ЭКОНОМИКА И УПРАВЛЕНИЕ НАЦИОНАЛЬНЫМ ХОЗЯЙСТВОМ

УДК 654

Борщ Людмила Михайловна,
доктор экономических наук, профессор,
профессор кафедры финансов предприятий и страхования,
Крымский федеральный университет имени В.И. Вернадского,
г. Симферополь.

Borsh Lyudmila Mihaylovna,
Doctor of Economics, Professor,
Professor of the Department of Business Finance and Insurance,
V.I. Vernadsky Crimean Federal University,
Simferopol.

СИНТЕЗ МОДИФИЦИРОВАННОЙ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ПРИ ПОМОЩИ АЛГОРИТМОВ ВЗАИМОЗАВИСИМЫХ ДАННЫХ

SYNTHESIS OF A MODIFIED ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BY USING ALGORITHMS OF INTERDEPENDENT DATA

Формирование институциональных основ институционализма построено на прогнозировании и планировании, совершенствовании системы управления национальным хозяйством и социально-экономическим развитием государства. Развитие комплекса вопросов и углубления экономической интеграции занимает наступательную позицию, данный комплекс вопросов очень быстротечный и требует постоянных исследований, поиска научных обоснований для фундаментальных причинно-следственных явлений, их взаимосвязей и взаимозависимостей, закономерностей. Определение направлений развития общества и внедрение государственной политики формирует новую парадигму. Методология синтеза модифицированной нейронной сети направлена на укрепление системы управления, исследования проводятся на основе искусственной нейронной сети. Анализ и прогноз синтеза модифицированной нейронной сети при помощи методов помогают определить, каким образом протекают эти процессы, распознавая образы, взаимозависимости, взаимосвязи и классифицировать их через аппроксимацию функций. Совокупность этих методов могут выполнять функции прогнозирования, оптимизации процессов управления.

Сформирована методика для синтеза оптимальной структуры искусственной нейронной сети, основанная с помощью применения двух алгоритмов. Предложен модифицированный алгоритм единиц единичностей, который вмещает множество единиц и помогает находить оптимальную единичность. Данный метод единиц единичностей способен создать одноэлементные взаимозависимости, что позволяет разделить области единичностей, найти в них центры каждой взаимосвязи и взаимозависимости, вычислить матрицы для уменьшения расстояния и свести в одну точку центр. Сравнивая данный метод с методом обратного распространения ошибки, мы видим, что предложенная методика имеет свои преимущества, которые выражены в том, что подбор весов осуществляется вне зависимости от формы и количества локальных экстремумов. Такая позиция дает возможность при настройке весов нейронных сетей и её структуры отыскать множество оптимальных вариантов, что предоставляется при исследованиях, а также преодолеть сложные системные преобразования в процессе принятия управленческих технических решений.

Ключевые слова: управленческие технические решения, нейронные сети, синтез модифицированной нейронной сети.

The formation of the institutional foundations of institutionalism is based on forecasting and planning, improving the management of the national economy and the socio-economic development of the state. The development of a complex of issues and the deepening of economic integration takes an offensive position, this set of issues is very fleeting and requires constant research, the search for scientific justifications for the fundamental cause-effect phenomena, their interrelations and interdependencies, patterns. Determining the directions of the development of society and the introduction of public policy forms a new paradigm. The synthesis methodology of the modified neural network is aimed at strengthening the control system, the studies are conducted on the basis of an artificial neural network. Analysis and prediction of the synthesis of a modified neural network using methods helps to determine how these processes proceed, recognizing images, interdependencies, relationships and classifying them through approximation of functions. The totality of these methods can perform the functions of forecasting, optimization of management processes.

A technique was developed for synthesizing the optimal structure of an artificial neural network, based on the application of two algorithms. A modified algorithm of units of singularities is proposed that accommodates a set of units and helps to find the optimal singularity. This method of units of singularities is able to create singleton interdependencies, which allows us to separate the areas of singularities, to find in them the centers of each interconnection and interdependence, to calculate the matrices to reduce the distance and to reduce the center to one point. Comparing this method with the method of back propagation of the error, the proposed method has its advantages, which are expressed in the fact that the selection of weights is carried out

regardless of the form and the number of local extrema. This position makes it possible, when setting up the weights of neural networks and its structure, to find a lot of optimal options that are provided during research, and also to overcome complex system transformations in the process of making managerial technical decisions.

