и онкологические заболевания, внешние причины, долей от 100 000</p>	<p>$\Phi_{1.6}$ – средняя продолжительность временной нетрудоспособности в связи с болезнью на одного работающего (усреднение проводится по данным всего ЛУ в текущем месяце), долей года</p>
<p>Φ_2 – критерий, характеризующий дефицит финансирования территориальной программы государственных гарантий оказания гражданам бесплатной медицинской помощи (ТППГ) по данному ЛУ.</p>	<p>$\Phi_{2.1}$ – процент не до использования ТППГ, %</p>					
<p>Φ_3 – критерий, оценивающий неэффективность управления основным звеном здравоохранения – кадровыми ресурсами (по всем работникам, врачам, среднему медицинскому персоналу)</p>	<p>$\Upsilon_{3.1}$ – объем неэффективных расходов на управление кадровыми ресурсами по всем работникам, тыс. руб.</p>		<p>$\Upsilon_{3.2}$ – объем неэффективных расходов на управление кадровыми ресурсами по врачам, тыс.руб.</p>		<p>$\Upsilon_{3.3}$ – объем неэффективных расходов на управление кадровыми ресурсами по среднему медицинскому персоналу, тыс. руб.</p>	
<p>Φ_4 – критерий, оценивающий неэффективность расходов на управление основными ресурсами ЛУ и видами медицинских услуг (экономический критерий)</p>	<p>$\Phi_{4.1}$ – доля неэффективных расходов управления коечным фондом в ЛУ в общих расходах на лечение одного человека</p>	<p>$\Phi_{4.2}$ – доля неэффективных расходов на управление длительностью эксплуатации коек в ЛУ в общих расходах на лечение одного человека</p>	<p>$\Phi_{4.3}$ – доля неэффективности расходов на управление стационарной медицинской помощью в общих расходах на лечение одного человека</p>	<p>$\Phi_{4.5}$ – доля неэффективных расходов на управление объемами стационарной медицинской помощи в общих расходах на лечение одного человека</p>	<p>$\Phi_{4.6}$ – доля неэффективных расходов на управления объемами амбулаторной помощи в общих расходах на лечение одного человека</p>	<p>$\Phi_{4.7}$ – доля неэффективных расходов на управления объемами скорой медицинской помощи в общих расходах на лечение одного человека</p>

учреждении, руб./человека X_8 – расходы консолидированного бюджета в лечебно-профилактическом учреждении на капитальное строительство, млн. руб.; X_9 – число врачей в расчете на 10 тыс. человек населения, человек; X_{15} – относительное время $\tilde{t}_i = t_i / T$, где T – период наблюдения в месяцах ($T = 60$ месяцев).

При построении прикладной нейросетевой модели ранжирования лечебно-профилактических учреждений $\hat{\Phi} = F(\vec{X})$, как и при исследовании налоговой подсистемы, использовалась предобработка данных и байесовская регуляризация нейросетевой модели, поскольку данные здесь тоже сильно зашумлены (имеют место приписки). Использовался байесовский ансамбль из 6 нейросетевых моделей, принадлежащих к одному классу (мета-гипотезе) Н (MLP – сеть с алгоритмом обучения типа Back Propagation). Построенную зависимость $\overline{\Phi}(\Phi_x(X_j))$, усредненную на байесовском ансамбле, можно рассматривать как «обобщенную производственную функцию» кластера примерно однородных лечебно-профилактических учреждений (в соответствии с концепцией 1, выносимой на защиту).

В таблице 6 показан реальный пример ранжирования по эффективности деятельности трех клинических больниц г. Стерлитамака. Прогноз значений векторов \vec{x}_0 и \vec{z}_0 сделан для месяца с номером $\tilde{t}_0 = 41$.

Таблица 6

Рассчитанные в нейросетевом байесовском ансамбле значение обобщенного критерия $10^3 \Phi \equiv Y$ для месяца $t = 41$.

i	b	T	Y Output1	Y Output2	Y Output3	Y Output4	Y Output5	Y Output6	Y output среднее в ансамбле
41	2	41	19,6585	19,7906	19,9780	19,7719	19,8247	20,3864	19,9017
99	3	41	15,5279	15,1148	15,1024	15,4817	15,7510	15,6211	15,4332,
157	4	41	16,7877	15,5788	15,4705	15,6057	15,7268	16,0674	15,8728

В таблице 6 обозначено: i – сквозной номер наблюдения в матрице данных; b – номер клинической больницы; t – время (месяцы); (Y Output) q – выходное (рассчитанное) в q -ой нейросети ансамбля значения обобщенного критерия Φ ; Y Output среднее – усредненное по 6 сетям ансамбля значения выхода ($q = 1, 2, \dots, 6$).

Из таблицы 6 следует, что лучшей по совокупности показателей, агрегированных в обобщенный критерий $10^3 \cdot \Phi \equiv Y$ Output по (15), является клиническая больница № 3, поскольку у нее среднее на ансамбле нейросетей прогнозное значение $10^3 \cdot \overline{\Phi}(\vec{x}, t_0)$ минимально и равно 15, 43.

Пример 2 ранжирование общеобразовательных учреждений. Целью построения нейросетевой модели в этом примере было многофакторное и многокритериальное ранжирование средних школ с целью реализации принципа бюджетирования ориентированного на результат. Использовалась методология, разработанная в главах 2...4. Рассмотрено 9 муниципальных учреждений: 2 школы-лицея, 2 школы-интерната и 5 средних школ. В этой задаче главная трудность состояла в спецификации переменных. При спецификации использовался метод экспертных оценок с дообучением

экспертов, т.е. итерационное уточнение спецификации с анализом промежуточных вычислительных экспериментов. Этот метод позволяет в некоторой мере упорядочить (частично формализовать) внесение в модель априорной информации о моделируемом объекте. Достижимый эффект от процедуры дообучения экспертов – обострение их интуиции, отображаемой в назначении весовых множителей при образовании агрегированных переменных в формулах, а также в выборе состава переменных.

