

УДК 004.67

DOI: 10.31040/2222-8349-2024-0-4-174-186

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРО-НЕЧЕТКИХ АЛГОРИТМОВ В СИСТЕМЕ РЕГИОНАЛЬНОГО СТРАТЕГИЧЕСКОГО И БЮДЖЕТНОГО ПЛАНИРОВАНИЯ

© М.М. Низамутдинов, И.В. Осипова, З.А. Давлетова

Рассматриваются проблемы повышения эффективности процедур стратегического и бюджетного планирования на региональном уровне. Проведен анализ и дана оценка существующих методов и инструментария, используемых в задачах стратегического бюджетного планирования в сфере региональной экономики. Предложен подход к прогнозированию налоговых доходов бюджета региона на основе адаптивной базы знаний иерархического типа с механизмом обучения на основе нейро-нечеткой сети. Рассмотрен алгоритм поэтапного проектирования и формализации нейро-нечеткой базы знаний и методики его применения для планирования доходной базы бюджета региона.

Ключевые слова: стратегическое управление, бюджетное планирование, налоговые доходы, адаптивная база знаний, нейро-нечеткие сети, прогнозирование.

Введение. Реализуемая сегодня на федеральном уровне настройка бюджетно-налоговой системы, внедрение новых подходов в налогообложении доходов физических лиц, продолжающаяся трансформация системы межбюджетных отношений вносит существенный фактор нестабильности в бюджетный процесс и значительно усложняет задачу эффективного бюджетного планирования на стратегическую перспективу. Как показывает практика формирования бюджетов регионов за последние годы, применение традиционных методов и инструментария бюджетного планирования в условиях постоянно меняющейся институциональной среды не обеспечивает достаточной надежности бюджетных проектировок даже на среднесрочную перспективу, что зачастую приводит к принятию неверных управленческих и финансовых решений. Проводимые исследования в этой области показывают, что одним из перспективных направлений повышения эффективности управления региональными финансами становится применение интеллектуальных систем поддержки принятия решений, позволяющих подбирать наиболее адекватный метод прогнозирования непосредственно на основе идентификации структуры имеющихся данных с учетом условий прогнозирования, в том числе за счет использования комбинированных методов и моделей [1].

В контексте решения данной задачи в статье рассматриваются методологические подходы и опыт практического применения нейро-нечетких алгоритмов и баз знаний как интеллектуальных компонентов в структуре комплексной системы прогнозирования налоговых поступлений в региональный бюджет. Особенностью рассматриваемого подхода является возможность интегрирования на единой методологической основе как экспертных знаний, характеризующих правила принятия решений, так и фактографической информации, описывающей факторы макроэкономической среды, формализованных в рамках адаптивной нечеткой базы знаний иерархического типа с механизмом обучения и логического вывода на основе нейро-нечеткой сети.

Система бюджетного планирования как объект управления.

Задача планирования налоговых доходов регионального бюджета предполагает сбор, анализ большого объема информации от различных источников и проведение многовариантных прогнозно-аналитических расчетов. Неотъемлемым этапом прогнозно-аналитической деятельности является оценка тенденций развития социально-экономической ситуации и их влияния на динамику налоговых доходов [2]. Проведенный анализ структуры налоговых доходов регионов

НИЗАМУТДИНОВ Марсель Малихович – к.т.н., Институт социально-экономических исследований УФИЦ РАН, e-mail: marsel_n@mail.ru

ОСИПОВА Ирина Валерьевна – к.т.н., Институт социально-экономических исследований УФИЦ РАН, e-mail: ovirini@yandex.ru

ДАВЛЕТОВА Зульфия Альфировна – к.т.н., Институт социально-экономических исследований УФИЦ РАН, e-mail: davletova11@mail.ru

предприятий, подоходный налог, налог на имущество организаций. Рассматриваемый объект прогнозирования как сложный социально-экономический объект характеризуется следующими особенностями: наличием множества взаимосвязанных и взаимовлияющих факторов; непостоянной структурой с нелинейными взаимосвязями; невозможностью проведения экспериментов и невоспроизводимостью условий наблюдений, что накладывает ограничения на объем и качество имеющейся информации.

Проведенный анализ моделей и методов прогнозирования с учетом особенностей исследуемого объекта позволил выдвинуть гипотезу о том, что наиболее предпочтительным является применение нейро-нечеткой модели, которая, с одной стороны, является средством представления экспертных знаний и учета неопределенности, а с другой стороны – позволяет эффективно моделировать нестационарные нелинейные многофакторные процессы [3]. Разработка такой модели предполагает построение соответствующей базы знаний.

Прогноз налоговых доходов имеет определяющее значение для оценки бюджетной обеспеченности, получаемой при анализе рассогласования доходной и расходной частей регионального бюджета и являющейся исходной информацией для принятия управленческих решений. Предложено автоматизировать прогнозно-аналитическую деятельность и интегрировать в систему поддержки принятия решений бюджетного планирования интеллектуальную информационно-аналитическую систему (ИИАС), ядром которой является адаптивная нечеткая база знаний (рис. 1). В рамках контура управления процессом планирования налоговых доходов интегрированы следующие параметры: ND^* и ND – векторы прогнозных и запланированных налоговых доходов соответственно, NND^* и NND – векторы прогнозных и запланированных неналоговых доходов; BVP^* и BVP – векторы прогнозных и запланированных безвозмездных поступлений; R^* и R – векторы прогнозных и запланированных расходов.