Keywords: administrative technical solutions, neural networks, synthesis of a modified neural network.

ВВЕДЕНИЕ

Формирование институциональных основ институционализма построено на прогнозировании и планировании, совершенствовании системы управления национальным хозяйством и социально-экономическим развитием государства. Развитие комплекса вопросов и углубления экономической интеграции занимает наступательную позицию, они очень быстротечны и требуют постоянных исследований, поиска научных обоснований для фундаментальных причинно-следственных явлений, их взаимосвязей и взаимозависимостей, закономерностей поиска рациональности. Определение направлений развития общества и внедрение государственной политики формирует новую парадигму. Методология синтеза модифицированной нейронной сети направлена на укрепление системы управления, исследования проводятся на основе искусственной нейронной сети. Анализ и прогноз синтеза модифицированной нейронной сети при помощи методов помогают определить, каким образом протекают эти процессы, распознавая образы, взаимозависимости, взаимосвязи и классифицировать их через аппроксимацию функций. Совокупность этих методов может выполнять функции прогнозирования, оптимизировать процессы управления, что будет способствовать укреплению институциональных основ на всем социально-экономическом пространстве.

Ключевая роль искусственных нейронных сетей (далее — ИНС — математическая модель, а также ее программное или аппаратное воплощение, построенное по принципу организации и функционированию искусственных нейронных сетей искусственного интеллекта). В процессе синтеза параметров конкретной математической модели сводится к выполнению следующих функций — настройке всех нейронов ИНС (к обучению), производству синтеза структуры ИНС при использовании специальных алгоритмов, которых перед обучением вводятся расширяющее множество. Предложенные алгоритмы направлены на решение построения методологии синтеза модифицированной нейронной сети. Для создания структуры и настройки весов сети авторами предложены подходы, основанные на использовании эволюционных алгоритмов к показателям сочетания материальных и финансовых ресурсов, разнообразии исторических и экономических ресурсов с их системой статистических показателей. При этом используем подходы, основанные на использовании одного варианта структуры ИНС. В данной работе автором предлагается разработанный модифицированный генетический алгоритм взаимосвязей и взаимозависимостей с возможным анализом сочетания материальных и финансовых ресурсов, разнообразия исторических и экономических ресурсов, анализом всех возможных вариантов для вычисления центра каждой взаимозависимости, для получения множества оптимальных вариантов построения ИНС. Данный подход будет способствовать расширению множества альтернатив в системах прогнозов и оптимизации управленческих решений. При изменении внутренних параметров математической модели сети, по мнению Дроздова В.И., происходят искажения, которые накладываются на вектор антиградиента, на настраиваемые веса сети, что приводит к временному исключению некоторых нейронов или связей между ними в процессе обучения сети [1]. Такой вариант позволяет решить прикладные задачи: препятствовать переобучению, выработать устойчивость работы сети, увеличивая обобщающие способности. При использовании нейронных сетей полученные результаты означают, что от функции активации нейрона требуется только не линейность. При построении сети можно подобрать коэффициенты линейных связей между нейронами; таким образом, нейронная сеть точно будет вычислять любую не прерывную функцию от своих видов [2, 3, 4].

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Определение направлений развития общества и внедрение государственной политики формирует новую парадигму по преодолению сложных системных преобразований в процессе принятия управленческих технических решений.