По мнению экспертов, выходная характеристика качества работы общеобразовательных учреждений определяется в основном двумя факторами учебного процесса: 1) уровнем квалификации преподавательского состава; 2) качеством подготовки выпускников школ в аспекте дальнейшего повышения уровня образования, а также эффективной работы в различных сферах человеческой деятельности.

Соответственно выбран агрегат-конфигуратор вида (15), где $\Phi_1(X_j)$ – линейная свертка показателей, характеризующих квалификацию преподавательского состава; $\Phi_2(X_j)$ – линейная свертка качества знаний, полученных учащимися. Поскольку нас интересует ранжирование школ по эффективности работы в будущем, т.е. на планируемый период, то нейросетевая многофакторная модель должна быть динамической. Поэтому использованы данные панельного типа. Соответственно, в качестве фактора X_1 принято относительное время $X_1 \equiv \tilde{t} = t/T (T = 12 \cdot 4 = 48)$. Для учета структуры моделируемых объектов введено две булевых переменных: $X_2 = 1$, если объект – лицей (гимназия) и $X_2 = 0$ в противном случае; $X_3 = 1$, если объект – школа интернат и $X_3 = 0$ в противном случае. Безусловно, фонд оплаты труда (ФОТ) и начисления на оплату труда учителей напрямую связаны с квалификацией учителей (агрегатом Φ_1) и косвенно с агрегатом Φ_2 , характеризующим качество знаний. Поэтому выбран фактор X_4 – относительное значение ФОТ и начислений на ФОТ, приходящийся на одного работника в течение квартала, тыс. руб./человека. Уровень материального обеспечения учебного процесса характеризуется двумя факторами: X_5 – расход средств на одного ученика в течение года, тыс. руб./человека; X_6 – общая сумма расходов данного образовательного учреждения за квартал, тыс. руб.

Нейросетевая модель содержала для регуляризации байесовский ансамбль из 6 сетей типа MLP с алгоритмом обучения Back Propagation, различающихся активационными функциями, числом скрытых слоев, оптимальным числом нейронов в этих слоях. Данные были подвергнуты предобработке (рис. 7), т.е. очистке от аномальных точек по мультипликативному критерию $J_2 = E \cdot (NMSE)$, где NMSE – нормированная на размах ($Y_{\max} - Y_{\min 2}$) среднеквадратичная ошибка сети, а также по аддитивному критерию $J_1 = C_1 E + C_2 (NMSE)$.

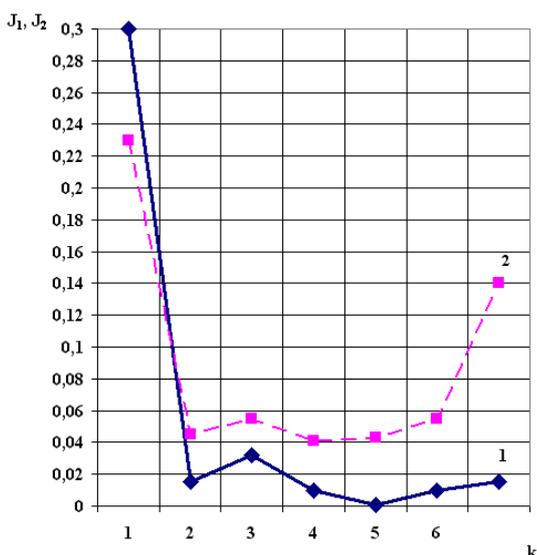


Рис. 7. Результаты оптимальной очистки БД 1 – минимизация по критерию J_1 ; 2 – по критерию J_2

Итоги ранжирования на планируемый период (3 месяца следующего года):

- объект 1 – $\Phi = 0,0245$;
- объект 2 – $\Phi = 0,0246$;
- объект 3 – $\Phi = 0,0231$;
- объект 4 – $\Phi = 0,0225$;
- объект 5 – $\Phi = 0,0224$;
- объект 6 – $\Phi = 0,0228$;
- объект 7 – $\Phi = 0,0233$;
- объект 8 – $\Phi = 0,0136$;
- объект 9 – $\Phi = 0,0138$.

Максимальная эффективность работы соответствует $\Phi = 0,246$ (объект 2).

Нейросети ансамбля хорошо подтверждают друг друга в ансамбле, что видно из рис. 8, который построен для объекта 2 (школы-лицея). Видно, что кривые образуют плотный пучок. Это иллюстрирует об адекватности прогнозной многофакторной НСМ. Изломы на кривых объясняются тем, что в каждый последующий интервал времени изменяются входные факторы $X_1, X_4(\bar{t}), X_5(\bar{t}), X_6(\bar{t})$, которые при подстановке в НСМ приводят к изломам на кривой $\Phi(\vec{X}(\bar{t}), \bar{t})$.