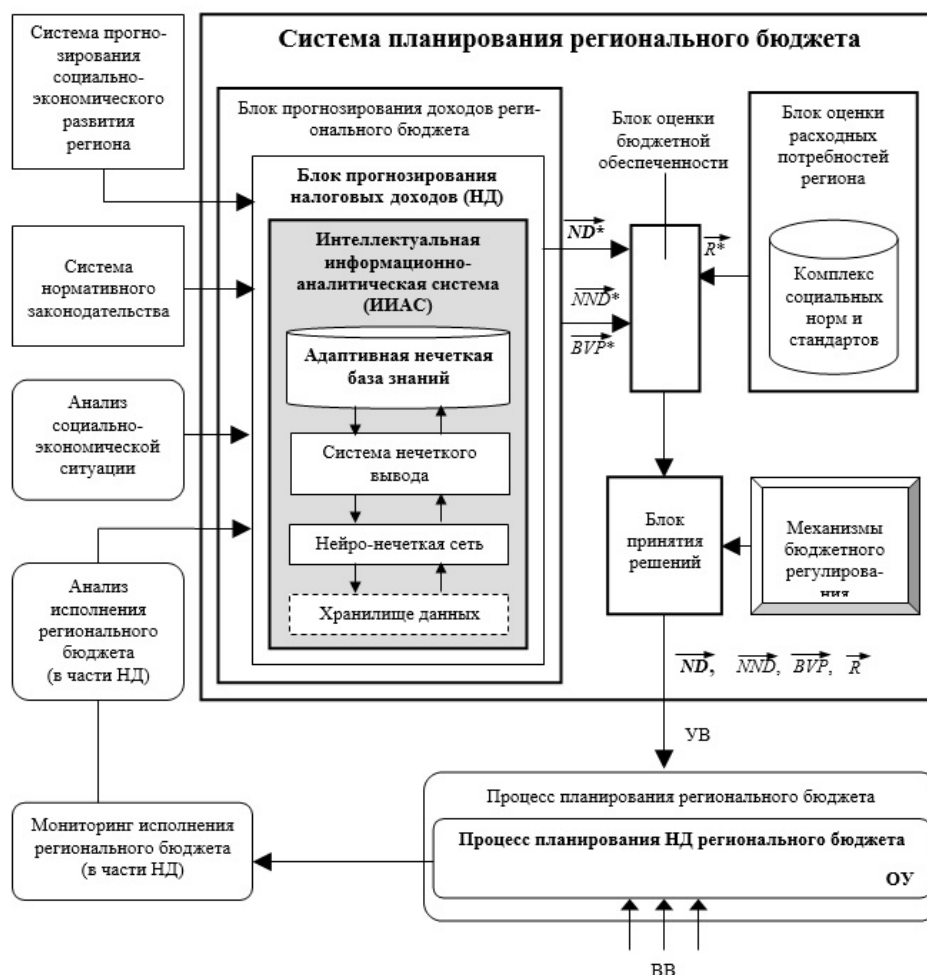


Рис. 1. Контур управления процессом планирования налоговых доходов

Для разработки интеллектуальной информационно-аналитической системы предлагается использовать объектно-ориентированную методологию, при этом осуществляется построение прикладных моделей (содержащих предметные знания о процессе планирования НД), а также метамodelей представления и обработки знаний, инвариантных по отношению к предметной области. В данной работе разработка объектно-ориентированных моделей осуществлялась в нотации языка UML.

На основе проведенного анализа информационных потоков системы планирования регионального бюджета в части налоговых доходов, с учетом интеграции интеллектуальной информационно-аналитической системы разработана модель структуры классов предметной области. В результате объектно-ориентированного анализа выделены сущности-субъекты («Аналитик», «Эксперт», «Росстат», «Налоговая инспекция» и др.), классы экономических объектов («Бюджет», «Налог», «Налоговые доходы» и др.), классы сущностей-документов, а также установлены их атрибуты, методы и отношения. Диаграмма классов является статическим представлением процесса планирования налоговых доходов регионального бюджета. Для моделирования взаимосвязей временного характера построены динамические модели интеллектуальной информационно-аналитической поддержки планирования налоговых доходов регионального бюджета. Структура интеллектуальных компонентов информационно-

аналитической системы разрабатывается на основе метамodelи представления и обработки знаний, содержащей описание абстрактных классов и отношений между ними (рис. 2).

База знаний состоит из модулей нечетких правил, которые, в свою очередь, агрегируют блоки нечетких правил. Процедуры обработки знаний осуществляют классы «Система нечеткого вывода» и «Нейро-нечеткая сеть». Класс «Система нечеткого вывода» связан отношениями реализации с управляющими классами «Фаззификатор» и «Механизм нечеткого вывода», а также отношениями ассоциации с классом «Модуль нечетких правил» и «Нейро-нечеткая сеть». Нейро-нечеткая сеть (ННС), связанная с управляющим классом «Обучение», генерируется из соответствующей системы нечеткого вывода, что отражено в наличии метода «Генерировать из СНВ()» для данного класса. ННС предназначена для настройки параметров функций принадлежности лингвистических переменных, данный класс ассоциативно связан с классом «Функция принадлежности», который имеет соответствующий метод «Настроить()».

Таким образом, результатом объектно-ориентированного моделирования является набор операций (методов) приобретения, представления и обработки знаний, на основе которых разрабатываются реализующие их алгоритмы. По результатам объектно-ориентированного моделирования осуществляется разработка базы знаний, предполагающая ее структуризацию и формализацию знаний в виде нечетких продукций.

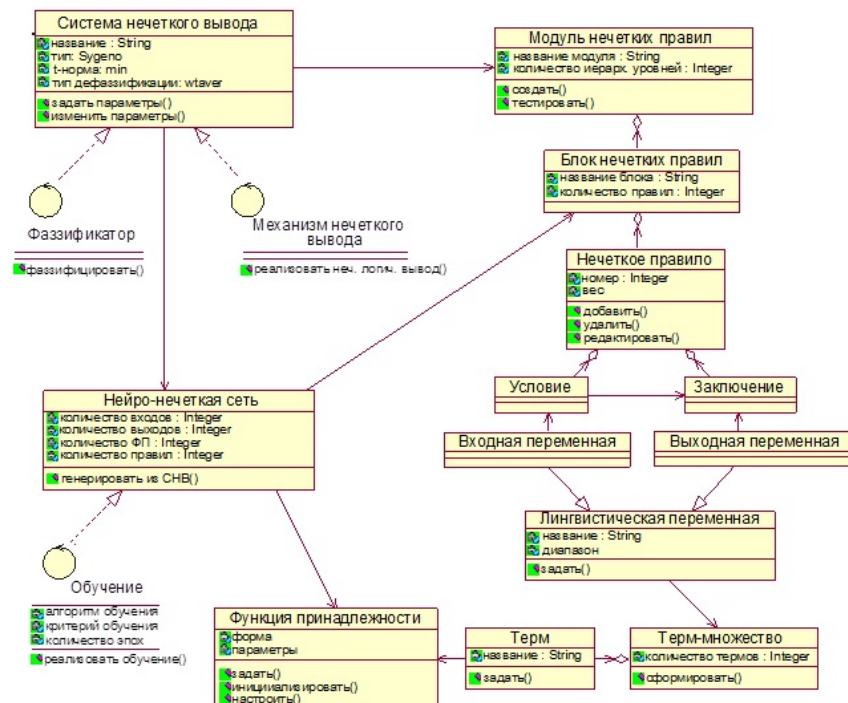


Рис. 2. Модель структуры классов интеллектуальных компонентов ИИАС

Бюджетное планирование: постановка задачи и обоснование метода решения.