Основными задачами исследования являются: раскрыть методологию синтеза модифицированной нейронной сети; провести анализ и прогноз синтеза модифицированной нейронной сети при помощи методов; рассмотреть, каким образом протекают эти процессы, распознавая образы, взаимозависимости, взаимосвязи; провести классификацию данных связей через аппроксимационную функцию; проанализировать методы, влияющие на выполнение функций прогнозирования, оптимизацию процессов управления, способствующих укреплению институциональных основ на всем социально-экономическом пространстве; разработать подходы, основанные на использовании эволюционных алгоритмов к показателям сочетания материальных и финансовых ресурсов для создания структуры и настройки весов сети; применить модифицированный генетический алгоритм взаимосвязей и взаимозависимостей; проанализировать сочетания материальных, финансовых, исторических и экономических ресурсов. Данный подход будет способствовать расширению множества альтернатив в системах прогнозов и оптимизации управленческих решений.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Синтез модифицированной нейронной сети — это способность при прогнозировании напрямую связываться с её способностями, соединять и выявлять скрытые зависимости между входными и выходными данными. После соединения и выявления скрытых взаимосвязей и взаимозависимостей сеть вычисляет центры каждой взаимосвязи и взаимозависимости в этом состоянии, сеть способна предвидеть будущее значение дальнейшей последовательности на основе некоторых предыдущих значений или факторов. Важным фактором становится то, что прогнозирование может быть тогда, когда предыдущие изменения в своей перспективе предопределяют будущие сценарии развития. Нейронные сети способны аппроксимировать непрерывными функциями при помощи линейных операций и каскадного соединения, возможность получить устройство из произвольного нелинейного элемента, вычисляющую непрерывную функцию с прогнозированной точностью. Это подтверждает, что нелинейная характерная особенность нейрона может быть произвольной. В зависимости от того, какая будет выбрана нелинейная функция, может зависеть сложность сети; при любой нелинейности сеть остается универсальным аппроксиматором и достаточно точно выполняет функции любого непрерывного автомата.

Нейронные сети и математика позволяет нам заглянуть в качественные глубины сетевой системы и попробовать найти меру, корень сущности, его начало. «Зри в корень», — говорил Козьма Прутков. Найдешь корень — найдешь зародыш. Найдешь зародыш — найдешь начало. Математика позволяет извлечь корень из любого объекта с заданными параметрами 3Д, повернув время его поэтапного развития обратно. Только фиксированная точка реального протекания операций, процессов может быть возведена обратно в степень, то есть иметь возможность обратного умножения (процессу развития). Рассмотрим синтез нейронных сетей на основе скрутки в этом варианте, что является основной природной памятью жизни. Предлагаемая концепция в виде физических взаимодействий базируется на кулоновском взаимодействии зарядов, энергия которых оформлена по типу памяти законом скрутки, где единица вмещает множество единичностей на данной плоскости, составляя единое целое единицы в определенном отрезке времени и пространстве как цикл. Причем единица имеет внутреннее мнимое и внешнее действительное поле единиц, формируя на данной плоскости сети через зеркальный фокус, собирает все параметры в один фокус (точку), определяя коэффициент заложенных параметров до единицы. Если таких площадок множество, их располагают на одной плоскости и снова все сводится к фокусированию и определению усредненного коэффициента. Единица единичностей свернута в точку единицы, имеет иерархическую поляризацию элементов (1 = 2 0.1111…111), где индекс 2 указывает на двоичную систему представления числа, способную оптимально и устойчиво свертываться в единицу десятичной системы (1 = 1009999…999…). Каждая упакованная единица (скрутка) имеет внешнее и внутреннее поле [12]. В таком виде рассматривается функциональная модель коммутационного элемента нейронной сети.

При реализации системы «Гомеопат» возник ряд проблем, связанных с тем, что выбранная архитектура сети в некоторых случаях не может полностью удовлетворять решению поставленной перед ней задачи. А именно возникает такая ситуация, когда решение задачи диагностики является ошибочным или неполным. Для устранения таких ошибок предлагается, как правило, решать задачи в сети с другой архитектурой и другим алгоритмом обучения соответственно. Как известно [1], структура нейронных сетей тесно связана с используемым алгоритмом обучения, причем разные алгоритмы обучения эффективны для решения определенных классов задач и проблем; важным свойством нейронных сетей является их способность обучаться на основе введенных статистических данных и в результате обучения повышать производительность. Повышение производительности происходит со временем в соответствии с определенными правилами. Не существует универсального алгоритма обучения, подходящего для всех архитектур нейронных сетей [3]. Существует лишь набор средств, представленный множеством алгоритмов обучения (алгоритмы обучения отличаются друг от друга способом настройки синоптических весов нейронов), каждый из которых имеет свои преимущества и недостатки. Отличительной характеристикой обучаемой нейросети является способ ее связи с внешним миром. Учитывая то, что существующие основные модели обучения (на основе коррекции ошибок — реализует метод оптимальной фильтрации, с использованием памяти — предполагает явное использование обучающих данных, метод Больцмана на основе идей статической механики) имеют ряд ограничений. При создании универсальных систем с использованием нейронных сетей обойтись одной из моделей обучения очень сложно. А если учесть еще ряд других вопросов и задач, возникающих в каждой конкретной предметной области, то построение универсальной системы на основе существующих моделей и соответствующего математического аппарата представляется достаточно сложной, если не неразрешимой задачей. Исходя из этого, возникла идея создания коммутационного элемента, обладающего набором необходимых значений-параметров для взаимодействия сетей, оптимально решающих разные задачи из представленной предметной области (ПО), основываясь на разных методах обучения, архитектуре сетей и т. д. с возможностью построения универсальной системы для смежных ПО. Важным и очень ценным свойством таких систем была бы возможность идентификации узкой проблемы или задачи, что позволяло бы системе оптимально подобрать метод обучения всей