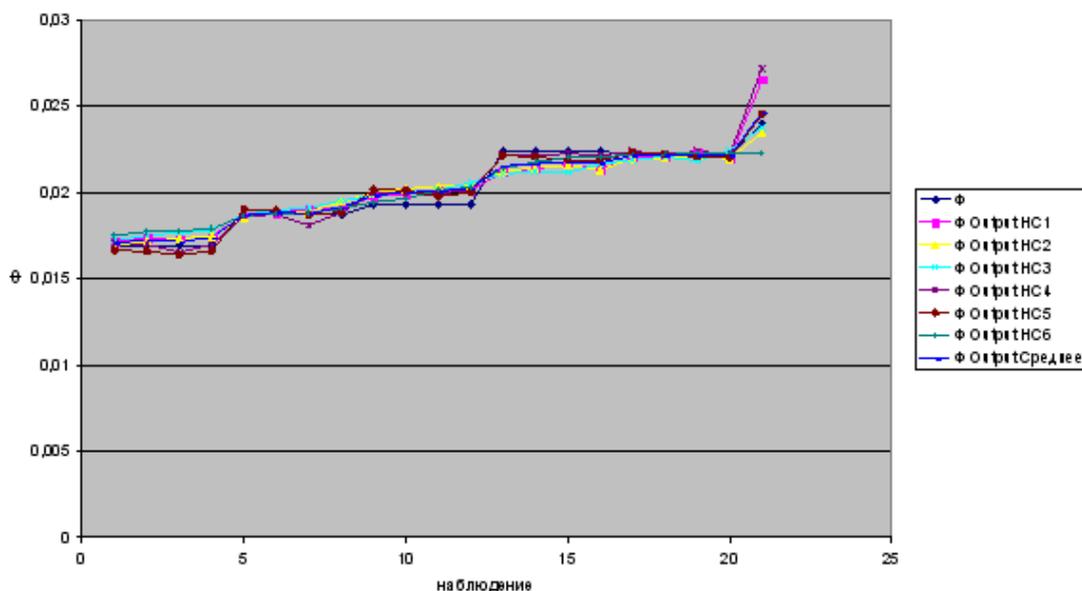


Рис. 8. Прогноз Φ по 2 объекту

В главе 8 разработана с помощью метода вложенных математических моделей гибридная нейросетевая модель многофакторного прогноза наполнения муниципального бюджета за счет налоговых и неналоговых доходов. Гибридная нейросетевая модель состоит из двух подмоделей: I – нейросетевой прогнозной многофакторной модели, получаемой с помощью метода вложенных математических моделей, подробно описанного в главе 4;

II – вероятной модели оценки коэффициента риска выхода за назначенные границы прогноза. Для регуляризации нейросетевой модели строился байесовский ансамбль из 6 нейросетевых моделей, аналогичной примеру 1 ранжирования лечебно-профилактических учреждений. На рис. 9 показаны итоги прогноза на три месяца вперед. Здесь $Y, Y Output$ – выход НСМ (млн. руб.); по оси абсцисс указано безразмерное время $\tilde{t} = t/T$, где T – период наблюдения, $T = 48$ месяцев.

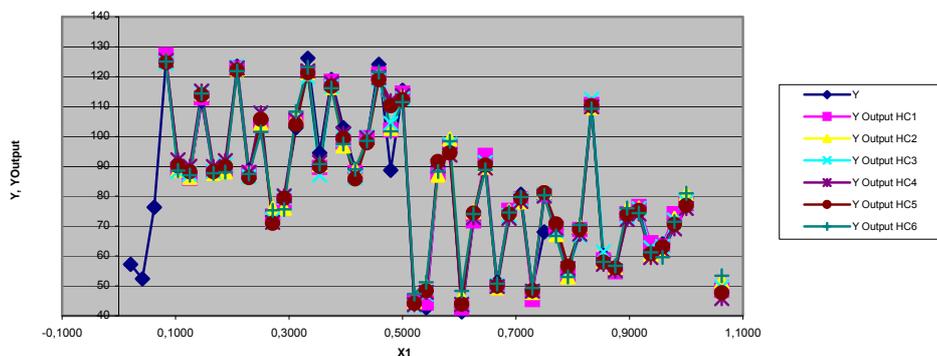


Рис. 9. Фактические и расчётные значения $Y Output$ по всем 6 НС в зависимости от времени X_1

Для описанных в главах 7 и 8 примеров разработаны на основе НСМ компьютерные прикладные методики расчета.

В главе 9 описаны сравнительные характеристики использованных для разработки нейросетевых моделей инструментов – программных продуктов Neuro Solutions (демоверсия); Brain Maker Pro 3.11; Neural Works Professional; Process Advisor; Neuro Shell 2; Стат Эксперт. Делается вывод, что эти программные продукты вполне работоспособны в сложных условиях моделирования, характерных для исследования в диссертации, при использовании предложенных в главе 4 в составе метода вложенных математических моделей алгоритмов предобработки данных и байесовской регуляризации обучения нейросетей.

Основные результаты работы:

1) Разработана мультиагентная когнитивная модель бюджетно-налоговой системы регионального и муниципального уровней, описывающая причинно-следственные связи всех исследуемых подсистем, что позволило декомпонировать исследуемую проблему на ряд задач и, соответственно, уменьшить размерность общей модели, а также выполнить «завязку» постановок задач нейросетевого моделирования.

2) Разработан на базе общесистемных законов концептуальный базис (6 концепций нейросетевого моделирования исследуемой системы), который послужил методологической основой разработки новых методов, алгоритмов и нейросетевых моделей, предопределив их работоспособность и эффективность в сложных условиях моделирования.