Основой для построения предложенной модели прогнозирования налоговых доходов является решение задачи идентификации. Налоговый доход по конкретному виду налога ND_i детерминированно зависит от величины налогооблагаемой базы NB_i , налоговой ставки ns_i и нормы отчисления в бюджет соответствующего уровня no_i :

$$ND_i = NB_i \cdot ns_i \cdot no_i. \quad (1)$$

Полагая, что значения параметров налоговой ставки и нормы отчисления в соответствующий бюджет фиксированы (т.е. известны либо задаются сценарно), определим формальную постановку задачи в самом общем случае как реализацию отображения $F: X \Rightarrow y$, или моделирование зависимости:

$$y = F(\vec{X}) + \Delta, \quad (2)$$

где y – величина налогооблагаемой базы; $\vec{X} = [x_1, \dots, x_n]$ – вектор факторов, влияющих на величину налогооблагаемой базы; F – оператор отображения, функция; Δ – отклонение, характеризующее погрешность прогнозирования.

В зависимости от того, каким образом вводятся факторы (в том числе временная компонента), и какой используется оператор, можно получить разные виды моделей прогнозирования. В частности, как наиболее эффективные для данного класса задач могут использоваться либо вероятностно-статистические модели (регрессионная, авторегрессионная, комбинированная и т.д.), либо модели, основанные на методах искусственного интеллекта (нечеткие модели, нейросетевые модели, нейро-нечеткие модели и т.д.).

Возможность применения статистических методов в контексте решения задачи прогнозирования нестационарных экономических процессов весьма ограничена их существенными недостатками – необходимостью наличия представительного объема данных, невозможности учета скачков на участке прогнозирования, требования априорной спецификации математической модели, необходимость выполнения предпосылок статистического анализа и моделирования и т.д. [4]

Нейросетевые модели имеют существенные преимущества перед статистическими в контексте решаемой задачи – они являются непараметрическими и их построение не требует предварительной спецификации модели, определяющей вид зависимости между переменными, они эффективны в условиях пропуска или зашумленности данных, позволяют моделировать нелинейные явления, распознавать хаотическое поведение, могут работать с экспертными оценками, представленными лингвистическими переменными. Вместе с тем существенным недос-

татком, ограничивающим успешное применение нейросетей, является необходимость наличия достаточно большого объема данных для обучения и проверки работы сети, что почти не применимо к большинству финансовых и экономических задач в российских условиях. Как показывает практика, в большинстве случаев наблюдается эффект переобучения сети, такая модель имеет низкое прогностическое качество. Кроме того, использование нейросетей ограничено трудностями интерпретации полученных результатов и сложностью анализа влияния входных переменных на результат, требующих разработки дополнительных алгоритмов [5]. Поэтому рассмотренные модели могут эффективно использоваться в основном для краткосрочного налогового прогнозирования.

Применение нечетких систем также не предполагает знания аналитических моделей процессов. Теоретически, системы с нечеткой логикой и искусственные нейронные сети подобны друг другу, однако, на практике у них имеются свои достоинства и недостатки. Важнейшим достоинством нейронных сетей является возможность их обучения и адаптации. Преимущества нечеткого подхода – это интерпретируемость и схожесть с суждениями эксперта, внутренняя гибкость, позволяющая с использованием небольшого числа правил описывать сложные процессы. Системы с нечеткой логикой хороши для объяснения получаемых с их помощью выводов, но они не могут автоматически приобретать знания [6].

Таким образом, на наш взгляд, объединение обоих подходов в аппарате нейро-нечетких сетей позволяет, с одной стороны, привнести способность к обучению и вычислительную мощность нейронных сетей в системы с нечеткой логикой, а с другой стороны – усилить интеллектуальные возможности нейронных сетей свойственными «человеческому» способу мышления нечеткими правилами выработки решений. Именно поэтому можно предположить, что они наиболее эффективны для моделирования нестационарных нелинейных многофакторных процессов, в том числе и в задачах прогнозирования налоговых поступлений.

Этапы построения нейро-нечеткой системы для задачи бюджетного планирования.

В рамках реализации предложенной концепции рассмотрим основные этапы разработки комплексной нейро-нечеткой системы, включающей базу знаний для распознавания нечетких тенденций динамики налогооблагаемой базы в зависимости от изменения факторных показателей, что позволит реализовать анализ чувстви-

тельности различных факторов и сценарный анализ ожидаемых налоговых доходов. В целом разработка нейро-нечеткой системы предполагает выполнение следующих основных этапов:

Этап 1. Структуризация нечеткой базы знаний. Нечеткая база знаний представляет собой совокупность нечетких правил, которые отражают опыт эксперта и его понимание причинно-следственных связей в рассматриваемой задаче. Как правило, эксперт в своих рассуждениях обычно использует правила, содержащие не более двух-трех элементарных утверждений. Вследствие того, что на динамику налоговых доходов оказывает влияние большое количество взаимосвязанных факторов, целесообразно структурировать базу знаний и организовать ее в виде совокупности блоков правил, которые формируют иерархию. При этом модуль базы знаний агрегирует блоки нечетких правил для прогнозирования налогооблагаемой базы по конкретному виду налога в виде иерархии нечетких правил, например, следующим образом (рис. 3).

Выходные переменные, формируемые на нижних уровнях иерархии, являются входными для блоков правил верхних уровней иерархии. Необходимо отметить, что одна и та же переменная может поступать на вход нескольких блоков правил.

Рассмотрим определение структуры базы нечетких правил для прогнозирования на примере налогооблагаемой базы по налогу на прибыль. Сначала необходимо определить группы факторов, влияющих на данный показатель. В качестве исходных факторов, оказывающих влияние на прибыль предприятий, выбраны 16 факторов. Факторы x_1, x_2, x_3, x_4 отражают уровень материально-технической базы предприятий; x_5, x_6, x_7 – трудовые ресурсы; x_8, x_9 – финансовое состояние; x_{10} – ценовой фактор, x_{11} – регулируемый

параметр государственной политики в области тарифов естественных монополий; x_{12}, x_{13} – внешнеэкономическую деятельность региона; x_{14}, x_{15} – внешнеэкономическую конъюнктуру.

На рис. 4 представлена схематичная структура взаимосвязи факторов и целевой переменной. Ввод промежуточных переменных – объема выпуска и материальных затрат – обусловлен тем, что определить непосредственное влияние некоторых факторов на прибыль затруднительно. Соответственно, выходная переменная y представляет налогооблагаемую прибыль предприятия. Таким образом, рассматриваемая модель содержит 3 блока правил: «Объем выпуска», «Материальные затраты», «Прибыль».

Рассмотрим поэтапный алгоритм прогнозирования налоговых поступлений на основе нейро-нечеткой базы знаний.

Этап 2. Проектирование системы нечеткого вывода. Проектирование системы нечеткого вывода подразумевает определение типа системы, параметров фаззификации, алгоритма нечеткого вывода и дефаззификации.

Выделяются 3 основных типа систем нечеткого вывода, определяющих вид нечетких продукционных правил и алгоритма нечеткого вывода: Мамдани, Сугено, и упрощенный алгоритм логического вывода, называемый системой Сугено нулевого порядка.