системы новыми данными с учетом ранее приобретенных знаний. Коммутационным элементом может выступать так называемая информационная скрутка. Информационная скрутка в общем случае может быть интерпретирована как многочисленные маленькие элементы частиц, формирующие большую единицу. Они имеют, по крайней мере, три основных свойства: внутренние, внешние, контекстные. Также скрутку рассматривают как объединение единичных элементов, охарактеризованные внутренними свойствами и как неразделимое целое, охарактеризованное внешними свойствами скрутки. Формально информационная скрутка А может быть представлена в некотором пространстве Х как отображение $A: X \to \delta(X)$. δ обозначает формальную структуру информационных данных того пространства, в котором она рассматривается [2]. Информационная скрутка имеет свою семантику и синтаксис. Семантический аппарат обращается непосредственно к скрутке, а именно к тому составляющему компоненту, который отвечает за накопление и отображение соответствующей информации. Синтаксический аппарат информационной скрутки четко отделим от семантического аппарата. Он имеет свою архитектуру и формальные методы обработки представленной информации. При четком разделении между компонентами скрутки существует постоянная связь. Она обеспечивает возможность контролирования потоков информации. В нашем случае информационная скрутка (единиц единичностей) обладает следующими базовыми свойствами: возможностью классификации входной и выходной информации, подготовкой выходной информации с оптимальной подготовленной структурой данных для дальнейшей обработки.

Рассмотрим реализацию этого механизма на таком примере — алгоритм синтеза нейросетей.

1. Первое, что необходимо сделать, это выделить те характеристики, по которым система будет классифицировать входные данные и в дальнейшем выбирать ту модель обучения, которая является оптимальной в этой ситуации. Для решения такой задачи можно отталкиваться от следующего, то есть выполнять ряд проверок. Например, если входные данные (представлены вектором) выбраны из двух линейно-разделимых классов, алгоритма персептрона, разработанный Розенблатом [1], сходится и формирует поверхность решений в форме гиперплоскости, разделяющих эти два класса. Для большего количества классов требуется гораздо больше времени для обучения сети. Таким образом, однослойный персептрон не дает большой скорости обучения и поэтому для больших наборов данных является не оптимальным в использовании. В то же время на меньших объемах входных данных он будет работать и давать результаты гораздо быстрее и эффективнее, чем более поздние его собратья. Данный подход позволяет использовать его для решения очень узкой задачи, представленной ПО. Способность к обучению на собственном опыте обеспечивает вычислительную мощность многослойного персептрона. Однако эти же качества являются причиной неполноты современных знаний о поведении такой среды [1].

2. Следующим шагом является обучение подсистемы на основе выбранной модели и передачи полученных знаний в реестр коммутационного элемента. Основной задачей последнего является определение важности полученных знаний в более узкой предметной области и передача их другой подсистеме для получения необходимых или недостающих знаний в другой подсистеме. Подсистема — это функциональный элемент основной системы, реализованный с помощью нейронной сети с использованием метода обучения оптимальной для решения задачи в более узкой предметной области. Таких коммутационных элементов может быть n – 1, где n — количество подсистем.