3) Разработано 7 оригинальных нейросетевых методов: 1) метод регуляризации MLP-нейросетей с использованием стабилизатора А.Н. Тихонова для решения обратной задачи на основе байесовского подхода оценки параметра регуляризации λ в стабилизирующем члене сглаживающего функционала; 2) приближенный метод байесовской регуляризации обучения нейросетей при сильном зашумлении данных с неизвестным законом распределения шумов; 3) метод вложенных математических моделей для построения нейросетевой модели, содержащий взаимосвязанный итерационный процесс управления качеством, предобработки данных и байесовской регуляризации обучения нейросети; 4) гибридный метод синтеза оптимальных планов выездных налоговых проверок; 5) двухступенчатый метод оценки адекватности нейросетевых моделей; 6) итерационный метод кластеризации с селекцией признаков; 7) гибридный нейросетевой метод комплексной оценки кредитоспособности предприятий-налогоплательщиков с нечеткими правилами вывода.

Совокупность разработанных методов, реализующих предложенный концептуальный базис, создает теоретические основы нейросетевого математического моделирования в сложных условиях неопределенности для целей поддержки принятия решений в бюджетно-налоговой системе регионального и муниципального уровней.

4) Проведены широкие серии вычислительных экспериментов по обоснованию достоверности выдвинутых идей, составляющих существо предложенных методов и алгоритмов, а также натурные производственные эксперименты. Достоверность, всех выносимых на защиту методов, обоснована.

5) Разработаны прикладные нейросетевые модели для подсистем (агентов) 2.1; 2.2; 3.1; 3.2; 3.3 когнитивной модели. Эти модели позволяют повысить объективность и оперативность разработки принимаемых управленческих решений в подсистемах бюджетно-налоговой системы регионального и муниципального уровней. При разработке интеллектуальных экспертных систем в указанных подсистемах разработанные прикладные нейросетевые модели могут служить в качестве моделей представления и накопления знаний.

6) Апробированы доступные инструментарии (пакеты программ) в сложных условиях нейросетевого моделирования (сильное зашумление искажения базы данных (вплоть до сознательного), отягченное дефицитом наблюдений; неполнота данных; трудноформализуемый характер исследуемых объектов и др.). Сделаны рекомендации по их применению. Разработана экспертная система для налогового администрирования с нейросетевой моделью представления и накопления знаний.

ОСНОВНЫЕ ПОЛОЖЕНИЯ ДИССЕРТАЦИИ ОПУБЛИКОВАНЫ В РАБОТАХ:

Монографии (и главы в монографиях)

1. Бирюков А.Н. Теоретические основы разработки нейросетевых моделей в системе налогового администрирования. – Уфа: Академия наук РБ, Издательство «Гилем», 2011. – 380 с. (22,1 п.л.).

2. Бирюков А.Н. Байесовская регуляризация нейросетевых моделей ранжирования и кластеризации экономических объектов. – Уфа: Академия наук РБ, Издательство «Гилем», 2011. – 292 с. (11,0 п.л.).

3. Бирюков А.Н. Экономико-математическая концепция нейросетевого моделирования проблем бюджетирования на региональном и муниципальном уровне. / Коллективная монография: «Тенденция развития регионов России: социально-экономический анализ». Книга 2. – Новосибирск: Центр развития научного сотрудничества, Издательство «СИБПРИНТ», 2011. – 209 с. – С. 176-204 (12,2 п.л., авт. 1,5 п.л.).

4. Бирюков А.Н. Исследование возможностей нейросетевой аппроксимации при трехуровневой системе распределения субвенций между бюджетополучателями. / Коллективная монография: «Проблемы экономики и управления предприятиями, отраслями, комплексами». Книга 15. – Новосибирск: Центр развития научного сотрудничества, издательство «СИБПРИНТ», 2011. – 199 с. – С. 9-49 (11,6 п.л., авт. 2,2 п.л.).

5. Бирюков А.Н. Многокритериальная оценка эффективности работы учреждений здравоохранения в условиях неопределенности с помощью нейросетевой модели. / Коллективная монография: «Проблемы разработки и реализации стратегии предприятия». Книга 2. – Новосибирск: Центр развития научного сотрудничества, издательство «СИБПРИНТ», 2010. – 226 с. – С. 188-212 (13,2 п.л., авт. 1,3 п.л.).

6. Бирюков А. Н. Метод агрегирования показателей на основе нейросетевой модели для проведения кластеризации налогоплательщиков. / Коллективная монография: «Финансовое управление развитием экономических систем». Книга 7. – Новосибирск: Центр развития научного сотрудничества, издательство «СИБПРИНТ», 2010. – 270 с. – С. 197-224 (15,7 п.л., авт. 1,6 п.л.).

7. Бирюков А. Н. Компьютерная методика прогноза наполнения муниципального бюджета с учетом риска выхода ошибки прогноза за назначенный уровень. / Коллективная монография под общей редакцией д.э.н. В.В. Бондаренко: «Вопросы методологии, теории и практики в формировании стратегии развития социально-экономического и технического потенциала предприятий, отраслей». – Пенза: Приволжский Дом знаний, ВЗФЭИ, – 2010. – 264 с. – С. 182-192 (авт. 0,44 п.л.).

8. Бирюков А. Н. Экономико-математическое моделирование бюджетного процесса направленного на улучшение качества управления муниципальными финансами. / Коллективная монография под общей редакцией д.э.н. Б.Н. Герасимова: «Управление экономическими системами». – Пенза: Приволжский

Дом знаний, Самарский госуд. аэрокосмический университет. – 2010. – 320 с. – С. 182-194 (авт. 0,7 п.л.).

9. Бирюков А.Н. Моделирование бюджетных процессов на муниципальном уровне на основе нейросетей / Гатауллин Р.Ф., Горбатков С.А., Глущенко О.И. – Уфа: Издательство «Восточный университет», 2008. – 216 с. (12,5 п.л., авт. 5,5 п.л.).