Правила типа Мамдани обладают преимуществом с точки зрения интуитивной понятности и несложности их формирования для эксперта по сравнению с системой Сугено, в которой выходной результат формируется как линейная функция от входных переменных. В нашем случае предлагается использовать систему Сугено нулевого порядка, которая может быть конвертирована в систему Мамдани.

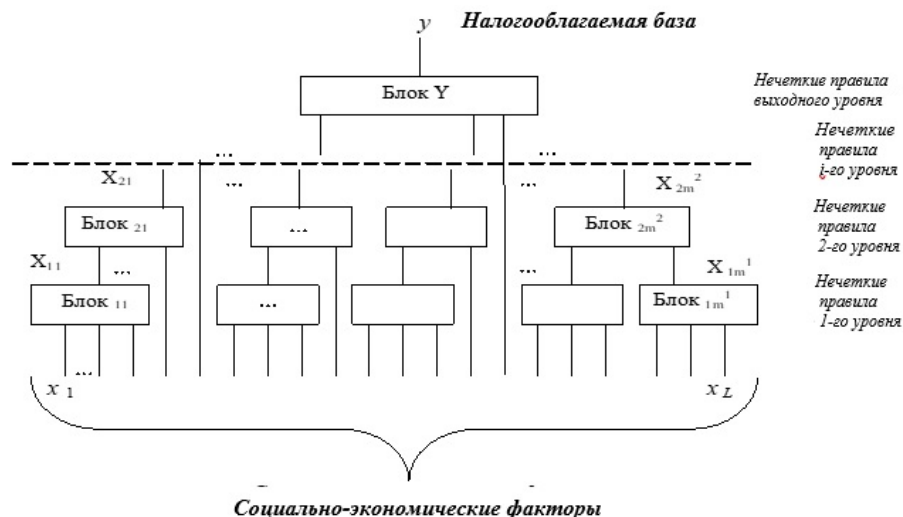


Рис. 3. Иерархия нечетких правил в модуле базы знаний

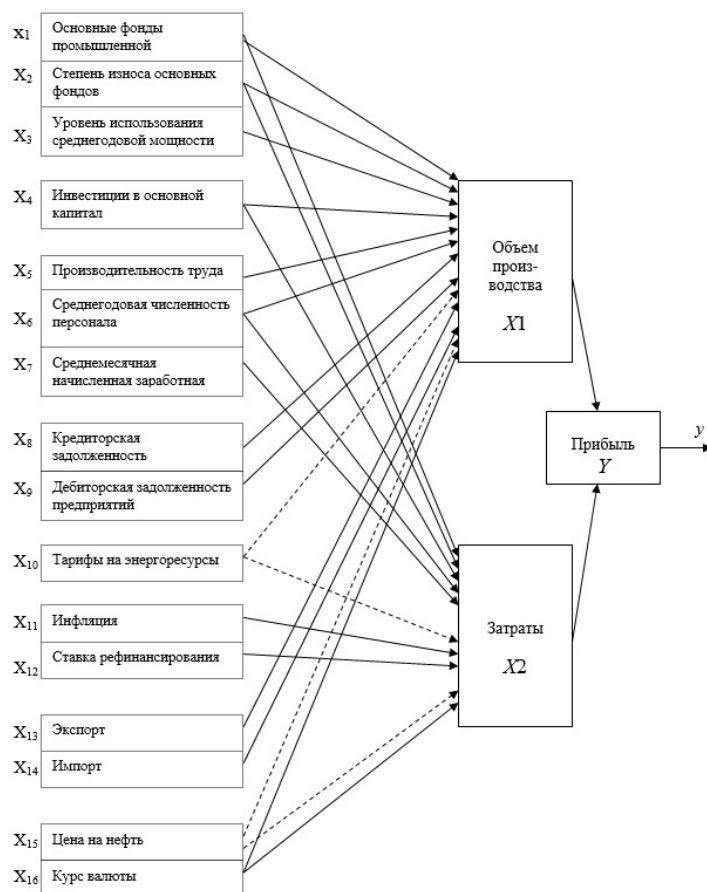


Рис. 4. Структура взаимосвязи факторов и целевой переменной (на примере налогооблагаемой прибыли)

Таким образом, каждый блок моделируется множеством правил $\{R_k\}_{k=1}^K$ следующего вида:

$$R_k: \text{Если } x_1=A_1^k \text{ и } x_2=A_2^k \text{ и } \dots \text{ и } x_n=A_n^k \text{ То } y^k = c^k, \quad (3)$$

где R_k – k -е правило, $k = 1, K$; x_j – входные переменные (социально-экономические факторы), $j = \overline{1, n}$; A_j^k – нечеткие подмножества, определяемые функциями принадлежности; y^k – выход k -го правила; c^k – константа.

Нечеткие подмножества ассоциированы с понятием тенденции. Предлагается для входных переменных использовать терм-множество $T = \{\text{«сильное падение»}, \text{«падение»}, \text{«стабилизация»}, \text{«рост»}, \text{«сильный рост»}\}$. Определение количества термов – это поиск компромисса между точностью модели, эффективной интерпретацией и ограничениями по числу параметров, настраиваемых на этапе обучения нейро-нечеткой сети.

Наибольшее распространение получили такие виды параметризованных функций формы, как треугольная, трапециевидная, колоколообразная и сигмоидальная, которые определяются тройкой, четверкой и двойкой параметров соответственно [7].

В табл. 1 представлены определенные нами функции принадлежности для введенных термов, при выборе которых учитывалось число параметров и специфика введенных термов.

Для определения выходного значения используется метод взвешенного среднего (wtaver):

$$y = \frac{\sum_{k=1}^K w^k y^k}{\sum_{k=1}^K w^k}, \quad (4)$$

где y – выходное значение; w^k – уровень активации k -го правила.

w^k определяется как результат алгебраического произведения (prod):

$$w^k = \mu_A^{(k)}(x) = \prod_{j=1}^N [\mu_A^{(k)}(x_j)]. \quad (5)$$

В качестве шкалы измерения переменных используются относительные (процентные) изменения уровней показателей за некоторый промежуток времени (темпы роста социально-экономических факторов и налогооблагаемой базы). Например, $y=120$ означает 20%-й рост соответствующего показателя за некоторый промежуток времени. Соответственно, если четкое значение какой-либо входной переменной определено как $x=100$, то результат его фазификации будет близок к максимуму функции принадлежности терма «Стабилизация».