3. И последним этапом является выдача нужной информации пользователю системы. Такой подход позволяет решить больший круг задач, а именно создать более универсальную систему, функционирующую на основе объединения нейронных сетей, умеющих оптимально решать узкий класс задач, используя оптимальный для решения существующий на данный момент алгоритм. Другими словами, была предложена концепция построения так называемых объединенных нейронных сетей с использованием коммутационных элементов (информационных скруток).

При использовании в нейроинформатике основ искусственной нейронной сети (ИНС) мы получаем особый язык для представления нейронных сетей; нейроны имеют строение, сходное с биологическими аналогами. В процессе исследования важнейшим элементом нейросистем является адаптивный сумматор.

Рассмотрим каждый нейрон как микропроцессор, имеющий несколько входов сигналов и один выход. Синантические веса W1 влияют на выходной сигнал нейрона NET [5, 6].

$$NET = \sum_{i}^{k} W_i X_i, \qquad (1)$$

где k — количество входов нейрона в скрутке всеобщих сжатых единиц с их классификацией: материальных, финансовых, трудовых, материально-технических, энергетических.

При проведении анализа методом индукции и дедукции вырабатывается комплексный системный подход. X1-i-й вход нейронной сети. При помощи нелинейного блока преобразователя в качестве преобразующей (сжимающей скрутки) формируется выходной сигнал OUT1. «Для многих задач полезно иметь линейную неоднородную функцию выходных сигналов» [4]. «В нелинейном преобразователе в качестве преобразующей (сжимающей) использована сигмоидальная функция. Объединение нейронов

между собой приводит к образованию структуры нейронной сети. Выстроенные вертикально нейроны образуют слои: входной, внутренний/внутренние и выходной» [12]. Количество слоев определяет и функциональность системы сети.

1. Число нейронов скрытого слоя определяется эмпирическим путем, выявляя сходства или различия информации. В большинстве случаев используется правило:

$$Nскр \leq Nвх + Nвых, \quad (2)$$

где Nскр, Nвх, Nвых — число нейронов соответственно в скрытом, входном и выходном слое [12].

2. При увеличении количества входов и выходов сети предусматривается увеличение числа нейронов в скрытых слоях.

3. Применение методов анализа, синтеза, индукции и дедукции поможет реализовать системный комплексный подход. Для ИНС, моделирующей многоэтапные процессы, необходимы дополнительные скрытые слои. Количество слоев и число нейронов в скрытых слоях выбирается индивидуально исследователями исходя из количества заданных параметров и их составляющих. Для выполнения этапа обучения ИНС наибольшее применение получил метод обратного выявления ошибки, позволяющий подстраивать веса в многослойных сложных ИНС с помощью обучающих наборов. По рекомендации Е. Баума и Д. Хасслера [10] объем обучающего множества прямо пропорционален количеству всех весов ИНС и обратно пропорционален доле ошибочных решений при работе обученной сети. Данный алгоритм обратного распространения, несмотря на все разработанные модификации, заключен в следующем: процесс обучения занимает определенное время. Процесс может привести к «параличу» длительного обучения. Все эти недостатки приведут к тому, что разработка ИНС под заданную конкретную задачу усложняется. В статье исследуется второй этап [8].

Математическая задача подбора весов состоит в оптимизации функций ошибок R или показателя качества обучения. Принцип обучения ИНС методом обратного распространения ошибки [12, с. 52]:

$$R_{opt} = \min(R), R = \frac{1}{2N_s}\sum_{i=1}^{N_s}(OUT_i - E_i)^2, \quad (3)$$

где Ns — мощность множества обучающих пар; OUT_i — получение с помощью сети значение выходного нейрона при i-м наборе обучения; E_i — требуемое значение выходного нейрона при i-м наборе обучения.