Публикации в ведущих рецензируемых научных журналах и изданиях, рекомендованных ВАК для опубликования основных научных результатов докторских диссертаций по специальности «экономика».

1. Бирюков А.Н. Байесовский подход к регуляризации нейросетевых моделей кластеризации экономических объектов: на примере модели поддержки принятия решений по налоговому регулированию // Вестник Уральского Федерального Университета. Серия: экономика и управление. – 2011. – № 5. (0,9 п.л.).

2. Бирюков А.Н. Концепция учета неопределенности в оценке отклонений показателей налогоплательщиков от эталонной поверхности на основе вероятностного и фрактального подходов // Вестник Ижевского государственного технического университета. – 2011. – № 1. – С. 71-74 (0,34 п.л.).

3. Бирюков А.Н. Построение модели обобщенной производственной функции для кластера налогоплательщиков на основе закона энтропийного равновесия и фонового закона // Российский научный журнал «Экономика и управление», СПб. – 2011. – № 2. – С. 82-86 (0,8 п.л.).

4. Бирюков А.Н. Использование метода комбинированного подхода в моделировании системы налогового администрирования // Российский научный журнал «Экономика и управление», СПб. – 2011. – № 4. – С. 93-97 (0,8 п.л.).

5. Бирюков А.Н. Методология формирования множества факторов и обобщенного показателя в задаче кластеризации в системе моделей налогового администрирования // Вестник ИНЖЭКОНА. – 2011. – № 1 (44). – С. 165-170 (0,7 п.л.).

6. Бирюков А.Н. Модификации морфологического моделирования для задач планирования при позаказной системе производства однотипной продукции // Экономика, статистика и информатика. Вестник УМО (Московский государственный университет экономики, статистики и информатики). – 2011. – № 1. – С. 150-154 (0,5 п.л.).

7. Бирюков А.Н. Прогнозная нейросетевая модель наполнения доходной части бюджета муниципальных образований // Вестник Челябинского государственного университета, серия: «Экономика». – 2011. – № 32. – С. 74-82 (0,65 п.л.).

8. Бирюков А.Н. Алгоритм построения нейросетевой многофакторной нелинейной модели прогноза наполнения бюджета / Бирюков А.Н., Глущенко О.И. // Вестник Пермского государственного университета. – 2011. – № 2 (9). – С. 24-35 (0,62 п.л.).

9. Бирюков А.Н. Применение самоорганизующихся карт Кохонена при кластеризации экономических объектов в прикладных задачах // Вестник ИНЖЭКОНА. – 2011. – № 3 (46). – С. 190-198 (0,7 п.л.).

10. Бирюков А.Н. Исследование проблемы бюджетирования в интегрированных производственных системах на основе комбинированного системно – синергетического – информационного подхода // Вестник Челябинского государственного университета, серия: «Экономика». – 2010 – № 3. – С. 35-42 (0,64 п.л.).

11. Бирюков А.Н. Обобщение метода вложенных математических моделей на основе байесовского подхода к регуляризации задач нейросетевого моделирования налогового и финансового контроля // Российский научный журнал «Экономика и управление», СПб. – 2010. – № 1. – С. 85-89 (0,56 п.л.).

12. Бирюков А.Н. Особенности постановки задач моделирования бюджетных процессов на региональном и муниципальном уровне, ориентированных на конечный результат // Российский научный журнал «Экономика и управление», СПб. – 2010. – № 2. – С. 80-85 (0,56 п.л.)

13. Бирюков А.Н. Методика оценки эффективности работы учреждений здравоохранения на основе нейросетевых моделей // Российский научный журнал «Экономика и управление», СПб. – 2010. – № 5. – С. 56-61 (0,65 п.л.).

14. Бирюков А.Н. О выборе числовых мер оценки погрешности данных и ошибок приближения восстанавливаемых функций в алгоритмах регуляризации нейросетевых моделей налогового контроля / Бирюков А.Н., Юсупов К.Н. // Российский научный журнал «Экономика и управление», СПб. – 2010. – № 6. – С. 83-88 (0,5 п.л.).

15. Бирюков А.Н. Метод ранжирования налогоплательщиков для выездных проверок на основе нейросетевых моделей с использованием фрактальных размерностей риска // Российский научный журнал «Экономика и управление», СПб. – 2010. – № 8. – С. 85-90 (0,63 п.л.).

16. Бирюков А.Н. Нейросетевая модель ранжирования и контроля деклараций налогоплательщиков // Российский научный журнал «Экономика и управление», СПб. – 2010. – № 11. – С. 106-110 (0,55 п.л.).

17. Бирюков А.Н. Нечеткая регрессионная прогнозная многофакторная модель для решения экономической прикладной задачи // Управление экономическими системами: электронный научный журнал, 2010. – № 2 (22). – № гос. рег. статьи: 0421000034/. – 2010. – Режим доступа к журн.: uecs@mcsnp.ru. (0,46 п.л.).

18. Бирюков А.Н. Экономико-математическая модель управления рисками, с применением имитационного моделирования // Управление экономическими системами: электронный научный журнал, 2010. – № 3 (23). – № гос. рег. статьи: 0421000034/. – 2010. – Режим доступа к журн.: uecs@mcsnp.ru. (0,35 п.л.).

19. Бирюков А.Н. Мультипликативно-аддитивная свертка частных критериев-агрегатов для оценки эффективности работы учреждений здравоохранения // Управление экономическими системами: электронный

научный журнал, 2010. – № 4 (24). – № гос. рег. статьи: 0421000034\0124. – 2010. – Режим доступа к журн.: uecs@mcnp.ru. (0,7 п.л.).