Функции принадлежности для лингвистических переменных динамики социально-экономических факторов

Наименование термина	Описание функции принадлежности	Аналитическая формула	Число параметров
«Сильное падение», «Сильный рост»	Сигмоидная	$\mu_A(x_i) = \frac{1}{1 + e^{-a_i(x_i - b_i)}}$	2
«Падение», «Стабилизация», «Рост»	Симметричная гауссовская	$\mu_A(x_i) = e^{-\frac{(x_i - a_i)^2}{2b_i^2}}$	2

Этап 3. Формирование нечеткой базы знаний. Рассмотрим далее процесс формирования правил на уровне отдельного блока. Существуют следующие способы формирования базы правил.

«Эвристическое» формирование правил экспертом. Данный способ не исключает неполноту получаемого набора правил, поскольку знания эксперта имеют, как правило, фрагментарный характер.

Генерация правил на основе численных данных. В общем случае данный способ также не исключает неполноту формируемой системы правил, поскольку в имеющейся выборке данных могут содержаться не все ситуации, и полученная матрица знаний будет нуждаться в доопределении.

Генерация правил на основе алгоритма полного перебора, предполагающая формирование всевозможных сочетаний конъюнктов с участием всех термов. Данный способ может быть эффективным в случае небольшого числа входных переменных, однако если число переменных велико, то генерируется избыточная сложно интерпретируемая база правил, оценка которых представляется проблематичной.

Исходя из оценки возможностей имеющихся алгоритмов генерации предлагается следующая комбинированная процедура формирования базы правил: из исходного множества входных факторов эксперт формирует семантически значимые конъюнкции, длина которых l не превышает некоторого порогового значения ($l \leq 4$), затем на основе каждой конъюнкции формируется множество правил с участием всех термов входных переменных. Далее эксперт должен исключить те правила, которые не имеют смысла с точки зрения предметной области.

Этап 4. Настройка нечеткой базы знаний. Этап формирования базы правил является традиционным для технологии нечетких экспертных систем. На нем осуществляется формирование модели объекта путем построения базы знаний по доступной экспертной информации. Однако правила, сформированные экспертом, имеют по большей части универсальный характер, поэтому необходим второй этап, на кото-

ром осуществляется настройка нечеткой модели путем ее обучения по фактическим данным, характеризующим конкретные социально-экономические условия.

Нейро-нечеткое моделирование проводится с целью коррекции параметров функций принадлежности нечетких переменных, которая реализуется посредством механизма обучения на имеющейся выборке данных. Тем самым устраняется субъективность, присущая нечетким системам. Спроектированной системе нечеткого вывода сопоставляется многослойная структура сети класса ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) (рис. 5). В такой сети выделяется пять слоев.

1. Первый слой выполняет раздельную фазификацию каждой переменной x_i ($i = 1, 2, \dots, N$), определяя для каждого k -го правила вывода значение коэффициента принадлежности $\mu_A^{(k)}(x_i)$ в соответствии с применяемой функцией фазификации. Это параметрический слой с параметрами $a_j^{gauss(k)}, b_j^{gauss(k)}$ (для симметричной гауссовской функции принадлежности); $a_j^{sig(k)}, b_j^{sig(k)}$ (для сигмоидной функции принадлежности). Данные параметры подлежат адаптации в процессе обучения.

2. Второй слой выполняет агрегирование отдельных переменных x_i , определяя результирующее значение коэффициента принадлежности $w^k = \mu_A^{(k)}(x)$ для вектора x (уровень активации правила вывода). Это слой непараметрический.

3. Третий слой определяет значения $y^k = c^k$. В этом слое также производится умножение сигналов y^k на значения w^k , сформированные на предыдущем слое. Это параметрический слой, в котором адаптации подлежат константы c^k для $k = 1, 2, \dots, K$, определяющие функцию следствия нейро-нечеткой модели.

4. Четвертый слой составляют два нейрона-сумматора, один из которых рассчитывает взвешенную сумму сигналов y^k , а второй определяет сумму весов $\sum_{k=1}^K w_k$.

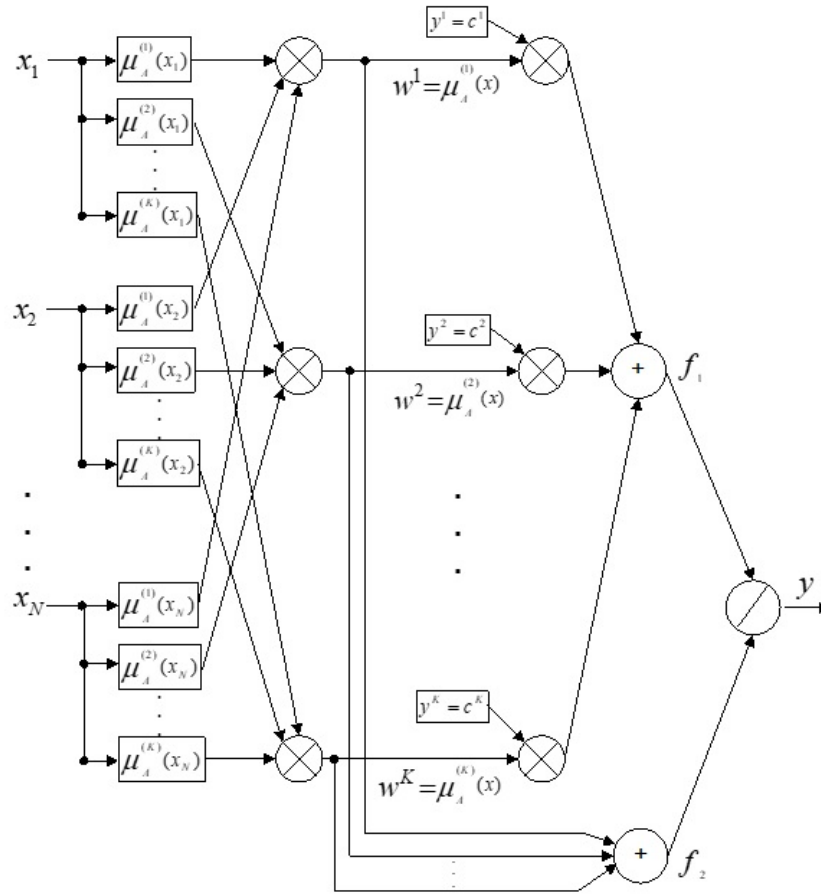


Рис. 5. Структура нейро-нечеткой сети класса ANFIS

5. Последний, пятый непараметрический слой, состоящий из единственного выходного нейрона, – это нормализующий слой, в котором веса подвергаются нормализации. Выходной сигнал y определяется выражением:

$$y = \frac{f_1}{f_2}. \quad (6)$$

Таким образом, данная нейро-нечеткая сеть содержит два параметрических слоя (первый и третий), параметры которых уточняются в процессе обучения. Параметры первого слоя – нелинейные, поскольку они относятся к нелинейным функциям принадлежности входных переменных.