Каждая i-я ошибка Δ_i составит расхождение между ними на i-м выходе сети и i-м обучающим значением [8].

$$\Delta_i = OUT_i - E_i, i = 1, 2, \ldots, n. \quad (4)$$

Функции выявления одноэлементных взаимозависимостей и взаимосвязей помогают вычислить центр каждой взаимозависимости и делать попытки решением задачи обучения найти её экстремум. При этом решение будет означать реализацию весов ИНС. Классические методы — метод Ньютона, метод многошаговой редукции размерности, стохастические методы — позволяют найти только одно решение поставленной задачи. Исследователями делаются попытки для решения поставленной задачи — оптимизировать функции алгоритмов, основанных на параллельной обработке множественных вариантов взаимодействия, где их основными приоритетами являются быстрая сходимость и незначительная чувствительность к локальным экстремумам. Основными процедурами в прогнозировании является генерация вариантов взаимосвязей и взаимозависимостей и вычисление центра каждой взаимосвязи и взаимозависимости. Авторами предложено для поиска множества оптимальных решений осуществить многослойное кодирование.

$$p_i = \frac{f(Hr_i)}{\sum_{i=1}^{Nhr} f(Hr_i)} \quad (5)$$

где $f(Hr_i)$ — взаимозависимость i-й количества единичностей в единице (скрутка); Nhr — количество единичностей, которые можно оценить с помощью нахождения множества решений.

Каждая единичность содержит информацию о связях в сети между нейронами и её весах. Структурная схема алгоритма для решения поставленной задачи представлена на рисунке 1. С ростом числа единичностей (Nhr), количество которых задает пользователь, прямо пропорционально растут единицы, способные формировать множество решений.

Для реализации последней процедуры — нахождения множества решений в прогнозировании использован иерархический метод теории взаимозависимого анализа K-средних [12, с. 53]. Использована стратегия объединения исходных данных единиц (скруток). Изначально каждому наблюдению соответствуют вычисление центра каждой взаимозависимости и взаимосвязи; вычисление матрицы расстояний отображены на рисунке 1. Следующие действия определяют процедуру центра (μ_j, j = 1, 2, …[2], t)

каждого из t единиц компоненты вычисляются как среднее арифметическое, входящее в эту единицу. В центре каждой единицы j вычисляется сумма квадратов расстояний от j-го центра до i-го элемента (b_i).

$$V = \sum_{j=1}^{t} \sum_{b_i \in S_j} (b_i - \mu_j(b_i))^2, \quad (6)$$

где Sj — полученные единицы; $\mu_j(b_i)$ — центры масс векторов $b_i \in S_j$. Затем минимизируется суммарное квадратичное уклонение точек единиц от центра μ_j.

Результаты проверки расстояний от каждого элемента до центра единиц показывают, что необходимо продолжать процедуру или закончить выполнение алгоритма.

Исследование заданного алгоритма. Для проведения эксперимента в качестве функции ошибки (1) использовалась тестовая функция Бранислава (Branin's rcos function) [11, 12]:

$$Q(a_1, a_2) = (a_2 - \frac{5{,}1}{4\pi^2} a_1^2 + \frac{5}{\pi} a_1 - 6)^2 + 10 \times (1 - \frac{1}{8\pi}) \times \cos(a_1) + 10. \quad (7)$$

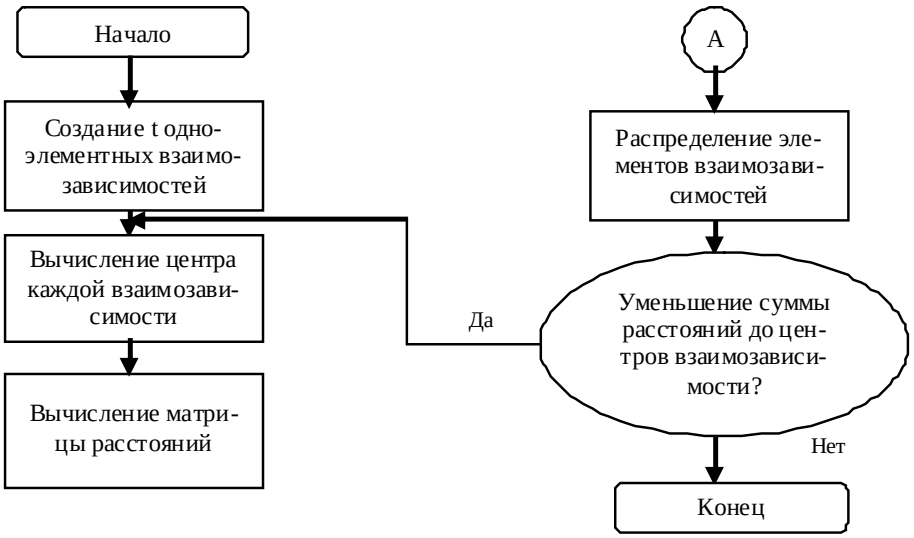

Рис. 1. Структурная схема алгоритма взаимозависимых данных (Составлено автором)

Аргументы () проходили изменения на интервале [-10; 20] по достижению минимума функции $Q(a_1, a_2)$. Поиск затрудняется тем, что функция Бранинса проявляет четыре основных экстремума, расположенных близко друг от друга.