20. Бирюков А.Н. Общественный транспорт: как победить финансовые риски? // Российское предпринимательство. – 2010. – № 9 (2). – С. 89-92 (0,3 п.л.).

21. Бирюков А.Н. Нейросетевая модель кластеризации налогоплательщиков в задачах налогового регулирования // Аудит и финансовый анализ. – 2010. – № 6. – С. 8-13 (0,7 п.л.).

22. Бирюков А.Н. Алгоритм ранжирования налогоплательщиков на основе общесистемных закономерностей асимметрии и неполного подавления побочных дисфункций структурирования информационной системы // Экономические науки: научно-практический журнал. – 2010. – № 11. – С. 266-279 (0,36 п.л.).

23. Бирюков А.Н. Экономико-математическое моделирование дохода бюджета в условиях неопределённости // Российский научный журнал «Экономика и управление», СПб. – 2009. – № 3. – С. 92-95 (0,56 п.л.).

24. Бирюков А.Н. Алгоритм оценки качества работы бюджетных муниципальных структур на основе нейросетевой математической модели // Российский научный журнал «Экономика и управление», СПб. – 2009. – № 8. – С. 77-82 (0,6 п.л.).

25. Бирюков А.Н. Концепция и метод вложенных математических моделей для регуляризации задач нейросетевого моделирования экономических объектов с сильным зашумлением данных // Российский научный журнал «Экономика и управление», СПб. – 2009. – № 10. – С. 114-117 (0,6 п.л.).

26. Бирюков А.Н. Концептуальный базис построения нейросетевой модели муниципального бюджетирования / Бирюков А.Н., Горбатов С.А., Глущенко О.И. // Информационные технологии: научно-технический и научно-производственный журнал. – 2007. – № 6. – С. 52-56 (0,8 п.л., авт. – 0,3 п.л.).

27. Бирюков А. Н. Системный подход к разработке концептуального базиса нейросетевой модели новой методики муниципального бюджетирования / Бирюков А.Н., Глущенко О.И. // Вестник Челябинского государственного университета, серия: «Экономика». – 2007. – № 5. – С. 82-86 (0,4 п.л., авт. 0,2 п.л.).

28. Бирюков А.Н. Методика двухуровневого распределения муниципального бюджета на основе нейросетевой модели / Бирюков А.Н., Глущенко О.И. // Вестник Самарского государственного университета. – 2006. – № 8 (48). – С. 106-111 (0,5 п.л., авт. 0,25 п.л.).

29. Бирюков А.Н. Оценка риска уменьшения прогнозного уровня наполнения бюджета муниципального образования ниже заданного уровня / Бирюков А.Н., Глущенко О.И. // Вестник Самарского государственного университета. – 2006. – № 10/1 (50). – С. 157-164 (0,75 п.л., авт.0,4 п.л.).

Статьи, изданные в сборниках трудов и рецензируемых научных журналах

1. Бирюков А.Н. Нейросетевая модель кластеризации налогоплательщиков для целей ранней диагностики платежеспособности предприятий // Электронное научное издание (журнал): «Актуальные инновационные исследования: наука и практика». – 2011. № 3 (0,6 п.л.).

2. Бирюков А.Н. Условия моделирования бюджетной системы муниципального уровня через разработку концептуального базиса моделирования. // Ученые записки Санкт-Петербургской академии управления и экономики. – 2011 – № 1. – С. 89-92 (0,5 п.л.).

3. Бирюков А.Н. Экономико-математический концептуальный базис планирования доходной и расходной частей бюджета муниципальных образований. // Электронное научное издание (журнал): «Актуальные инновационные исследования: наука и практика». – 2010. – № 4. URL 0421000098\0085 (1,3 п.л.).

4. Бирюков А.Н. Управление распределением муниципальных финансовых ресурсов на основе нейросетевого моделирования // Научно-практический журнал «Финансы и учет». – Москва, 2011. – № 3. – С. 42-45 (0,37 п.л.).

5. Бирюков А.Н. Использование сглаживающего функционала Тихонова для решения задачи восстановления многомерных нелинейных функций в многослойном персептроне (MLP-сетях) // Научный журнал: «Математические модели и информационные технологии в организации производства». – ИжГТУ, 2011. – № 1. (0,7 п.л.).

6. Бирюков А.Н. Динамическая и статистическая модель ранжирования и кластеризации объектов по многокритериальной оценке эффективности их деятельности в течение определенного периода времени // Депон. в АН РБ «Баштехинформ», свидетельство № 126/2011 от 11 апреля 2011 года (2,9 п.л.).

7. Бирюков А.Н. Компьютерная методика построения нейросетевой модели для оптимизации очистки кластера исходных данных в экономических системах // Депон. в АН РБ «Баштехинформ», свидетельство № 131/2011 от 12 апреля 2011 года (2,8 п.л.).

8. Бирюков А.Н. Оценка риска уменьшения прогнозного уровня наполнения бюджета муниципального образования ниже заданного уровня // Проблемы экономики. – 2010. – № 3. – С. 108-111 (0,3 п. л.).

9. Бирюков А.Н. Экономико-математические методы исследования проблем общественного транспорта муниципального образования // Научная жизнь. – 2010. – № 3. – С. 40-42 (0,3 п.л.).

10. Бирюков А. Н. Планирование размера финансирования бюджетной структуры на основе нейросетевой модели // Научное обозрение. – 2010. – № 3. – С. 56-59 (0,4 п.л.).

11. Бирюков А.Н. Прогнозирование финансовых потоков через экономико- математическую модель управления производственными рисками // Актуальные проблемы гуманитарных и естественных наук. – 2010. – № 9. – С. 78-85 (0,5 п.л.).