В отличие от «чистых» нейронных сетей, каждый слой в целом и отдельные составляющие его элементы, также как и конфигурация связей, все параметры и веса имеют физическую интерпретацию.

Обучающая выборка представляется множеством примеров:

$$\langle \tilde{x}_{1s}^{t,t-1}, \dots, \tilde{x}_{ns}^{t,t-1}, \dots, \tilde{x}_{Ns}^{t,t-1}, \tilde{y}_s^{t,t-1} \rangle_{s=1}^S, \quad (7)$$

$$\tilde{x}_{ns}^{t,t-1} = x_{ns}^t / x_{ns}^{t-1} * 100\%, \quad (8)$$

$$\tilde{y}_s^{t,t-1} = y_s^t / y_s^{t-1} * 100\%, \quad (9)$$

где x_{ns}^t – значение n -го входного показателя для s -го предприятия в момент времени t , $n=1..N$, $s=1..S$, $t=1..T$; x_{ns}^{t-1} – значение n -го входного показателя для s -го предприятия в момент времени $t-1$; y_s^t – значение выходного показателя для s -го предприятия в момент времени t ; y_s^{t-1} – значение выходного показателя для s -го предприятия в момент времени $t-1$.

Таким образом, значение каждого показателя в обучающей выборке представляет собой величину процентного изменения данного показателя по отношению к предыдущему моменту времени. Необходимо отметить, что каждый пример включает множество значений факторов, одинаковых для всех предприятий в течение одного временного периода.

Очевидно, что каждый блок правил имеет свой набор входных и выходных переменных, и, соответственно, для каждого из них формируется своя структура нейро-нечеткой сети и обучающая выборка.

Критерием обучения является минимизация меры погрешности:

$$E = 1/2 * (\bar{y}(\bar{x}) - d)^2, \quad (10)$$

где $\bar{y}(\bar{x})$ и d – расчетное и эталонное значение выходного показателя соответственно; $\bar{x} = [\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_N]^T$ – входной вектор.

Этап 5. Тестирование нечеткой базы знаний. Обязательным этапом является проверка базы правил на непрерывность, непротиворечивость и полноту. Перекрывание интервалов функций принадлежности гарантирует гладкий переход среди правил. База правил является противоречивой, если одинаковые условия приводят к разным выводам, обуславливая их двусмысленность. Алгоритм функционирования нечеткой системы может быть задан в матричной форме, и если в какой-либо ячейке находится больше двух значений, соответствующих выходам системы, значит, база правил является противоречивой.

В качестве меры полноты используется критерий $CM(x)$:

$$CM(x) = \sum_{k=1}^K \{ \prod_{j=1}^n A_j^k(x_j) \}. \quad (11)$$

Численные значения, которые принимает критерий $CM(x)$, позволяет классифицировать базы правил по полноте знаний:

- $CM(x) = 0$ – «неполная» база правил;
- $0 < CM(x) < 1$ – «незначительно полная» база правил;
- $CM(x) = 1$ – «точно полная» база правил;
- $CM(x) > 1$ – «сверхполная» база правил (избыточная).

Структура интеллектуальной информационно-аналитической системы планирования налоговых доходов регионального бюджета.

Разрабатываемая интеллектуальная информационно-аналитическая система наследует свойства и характеристики традиционной экспертной системы (нечеткой), вместе с тем она ориентирована на требования реализации СППР, основанной на концепции интеллектуального анализа данных, что также обуслови-

вает наличие в ней соответствующих элементов (рис. 6).

Таким образом, данная система включает:

- иерархическую базу знаний, организованную в форме блоков нечетких правил о взаимосвязях динамических тенденций факторов социально-экономического развития региона и налоговых доходов бюджета;
- механизм нечеткого вывода, реализующего вычисление на базе соответствующих алгоритмов нечеткого вывода и предназначенный для определения прогнозного значения изменения ожидаемых объемов налоговых поступлений;
- подсистему настройки базы знаний, реализующей механизм обучения нейронной нечеткой сети;
- хранилище данных, важнейшей функцией которого является накопление и интеграция ретроспективной информации во временном разрезе. ХД является источником получения фактографических данных для настройки (обучения) базы знаний с целью обеспечения ее адекватности текущим социально-экономическим условиям;
- подсистему предварительной обработки данных (которая является связующим звеном между хранилищем данных и подсистемой настройки БЗ), предназначенную для приведения обучающей выборки к требуемому виду, в частности, выполняющую операции перевода показателей в сопоставимые цены, вычисления процентных изменений показателей, нормировки и т.д.;
- подсистему конструирования отчетов, служащую для представления результатов сценарного анализа и прогноза аналитику и конечному пользователю системы – лицу, принимающему решения;
- интерфейс, через который осуществляется доступ к основным компонентам ИИАС и реализуется диалог аналитика с системой.

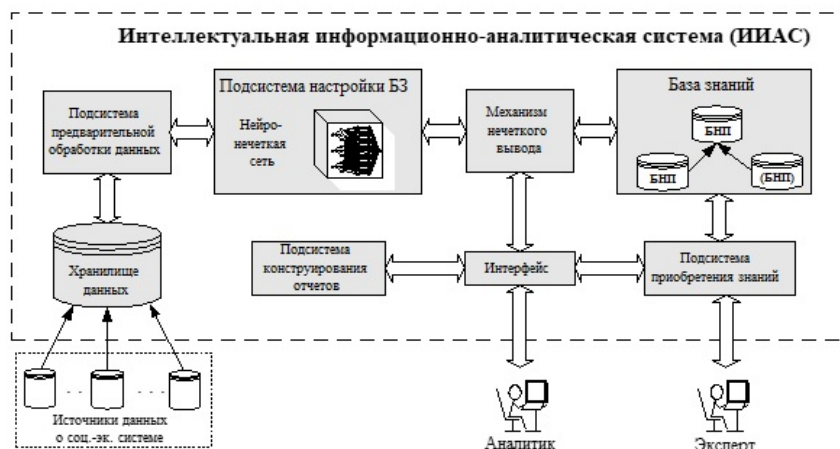


Рис. 6. Структура ИИАС планирования налоговых доходов регионального бюджета

Необходимо отметить, что выделяются следующие категории субъектов, работающих с системой:

- аналитик, который является непосредственным и самым активным пользователем системы. В функции аналитика помимо проведения прогнозно-аналитических расчетов и подготовки отчетов входит построение и контроль адекватности моделей, обучение баз знаний, а также взаимодействие с экспертами, таким образом, аналитик должен обладать соответствующим уровнем и профилем квалификации (что в нынешних условиях интенсивной информатизации, модернизации и интеллектуализации систем управления не является завышенным требованием, оно отвечает современным реалиям и перспективам развития);
- эксперт, знания которого формализуются и представляются в ИИАС. Эксперт участвует в конструировании моделей, отборе факторов и правил;
- лицо, принимающее решение (руководитель, управляющий) – конечный пользова-

тель системы, ему предоставляется информация в виде аналитических отчетов;

- администратор, который осуществляет сопровождение и техническое обслуживание системы.