При малом количестве единичностей содержится одно оптимальное правильное решение. С ростом параметра Nhr единичностей растет число точности попадания в число четырех решений. Данный эксперимент показывает, что при повышении порога единичностей в экономике свыше 90 дальнейшее приближение к истинному значению функции $Q(a_1, a_2)$. Результаты получены для поиска точности 0,01. Рассмотрена структура единиц единичностей, где исходными являлось множество вариантов единиц, объединенных в кластеры. Достаточным числом единичностей принята величина 90, мощность множества вариантов кластера выражена в поструктурной схеме алгоритмов для функции Бранинса, равна 83. Результаты работы алгоритма единиц единичностей приведены в таблице 1.

Таблица 1. Результаты работы алгоритма единиц единичностей *

Номер найденного кластера	Координаты центра кластера (a_1, a_2)	Значение функции $Q(a_1, a_2)$ в центре кластера	Соответствующие координаты экстремума функции	Значение функции $Q(a_1, a_2)$ в точке экстремума
1	(8,94; 2,35)	1,55	(9,42; 2,47)	0,39
2	(3,36; 1,65)	0,84	(3,1; 2,2)	
3	(-3,11; 12,21)	0,40	(-3,1; 12,2)	
4	(15,84; 13,39)	0,52	(15,7; 12,9)	

* Составлено автором

ВЫВОДЫ

Определено направление развития общества и внедрение государственной политики, сформирована новая парадигма по преодолению сложных системных преобразований в процессе принятия управленческих технических решений при раскрытии методологии синтеза модифицированной нейронной сети.

Проведен анализ и прогноз синтеза модифицированной нейронной сети при помощи методов; выявлено, каким образом протекают процессы при распознавании образов, взаимозависимостей, взаимосвязей; проведена классификация данных связей через аппроксимационную функцию.

Разработаны подходы, основанные на использовании эволюционных алгоритмов к показателям сочетания материальных и финансовых ресурсов для создания структуры и настройки весов сети, применен модифицированный генетический алгоритм взаимосвязей и взаимозависимостей.

Сформирована методика для синтеза оптимальной структуры искусственной нейронной сети, основанная с помощью применения двух алгоритмов. Предложен модифицированный алгоритм единиц единичностей, который помогает находить множество оптимальных вариантов.

Рассмотрен метод единиц единичностей и выявлено, что при помощи этого метода возможно создать одноэлементные взаимозависимости, что позволяет разделить области единичностей, найти в них центры каждой взаимосвязи и взаимозависимости, вычисляя матрицы и уменьшая расстояния к центрам. Сравнивая данный метод с методом обратного распространения ошибки, мы видим, что предложенная процедура имеет свои преимущества, которые выражены в том, что подбор весов осуществляется вне зависимости от формы и количества локальных экстремумов. Такая позиция дает возможность при настройке весов нейронных сетей и её структуры отыскать множество оптимальных вариантов, что предоставляется при исследованиях, а также преодолеть сложные системные преобразования в процессе принятия управленческих технических решений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. — 2-е изд. — М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2006. — 220 с.

2. Witold Bargiela, Andrzeyj and Pedrycz. Granular Computing: An introduction / Bargiela, Andrzeyj and Pedrycz, Witold. — Kluwer Academic Publishers, 2003. — 5 p.

3. Барский А.Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений / А.Б. Барский. — М.: «Финансы и статистика», 2004. — 398 с.

4. Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Оссовский. — М: «Финансы и статистика», 2002. — 365 с.