12. Бирюков А.Н. Совершенствование программно-целевых методов бюджетного планирования // Научный журнал: «Научная перспектива». – Уфа: Издательство «Инфинити», 2010. – С. 13-15 (0,3 п.л.).

13. Бирюков А.Н. Концепция байесовской регуляризации обучения нейросетей при влиянии искажений в налоговых декларациях // Актуальные проблемы гуманитарных и естественных наук. – 2010. – № 12. – С. 116-118 (0,3 п.л.).

14. Бирюков А.Н. Закон энтропийного равновесия в открытой информационной системе для построения нейросетевой модели объектов налогового контроля // Научный журнал: «Финансы и учет». – М., 2010. – № 2. – С. 2-3 (0,3 п.л.).

15. Бирюков А. Н. Прогнозирование и планирование финансовых потоков на основе риска деятельности транспортных организаций // Грани познания: Сборник научных трудов молодых учёных. – 2009. – № 13. – С. 15-22 (0,5 п.л.)

16. Бирюков А. Н., Глущенко О. И. Комбинированный системный синергетический информационный подход к исследованию проблемы бюджетирования муниципальных структур // Вопросы экономических наук. – 2007. – № 1. – С. 66-69 (0,6 п.л., авт. 0,3 п.л.).

17. Бирюков А. Н. Обеспечение сбалансированности бюджетов муниципальных образований / Бирюков А.Н., Глущенко О.И. // Грани познания: Сборник научных трудов молодых учёных. – Уфа: Восточный университет, 2006. – № 10. – С. 22-27 (0,6 п.л., авт. 0,3 п.л.).

18. Бирюков А.Н. Экономическая концепция новой методики муниципального бюджетирования / Бирюков А.Н., Глущенко О.И. // Проблемы экономики. – 2006. – № 6. – С. 263-267 (0,6 п.л., авт. 0,3 п.л.).

Препринты

1. Бирюков А.Н. Нейросетевое моделирование бюджетных процессов на региональном и муниципальном уровне, ориентированных на конечный результат: Препринт / А.Н. Бирюков. – Уфа: Депон. в АН РБ, Издательство «Гилем», 2010. – 28 с. (1,1 п.л.).

2. Бирюков А.Н. Регуляризация задач нейросетевого моделирования экономических объектов с сильным зашумлением данных: Препринт / А.Н. Бирюков. – Уфа: АН РБ, Издательство «Гилем», 2010. – 28 с. (1,2 п.л.).

3. Бирюков А.Н. Агрегирование переменных НСМ для оценки эффективности работы учреждений здравоохранения с позиции с системного подхода: Препринт / А.Н. Бирюков. – Уфа: АН РБ, Издательство «Гилем», 2010. – 32 с. (1,3 п.л.).

4. Бирюков А.Н. Байесовский подход к регуляризации задач нейросетевого моделирования налогового и финансового подхода: Препринт / А.Н. Бирюков. – Уфа: АН РБ, Издательство «Гилем», 2010. – 16 с. (0,6 п.л.).

5. Бирюков А.Н. Нейросетевые модели кластеризации налогоплательщиков в задачах налогового администрирования: Препринт / А.Н. Бирюков. – Уфа: АН РБ, Издательство «Гилем», 2010. – 32 с. (1,4 п.л.)

Избранные тезисы докладов на конференциях и семинарах

1. Бирюков А.Н. Прикладной приближенный метод байесовской регуляризации обучения нейросети при сильном зашумлении данных с неизвестной функцией распределения шума // Нейрокомпьютеры и их применение / Сборник статей IX Всероссийской научной конференции (март 2011 г.). – М.: Московский городской психолого-педагогический университет, 2011. – С. 23-27 (0,3 п.л.).

2. Бирюков А.Н. Вероятностный и фрактальный подходы к оценке неопределенности в задаче ранжирования налогоплательщиков // Новые тенденции в экономике и управлении организацией / Сборник докладов X-Международной конференции (апрель 2011 г.). – Екатеринбург: УГТУ-УПИ им. Б.Н.Ельцина, 2011. – С. 76-79 (0,3 п.л.).

3. Бирюков А.Н. Метод квазирешения для регуляризации нейросетевых моделей в целях повышения достоверности налогового контроля // Управление. Экономический анализ. Финансы / Сборник научных трудов. – Уфа: Уфимский государственный авиационный технический университет, 2011. – С. 232-235 (0,4 п.л.)

4. Бирюков А.Н. Модифицированный метод вложенных математических моделей, основанный на взаимосвязанном управлении информативностью данных и качеством их аппроксимации в байесовском ансамбле нейросетей // Перспективы развития информационных технологий / III ежегодная Международная научно-практическая конференция (март 2011 г.). – Новосибирск: ЦРНС, 2011. – С. 182-187 (0,4 п.л.)

5. Бирюков А.Н. Концепция взаимосвязанного управления информативностью данных и качеством их аппроксимации в нейросети для обеспечения состоятельности задачи регуляризации // I Всероссийская (с международным участием) научно-практическая конференция «INEM-2011» в сфере инноваций, экономики и менеджмента. При поддержке Fachhochschule Ludwigshafen am Rhein (CentralEastern Europe Institute) (апрель 2011 г.). – Томск: Национальный исследовательский Томский политехнический университет, 2011. – С. 249-252 (0,4 п.л.).

6. Бирюков А.Н. Маркетинг дополнительных услуг в городском управлении электрического транспорта малых городов // Современные малые города: проблемы и перспективы развития / Международная научно-практическая конференция (январь 2010 г.), Российский государственный социальный университет, Ивантеевка, Московская область, 2010. – С. 16-19 (0,3 п.л.)