Алгоритмы интеллектуальной информационно-аналитической поддержки планирования налоговых доходов регионального бюджета.

Интеллектуальная информационно-аналитическая система, предназначенная для поддержки принятия решений при планировании налоговых доходов бюджета, функционирует в трех режимах. Основная функция системы – это выдача прогнозов динамики налоговых доходов в зависимости от реализации того или иного сценария социально-экономического развития региона. Для данного режима функционирования системы разработан соответствующий алгоритм поддержки принятия решений (рис. 7).

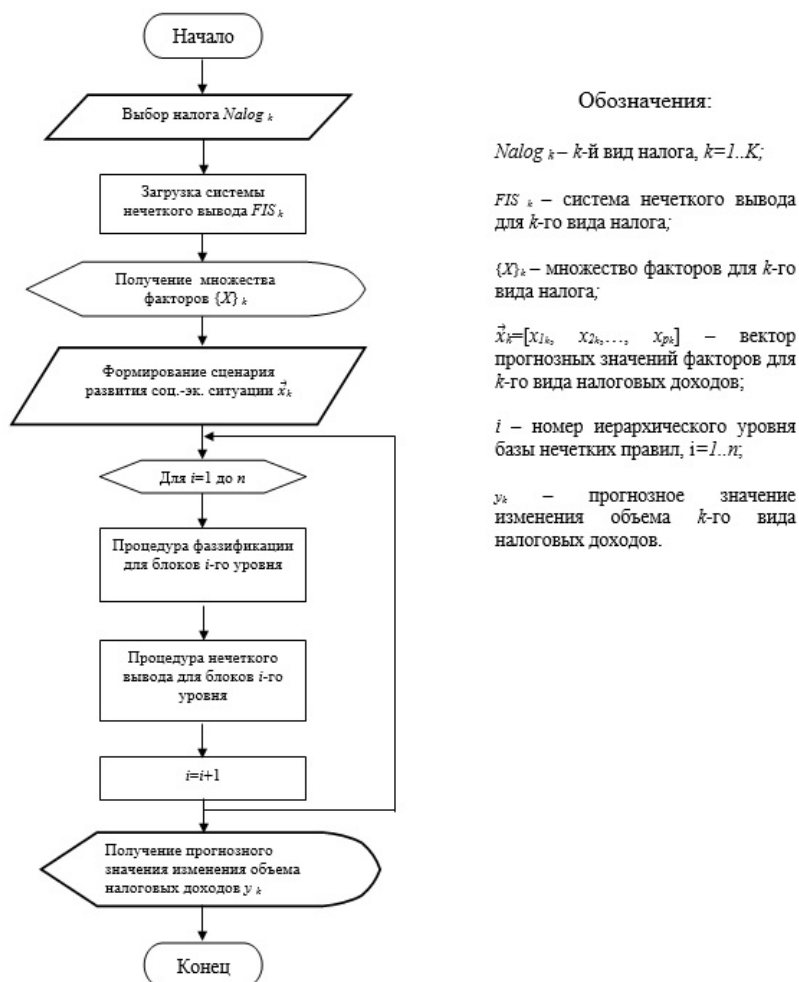
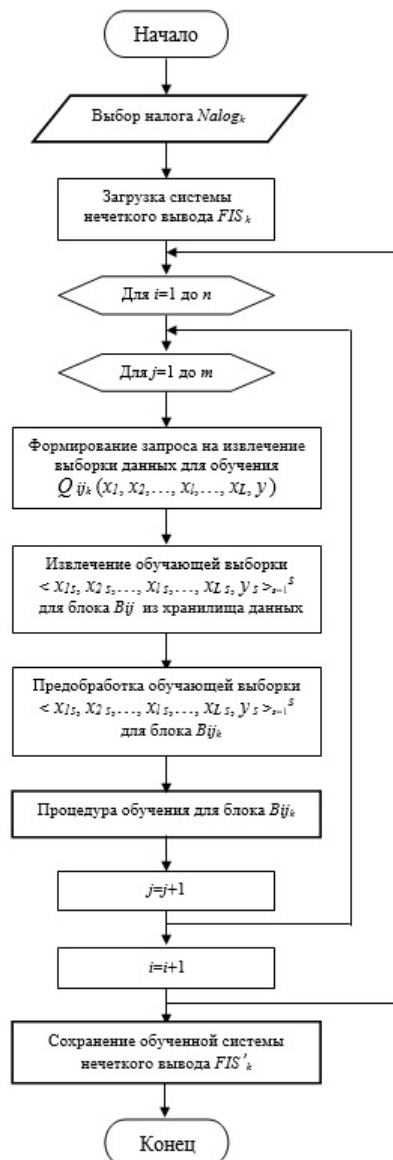


Рис. 7. Алгоритм поддержки принятия решений при планировании налоговых доходов регионального бюджета (для режима консультации)



Обозначения:

$Nalog_k$ – k -й вид налога, $k=1..K$;

FIS_k – система нечеткого вывода для k -го вида налога;

i – номер иерархического уровня базы нечетких правил, $i=1..n$;

j – номер блока на i -м иерархическом уровне базы нечетких правил, $j=1..m$;

$Q_{ij_k}(x_1, x_2, \dots, x_L, y)$ – запрос на извлечение выборки данных для обучения j -го блока i -го иерархического уровня базы нечетких правил для k -го вида налога;

$\langle x_{1s}, x_{2s}, \dots, x_{Ls}, y_s \rangle_{s=1}^S$ – кортеж;

$\langle x_{1s}, x_{2s}, \dots, x_{Ls}, y_s \rangle_{s=1}^S$ – кортеж;

Bij_k – j -й блок на i -м иерархическом уровне базы нечетких правил для k -го вида налога.

Рис. 8. Алгоритм настройки базы знаний ИИС

В результате выбора того или иного вида налога $Nalog_k$ инициируется соответствующая система нечеткого вывода FIS_k , которая инкапсулирует модель взаимосвязи множества факторов $\{X\}_k$ и итогового показателя. Затем формируется сценарий социально-экономического развития $\vec{x}k$, представленный вектором прогнозных значений факторов, который подается на вход системы нечеткого вывода. Далее осуществляются процедуры фаззификации и нечеткого вывода последовательно для каждого уровня иерархии, т.е. полученные выходные значения блоков предыдущего уровня подаются на вход блока(ов) следующего уровня. В результате обработки блока нечетких правил, содержащегося на последнем уровне, определяет-

ся итоговое значение y_k – прогнозная величина изменения объема налоговых доходов.