5. Терехов В.А. Нейросетевые системы управления / В.А. Терехов, Д.В. Уфимов, И.Ю. Тюкин. — М.: «Радиотехника», 2002. — 467с.

6. Zurada J.M. Introduction to artificial neural systems / J.M. Zurada. — PWS Publishing Company, 1992. — 785 pp.

7. Haykin S. Neural networks. A comprehensive foundations / S. Haykin. — McMillan Colleqe Publ. Co. — NY., 1994. — 696 pp.

8. Горбань А.Н. Нейронные сети на персональном компьютере / А.Н. Горбань, Д.А. Россиев. — Новосибирск: Наука (Сиб. отделение), 1996. — 276 с.

9. Горбань А.Н. Обобщенная аппроксимационная теорема и вычислительные возможности нейронных сетей / А.Н. Горбань // Сибирский журнал вычислительной математики. — 1998. — № 1. — С. 12–24.

10. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника / Ф. Уоссермен. — М.: Мир, 1992. — 161 с.

11. Гладков Л.А. Генетические алгоритмы / Л.А. Гладков, В.В. Курейчик, М.В. Курейчик. — 2-е изд. — М.: Физматлит, 2006. — 320 с.

12. Бондаренко И.Б. Синтез оптимальных искусственных нейронных сетей с помощью модифицированного генетического алгоритма / И.Б. Бондаренко, Ю.В. Гатчин, В.Н. Гераничев // Научно-технический вестник информационных технологий, механика и оптики. — 2012. — № 2 (78). — С. 51–55.

SPISOK LITERATURY

1. Khaykin S. Neyronnyye seti: polnyy kurs / S. Khaykin. — 2-ye izd. — M.: OOO «I.D. Vil'yams», 2006. — 220 s.

2. Witold Bargiela, Andrzeyj and Pedrycz. Granular Computing: An introduction / Bargiela, Andrzeyj and Pedrycz, Witold. — Kluwer Academic Publishers, 2003. — 5 p.

3. Barskiy A.B. Neyronnyye seti: raspoznavaniye, upravleniye, prinyatiye resheniy / A.B. Barskiy. — M.: «Finansy i statistika», 2004. — 398 s.

4. Ossovskiy S. Neyronnyye seti dlya obrabotki informatsii / S. Ossovskiy. — M: «Finansy i statistika», 2002. — 365 s.

5. Terekhov V.A. Neyrosetevyye sistemy upravleniya / V.A. Terekhov, D.V. Ufimov, I.Yu. Tyukin. — M.: «Radiotekhnika», 2002. — 467 s.

6. Zurada J.M. Introduction to artificial neural systems / J.M. Zurada. — PWS Publishing Company, 1992. — 785 pp.

7. Haykin S. Neural networks. A comprehensive foundations / S. Haykin. — McMillan Colleqe Publ. Co. — NY., 1994. — 696 pp.

8. Gorban' A.N. Neyronnyye seti na personal'nom komp'yutere / A.N. Gorban', D.A. Rossiyev. — Novosibirsk: Nauka (Sib. otdeleniye), 1996. — 276 s.

9. Gorban' A.N. Obobshchennaya approksimatsionnaya teorema i vychislitel'nyye vozmozhnosti neyronnykh setey / A.N. Gorban' // Sibirskiy zhurnal vychislitel'noy matematiki. — 1998. — № 1. — S. 12–24.

10. Uossermen F. Neyrokomp'yuternaya tekhnika / F. Uossermen. — M.: Mir, 1992. — 161 s.

11. Gladkov L.A. Geneticheskiye algoritmy / L.A. Gladkov, V.V. Kureychik, M.V. Kureychik. — 2-ye izd. — M.: Fizmatlit, 2006. — 320 s.

12. Bondarenko I.B. Sintez optimal'nykh iskusstvennykh neyronnykh setey s pomoshch'yu modifitsirovannogo geneticheskogo algoritma / I.B. Bondarenko, Yu.V. Gatchin, V.N. Geranichev // Nauchno-tekhnicheskiy vestnik informatsionnykh tekhnologiy, mekhanika i optiki. — 2012. — № 2 (78). — S. 51–55.

Статья поступила в редакцию 19 февраля 2018 года

Статья одобрена к печати 28 марта 2018 года