7. Бирюков А.Н. Землю оценят и заставят за нее платить // Актуальные проблемы экономической политики / Сборник статей Всероссийской научно-практической конференции (март 2010 г.), – Нефтекамск: Башкирский государственный университет, – 2010. – С.13-15 (0,25 п.л.).

8. Бирюков А.Н. Анализ проблемы регулирования межбюджетных отношений на региональном и муниципальном уровнях // Воспроизводственный потенциал региона / Сборник статей: IV Международная

научно-практическая конференция. – Уфа: Башкирский государственный университет, 2010. – С. 25-30 (0,2 п.л.).

9. Бирюков А.Н. Алгоритм ранжирования налогоплательщиков для определения кредитного риска на основе математического моделирования // Всероссийская научно – практической конференции (октябрь 2010 г.). – Уфа: Институт социально-экономических исследований УНЦ РАН, 2010. – С. 112-118 (0,3 п.л.).

10. Бирюков А.Н. Экономико-математическая концепция моделирования бюджетных процессов муниципального уровня // Аналитические и числительные методы моделирования естественнонаучных и социальных проблем / V Международная научно-техническая конференция (октябрь 2010 г.). – Пенза: Приволжский Дом знаний, 2010. – С. 99-102 (0,3 п.л.).

11. Бирюков А.Н. Система поддержки решений и управления процессом доходно-расходной части местного бюджета с помощью нейросетевой математической модели // Проблемы функционирования и развития территориальных социально-экономических систем / IV Всероссийской научно-практической интернет – конференция (октябрь 2010 г.), Институт социально-экономических исследований УНЦ РАН, 2010. – С.118-123 (0,4 п.л.).

12. Бирюков А.Н. Муниципальное бюджетирование: модель новой методики повышения эффективности // Экономико-правовые основы функционирования регионов / Сборник статей: VIII Международная научно-практическая конференция молодых ученых и студентов (октябрь 2010 г.). – Уфа: Башкирский государственный университет, 2010. – С. 118-123 (0,3 п.л.).

13. Бирюков А.Н. Бюджетирование, ориентированное на конечный результат // Актуальные проблемы социально-экономического развития и социального управления в современной России / I Всероссийская заочная научно-практическая конференция (октябрь 2010 г.). – Стерлитамак: Стерлитамакская государственная педагогическая академия, 2010. – С. 19-22 (0,25 п.л.).

14. Бирюков А.Н. Нейросетевая модель кластеризации в системе моделей налогового администрирования регионального и муниципального уровней // Анализ, моделирование и прогнозирование экономических процессов / II Международная научно-практическая интернет-конференция (декабрь 2010 г.). – Воронеж: Воронежский государственный университет, 2010. – С. 46-50 (0,3 п.л.).

15. Бирюков А.Н. Формулировка концепции сравнения показателей состояния предприятий-налогоплательщиков с «эталонным» фоном // Математические методы и информационные технологии в экономике, социологии и образовании / XXVI-Международная научно-техническая конференция (декабрь 2010 г.). – Пенза: Приволжский Дом знаний, 2010. – С. 180-182 (0,3 п.л.).

16. Бирюков А.Н. Эффективность бюджетных доходов и расходов на основе системы сбалансированности целевых показателей развития муниципального образования // Сборник статей VI-ой Всероссийской научно – практической конференции «Шолоховские чтения-2010» (декабрь 2010 г.). –

Стерлитамак: СФ Московского государственного гуманитарного университета им. М.А. Шолохова, 2010. – С. 139-141 (0,4 п.л.).

17. Бирюков А.Н. Совершенствование распределения бюджетных средств между бюджетополучателями различного уровня // Проблемы функционирования и развития территориальных социально-экономических систем / Сборник статей. II Всероссийской научно-практической интернет-конференции. – Уфа: Институт социально-экономических исследований УНЦ РАН, 2009. – С. 30-35 (0,3 п.л.).

18. Бирюков А.Н. Обеспечение финансовой стабильности функционирования интегрированных производственных систем // Сборник статей третьей III Всероссийской научно-практической конференции. – Уфа: Институт социально-экономических исследований УНЦ РАН, 2009. – С. 138-141 (0,3 п.л.).

19. Бирюков А.Н. Применение факторов деятельности коммунальной сферы в условиях жесткой экономии ресурсов // Сборник статей II Международной научно – практической конференции. – Уфа: Институт социально-экономических исследований УНЦ РАН, 2009. – С. 39-46 (0,3 п.л.).

20. Бирюков А.Н. Системный подход к разработке концептуального базиса нейросетевой модели новой методики муниципального бюджетирования // Сборник статей XXIV Международной научно – технической конференции (декабрь 2009 г.). – Пенза: НОУ «Приволжский Дом знаний», 2009. – С. 116-119 (0,3 п.л.).

Учебные пособия

1. Бирюков А.Н. Экономика труда. – Уфа: РИЦ БашГУ, 2011. – 165 с. (11,64 п.л.).

2. Бирюков А.Н. Эконометрика. – Уфа: РИЦ БашГУ, 2011. – 68 с. (4,41 п.л.).

Алгоритм, прошедший государственную регистрацию

Бирюков А.Н. Алгоритм оценки показателей качества работы бюджетных муниципальных структур на основе нейросетевой математической модели. // Зарегистрирован в Государственном информационном центре информационных технологий. – 2006. – № ОФАП 8386 от 13.12.2006, ВНИИЦ № 50200602194 от 18.12.2006. (1,9 п.л.).