По мере накопления информации в хранилище данных необходимо производить повторное обучение базы знаний с целью обеспечения ее адекватности. На рис. 8 представлен алгоритм настройки ИИС.

После того как пользователь определит, какую базу знаний (для какого вида налога $Nalog_k$) требуется обучить, инициируется соответствующая система нечеткого вывода FIS_k . Затем для каждого блока нечетких правил Bij_k формируется запрос $Q_{ij_k}(x_1, x_2, \dots, x_L, y)$, в результате выполнения которого из хранилища данных извлекается выборка $\langle x_{1s}, x_{2s}, \dots, x_{Ls}, y_s \rangle_{s=1}^S$. Для приведения показателей

к требуемому виду производится преобразование данных, а именно: пересчет в сопоставимые цены, расчет величин динамических изменений показателей, в результате модифицированная выборка $\langle x_{1s} \ x_{2s} \dots x_{ls} \dots x_{Ls} \ y_s \rangle_{s=1}^S$ используется для обучения нейро-нечеткой сети. В результате обучения происходит изменение значений параметров системы нечеткого вывода, завершающим этапом работы алгоритма является сохранение измененной FIS'_k с целью ее дальнейшего использования для прогнозирования.

Для редактирования модели, лежащей в основе системы нечеткого вывода, предусмотрен режим моделирования, в процессе которого пользователь имеет возможность изменять структуру модели, т.е. добавлять новые факторы и правила, актуальные для текущей социально-экономической ситуации; удалять факторы, которые перестали оказывать существенное влияние на динамику налоговых доходов, и правила, которые не соответствуют реалиям. Тем самым обеспечивается необходимая гибкость системы поддержки принятия решений.

Заключение. Таким образом, предложенный алгоритм прогнозирования налоговых доходов регионального бюджета позволяет формировать прогноз на основе адаптивной нечеткой базы знаний иерархического типа. Предложенная схема интеграции фактографической информации с экспертными знаниями позволяет обеспечить адаптацию базы знаний к текущим социально-экономическим условиям, подверженным качественным изменениям.

Предложенный инструментальный интеллектуальной поддержки позволяет улучшить качественные характеристики эффективности процесса бюджетного планирования за счет автоматизации прогнозно-аналитической деятельности, повышая ее оперативность и обоснованность формируемых рекомендаций для принятия решений в условиях неопределенности. Предложена методика построения интеллектуальной информационно-аналитической системы поддержки планирования налоговых доходов бюджета, особенностью которой является построение адаптивной нечеткой базы знаний иерархического типа на основе результатов объектно-ориентированного моделирования и ее настройка посредством обучения нейро-нечеткой сети. Разработано алгоритмическое обеспечение для реализации интеллектуальной информационно-аналитической поддержки планирования нало-

говых доходов регионального бюджета в соответствии с предложенными формальными моделями. Разработана структура интеллектуальной информационно-аналитической системы. В целом предложенные средства интеллектуальной информационно-аналитической поддержки позволяют улучшить качественные характеристики эффективности процесса бюджетного планирования за счет автоматизации прогнозно-аналитической деятельности, повышая ее оперативность и обоснованность формируемых рекомендаций для принятия решений в условиях неопределенности.

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда, проект № 23-28-00871.

Литература

1. Иванова Е.И. Применение интеллектуальных систем в управлении региональными финансами // Финансы и кредит. 2019. Т. 25. № 2. С. 96–105.
2. Бюджетная система Российской Федерации: учебник. Екатеринбург: Изд-во Урал. ун-та, 2019. 356 с.
3. Смирнов Д.А. Комбинированные методы прогнозирования в управлении региональными финансами // Управление финансовыми ресурсами регионов. 2016. Т. 10. № 4. С. 53–61.
4. Белозеров В.В. Статистические методы анализа и прогнозирования экономических процессов. М.: Финансы и статистика, 2017.
5. Нейросетевые технологии в экономике: современные тенденции и перспективы. М.: Издательство НИУ ВШЭ, 2018.
6. Нечеткая логика и искусственный интеллект: Методы и приложения / А.И. Краснощеков, В.В. Шахов. М.: Физматлит, 2009.
7. Кузнецова Л.А. Методы параметризации функций формы в задачах аппроксимации данных // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2019. Т. 19. № 3. С. 570–576.

References

1. Ivanova E.I. Primenenie intellektual'nyh sistem v upravlenii regional'nyimi finansami // Finansy i kredit, 2019, vol. 25, no. 2, pp. 96-105.
2. Bjudzhetnaja sistema Rossijskoj Federacii: uchebnik. Ekaterinburg: Izd-vo Ural. un ta, 2019, 356 p.
3. Smirnov D.A. Kombinirovannye metody prognozirovaniya v upravlenii regional'nyimi finansami. Upravlenie finansovymi resursami regionov, 2016, vol. 10, no. 4, pp. 53-61.

4. Belozerv V.V. Statisticheskie metody analiza i prognozirovaniya jekonomicheskikh processov. Moscow: Finansy i statistika, 2017.

5. Nejrosetevye tehnologii v jekonomike: sovremennye tendencii i perspektivy. Moscow: Izdatel'stvo NIU VShJe, 2018.

6. Nechetkaja logika i iskusstvennyj intellekt: Metody i prilozhenija / A.I. Krasnoshhekov, V.V. Shahov. Moscow: Fizmatlit, 2009.

7. Kuznecova, L. A. Metody parametrizacii funkcij formy v zadachah approksimacii dannyh // Nauchno-tehnicheskij vestnik informacionnyh tehnologij, mehaniki i optiki, 2019, vol. 19, no. 3, pp. 570-576.



APPLICATION OF NEURO-FUZZY ALGORITHMS IN THE SYSTEM OF REGIONAL STRATEGIC AND BUDGETARY PLANNING

© M.M. Nizamutdinov, I.V. Osipova, Z.A. Davletova

Institute of Social and Economic Researches – Subdivision of the Ufa Federal Research Centre
of the Russian Academy of Sciences,
71, prospekt Oktyabrya, 450054, Ufa, Russian Federation

The article discusses the problems of improving the effectiveness of strategic and budgetary planning procedures at the regional level. The analysis and assessment of existing methods and tools used in the tasks of strategic budget planning in the field of regional economy are carried out. An approach to forecasting tax revenues of the regional budget based on an adaptive hierarchical knowledge base with a learning mechanism based on a neuro-fuzzy network is proposed. The algorithm of step-by-step design and formalization of the neuro-fuzzy knowledge base and methods of its application for planning the revenue base of the regional budget are considered.

Keywords: strategic management, budget planning, tax revenues, adaptive knowledge base, neuro-fuzzy networks, forecasting.